



Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Centro de Ciências Sociais

Faculdade de Ciências Econômicas

Thiago Drummond de Mendonça Giudici

**Ensaio sobre o ciclo de negócios no Brasil: uma aplicação de
modelos VAR identificados via heterocedasticidade**

Rio de Janeiro

2023

Thiago Drummond de Mendonça Giudici

**Ensaio sobre o ciclo de negócios no Brasil: uma aplicação de modelos VAR
identificados via heterocedasticidade**



Tese apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor, ao Programa de Pós-Graduação em Economia, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro.

Orientador: Prof. Dr. Elcyon Caiado Rocha Lima

Rio de Janeiro

2023

CATALOGAÇÃO NA FONTE
UERJ/REDE SIRIUS/BIBLIOTECA CCS/B

C331 Giudici, Thiago Drummond de Mendonca
Tese Ensaios sobre o ciclo de negócios no Brasil: uma aplicação de
modelos VAR identificados via heterocedasticidade / Thiago
Drummond de Mendonca Giudici. – 2023.
107 f.

Orientador: Prof. Dr Elcyon Caiado Rocha Lima
Tese (Doutorado em Ciências Econômicas) – Universidade do
Estado do Rio de Janeiro, Faculdade de Ciências Econômicas.

1. Negócios –Brasil - Teses. 2. Modelos econômicos - Teses. I.
Lima, Elcyon Caiado Rocha. II. Universidade do Estado do Rio de
Janeiro. Faculdade de Administração e Finanças. III. Título.

CDU 35(815.3)

Bibliotecária: Lucia Andrade CRB7/5272

Autorizo, apenas para fins acadêmicos e científicos, a reprodução total ou parcial desta
dissertação, desde que citada a fonte.

Assinatura

Data

Thiago Drummond de Mendonça Giudici

**Ensaio sobre o ciclo de negócios no Brasil: uma aplicação de modelos VAR
identificados via heterocedasticidade**

Tese apresentada, como requisito parcial
para obtenção do título de Doutor, ao Pro-
grama de Pós-Graduação em Economia, da
Universidade do Estado do Rio de Janeiro.

Aprovado em 19 de dezembro de 2023.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Elcyon Caiado Rocha Lima (Orientador)
Faculdade de Ciências Econômicas – UERJ

Prof. Dr. Christiano Arrigoni Coelho
Faculdade de Ciências Econômicas – UERJ

Prof. Dr. Alexandre Barros de Cunha
Universidade Federal do Rio de Janeiro

Prof. Dr. Eduardo Pontual Ribeiro
Universidade Federal do Rio de Janeiro

Prof. Dr. Marco Antônio Freitas de Hollanda Cavalcanti
Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro

Rio de Janeiro

2023

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a todos aqueles que perderam suas vidas devido à COVID-19 e a Deus que protegeu a minha família durante esses tempos desafiadores.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar minha sincera gratidão ao Professor Dr. Elcyon Caiado Rocha Lima por sua notável didática e impacto significativo em minha jornada acadêmica. Suas aulas envolventes e claras foram uma fonte constante de inspiração, despertando meu interesse por diversos temas, entre os quais, mais tarde, um deles se tornou o foco desta tese. Sua orientação proporcionou contribuições valiosas e essenciais para o desenvolvimento deste trabalho.

Quero agradecer à minha família, cujo apoio inabalável e comprometimento com a educação moldaram não apenas minha jornada acadêmica, mas também a pessoa que me tornei, oferecendo suporte emocional e compreensão nos momentos desafiadores. Agradeço pelo amor constante e pela confiança em meu potencial.

Quero expressar minha gratidão à Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ) pela oportunidade de realizar este trabalho de pesquisa. Agradeço à instituição pelo suporte acadêmico, recursos e ambiente propício ao desenvolvimento desta tese. E a todos os professores do Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas da UERJ, cuja dedicação, conhecimento e didática foram fundamentais para o meu crescimento.

Este trabalho é fruto do suporte financeiro fornecido pela Fundação Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior.

“Esse negócio de entender de uma coisa, tem que amar. Quando você ama, isso cria uma capacidade. Você se interessa pela coisa, você começa a olhar.”

Tom Jobim

RESUMO

GIUDICI, T. D. M. *Ensaio sobre o ciclo de negócios no Brasil: uma aplicação de modelos VAR identificados via heterocedasticidade*. 2023. 107 f. Tese (Doutorado em Economia) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2023.

Esta tese é composta de três estudos que visam obter fatos estilizados sobre diferentes aspectos do ciclo de negócios no Brasil. Na literatura brasileira, os estudos que pretendem obter fatos estilizados, a partir de modelos SVAR (Vetor Autorregressivo Estrutural), adotam hipóteses de identificação controversas e não orientadas por dados. Assim, a identificação via heterocedasticidade surge como uma alternativa, pois elimina em grande parte a necessidade de impor restrições de identificação. Contudo, essa abordagem é viável se os parâmetros do modelo SVAR forem constantes e apenas as variâncias dos resíduos do SVAR alterarem ao longo do tempo. O primeiro artigo estima um modelo SVAR identificado via heterocedasticidade, como proposto por Brunnermeier et al. (2021), e encontra fortes evidências, para as variáveis selecionadas, de mudanças de regime nas variâncias dos resíduos, com os demais parâmetros permanecendo constantes. Os principais resultados do artigo são: mesmo diante do pequeno tamanho amostral dos dados brasileiros, a datação cuidadosa dos regimes possibilitou a identificação via heterocedasticidade de diversos tipos de choques macroeconômicos; entre estes, um novo e relevante choque associado a expectativas pessimistas sobre a atividade econômica; o artigo também estima um modelo identificado por restrições de sinais, que apresenta funções impulso resposta semelhantes em relação à metodologia mais agnóstica. Portanto, o estudo obtém fatos estilizados, por meio de uma metodologia menos controversa, que apresenta resultados que corroboram a teoria econômica utilizada pela abordagem de restrições de sinais. O segundo artigo tem como propósito analisar o impacto de choques macroeconômicos no mercado de trabalho de forma desagregada. O modelo FAVAR é o mais adequado para esse tipo de estudo devido ao grande número de variáveis analisadas. Ao revisar a literatura existente, nota-se a ausência de uma aplicação deste tipo de modelo identificado via heterocedasticidade. Nesse contexto, o estudo desenvolve um modelo FAVAR identificado via heterocedasticidade, baseada nos trabalhos de Bernanke, Boivin e Elias (2005) e Brunnermeier et al. (2021). A escolha dos regimes segue como base o primeiro artigo devido à semelhança das variáveis utilizadas com a equação de transição do FAVAR. Os resultados obtidos apresentam fatos estilizados que respaldam a teoria de agentes heterogêneos no mercado de trabalho durante as fases do ciclo de negócios. Por fim, o terceiro artigo tem como objetivo principal obter fatos estilizados relacionados ao setor externo. O estudo analisa o fenômeno da curva J e da condição de Marshall-Lerner na balança comercial, estratificada em cinco setores, por meio da identificação via heterocedasticidade. Não são observadas evidências da curva J entre os setores analisados, com exceção do setor de bens de capital. Há evidências da condição de Marshall-Lerner, ou seja, é observado uma melhora a longo prazo em setores analisados, corroborando a recente literatura brasileira sobre o tema.

Palavras-chave: Ciclo de Negócios. Modelos VAR Estruturais. Identificação via heterocedasticidade.

ABSTRACT

GIUDICI, T. D. M. *Essays on the business cycle in Brazil: an empirical analysis of VAR models identified via heteroskedasticity*. 2023. 107 f. Tese (Doutorado em Economia) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2023.

This thesis analyzes the Brazilian business cycle and is composed of three studies. In the Brazilian literature, articles aiming to obtain stylized facts using Structural Vector Autoregressive (SVAR) models adopt controversial identification hypotheses. The identification via heteroskedasticity emerges as an alternative as it eliminates the need to impose identification restrictions from economic theory. However, this approach is viable if the parameters of the SVAR model are constant, and only the variances of the SVAR residuals change over time. The first article estimates a SVAR model identified via heteroskedasticity, as proposed by Brunnermeier et al. (2021), and finds strong evidence, for the selected variables, of regime changes in the variances of residuals, with other parameters remaining constant. The main results of the article are: despite the small sample size of Brazilian data, the selection of the regimes enabled the identification via heteroskedasticity of several macroeconomic shocks; among these, a new and relevant shock related to pessimism about the future expectations of economic activity; the article also estimates a model identified by sign restrictions, which shows impulse response functions similar to the heteroskedasticity approach. Therefore, the study shows stylized facts through a less controversial methodology, yielding results that support the economic theory used by the sign restrictions approach in Brazil. The second article aims to analyze the impact of macroeconomic shocks on the labor market by workers' education attainment. For this purpose, a methodology is developed to identify a FAVAR model via heteroskedasticity, based on the works of Bernanke, Boivin e Elias (2005) and Brunnermeier et al. (2021). From a theoretical point of view, this work is the first to use this type of identification in a FAVAR. The choice of regimes follows the first article due to the similarity of the variables used in the FAVAR transition equation. Several macroeconomic shocks are identified with evidence of heterogeneity impact on the labor market since workers with higher education are the least impacted. The results support the theory of heterogeneous agents in the labor market during the business cycle. Finally, the third article aims to obtain stylized facts related to the external sector. The study analyzes the J-curve and the Marshall-Lerner condition in the trade balance of major economic categories through a SVAR identified via heteroskedasticity. Although no significant evidence of the J curve is found, there are some indications of its occurrence in the trade balance of capital goods. There are significant evidences supporting the Marshall-Lerner condition across all sectors analyzed, i.e., an positive impact on the trade balance following currency devaluations, supporting recent Brazilian literature on this subject.

Keywords: Business Cycle. Identification via heteroskedasticity. Structural vector autoregression.

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

| | |
|--------|---|
| ADF | Augmented Dickey Fuller |
| ARDL | Autorregressivos de Defasagens Distribuídas |
| BCB | Banco Central do Brasil |
| CAGED | Cadastro Geral de Empregados e Desempregado |
| CLT | Consolidação das Leis do Trabalho |
| CPB | Central Planning Bureau |
| CRB | <i>Commodity Research Bureau Index</i> |
| EMBI | <i>Emerging Markets Bond Index</i> |
| GDP | <i>Gross Domestic Product</i> |
| FAVAR | <i>Factor Augmented Vector Autoregressive</i> |
| FDP | Função densidade de probabilidade |
| IBC-BR | Índice de Atividade Econômica do Banco Central |
| IC-Br | Índice de Commodities – Brasil |
| IBGE | Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística |
| IBRE | Instituto Brasileiro de Economia |
| IPCA | Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo |
| IPI | Índice de Produção Industrial |
| KPSS | Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin |
| MCE | Modelo de correções de erros |
| MDD | <i>Marginal Data Density</i> |
| MDIC | Ministério da Indústria, Comércio Exterior e Serviço |
| MSVAR | Vetores Autorregressivos com mudança de regime Markoviana |
| OCDE | Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico |
| PIB | Produto Interno Bruto |
| PME | Pesquisa mensal de emprego |
| PNAD | Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios |
| RAIS | Relação Anual de Informações Sociais |
| SECEX | Secretaria de Comércio Exterior |
| Selic | Sistema Especial de Liquidação e Custódia |
| USD | United States Dollar |
| SVAR | Vetores Autoregressivos Estruturais |
| VAR | Vetores Autoregressivos |
| VEC | Vetores de Correção de Erros |

SUMÁRIO

| | | |
|---------|---|----|
| | INTRODUÇÃO | 12 |
| 1 | THE BUSINESS CYCLE IN BRAZIL: IDENTIFICATION VIA HETEROSKEDASTICITY | 16 |
| 1.1 | Introduction | 17 |
| 1.2 | Related literature | 18 |
| 1.3 | Methodology | 22 |
| 1.3.1 | <u>Structural VAR model</u> | 22 |
| 1.3.2 | <u>Structural VAR model and identification via heteroskedasticity</u> | 22 |
| 1.4 | The Brunnermeier et al. (2021) approach. | 24 |
| 1.4.1 | <u>Distribution of shocks</u> | 24 |
| 1.4.2 | <u>Bayesian inference</u> | 25 |
| 1.4.2.1 | Priors | 25 |
| 1.4.2.2 | Gibbs sampling | 25 |
| 1.5 | Estimation | 29 |
| 1.5.1 | <u>Data</u> | 29 |
| 1.5.2 | <u>Regime choices</u> | 29 |
| 1.5.3 | <u>Base model</u> | 32 |
| 1.6 | Results | 33 |
| 1.6.1 | <u>Volatilities across exogenously specified regimes</u> | 33 |
| 1.6.2 | <u>Impulse response functions</u> | 34 |
| 1.6.3 | <u>Biggest shocks</u> | 38 |
| 1.7 | Final Remarks | 38 |
| 2 | IMPACTOS DESAGREGADOS DE CHOQUES MACROECONÔMICOS SOBRE O MERCADO DE TRABALHO NO BRASIL: UMA ANÁLISE VIA FAVAR IDENTIFICADO VIA HETEROCEDASTICIDADE | 40 |
| 2.1 | Introdução | 41 |
| 2.2 | Revisão de literatura | 42 |
| 2.3 | Metodologia | 48 |
| 2.3.1 | <u>Estrutura do modelo</u> | 48 |
| 2.3.2 | <u>Prioris e extrações dos parâmetros</u> | 49 |
| 2.3.2.1 | Extrações dos parâmetros θ_{Tr} da equação de transição | 50 |
| 2.3.2.2 | Extrações dos parâmetros θ_M da equação da medida | 50 |
| 2.3.3 | <u>Resumo do procedimento e obtenção das funções impulso resposta</u> | 51 |
| 2.4 | Estimação | 52 |
| 2.4.1 | <u>Dados</u> | 52 |

| | | |
|---------|--|-----|
| 2.4.1.1 | Fatores observáveis Y_t | 52 |
| 2.4.1.2 | Variáveis observadas X_t | 53 |
| 2.4.2 | Fatores latentes F_t | 53 |
| 2.4.3 | Transformação das variáveis | 54 |
| 2.4.4 | Datação dos regimes da equação de transição | 54 |
| 2.4.5 | Escolha do modelo final da equação de transição | 56 |
| 2.5 | Resultados | 56 |
| 2.5.1 | Variâncias dos choques estruturais entre os regimes | 56 |
| 2.5.2 | Funções Impulso Resposta | 57 |
| 2.5.3 | Funções Impulso Resposta do saldo de admitidos por grau de instrução | 59 |
| 2.5.4 | Funções Impulso Resposta sobre outras variáveis agregadas | 61 |
| 2.5.5 | Maiores choques | 64 |
| 2.6 | Considerações finais | 64 |
| 3 | ANÁLISE EMPÍRICA DA CURVA J E DA CONDIÇÃO DE MARSHALL-LERNER A PARTIR DE UM VAR IDENTIFICADO VIA HETEROCEDASTICIDADE PARA A ECONOMIA BRASILEIRA | 67 |
| 3.1 | Introdução | 68 |
| 3.2 | Revisão da literatura | 69 |
| 3.2.1 | Modelo teórico e Condição de Marshall-Lerner | 69 |
| 3.2.2 | Literatura empírica sobre a ocorrência da curva J e da condição Marshall-Lerner | 71 |
| 3.3 | Metodologia e Estimação | 74 |
| 3.3.1 | Dados | 74 |
| 3.3.2 | Escolha dos regimes | 75 |
| 3.4 | Resultados | 77 |
| 3.4.1 | Funções impulso resposta | 77 |
| 3.4.2 | Choque cambial | 78 |
| 3.4.3 | Outros choques | 78 |
| 3.5 | Considerações finais | 80 |
| | CONCLUSÃO | 81 |
| | REFERÊNCIAS | 84 |
| | APÊNDICE A – Hyperparameter values used in dummy observations | 92 |
| | APÊNDICE B – Markov switching model result | 93 |
| | APÊNDICE C – Impulse response functions. All variables | 94 |
| | APÊNDICE D – Sign restrictions identification | 95 |
| | APÊNDICE E – Identificação via heterocedasticidade | 97 |
| | APÊNDICE F – Descrição das variáveis | 103 |
| | APÊNDICE G – Estimação dos fatores, método não paramétrico | 104 |
| | APÊNDICE H – Resultado do teste de cointegração de Johansen | 105 |

| | |
|---|-----|
| APÊNDICE I – Variâncias dos choques entre os regimes | 106 |
| APÊNDICE J – Maiores choques | 107 |

INTRODUÇÃO

Esta tese está em formato de artigo. São três estudos que visam obter fatos estilizados sobre diferentes aspectos do ciclo de negócios a partir de uma abordagem metodológica ainda não explorada na literatura brasileira. O primeiro artigo apresenta e estabelece os determinantes para aplicação desta nova abordagem no Brasil, os quais são utilizados como base nos artigos subsequentes. O segundo artigo, por sua vez, expande a aplicação da metodologia ao incorporar dados desagregados do mercado de trabalho, apresentando uma inovação metodológica na literatura de VAR estrutural. Por fim, o terceiro artigo se diferencia dos anteriores ao utilizar um modelo de economia aberta.

A análise de dados econômicos possui uma dicotomia entre duas abordagens distintas: a primeira, baseada na aplicação de teorias preexistentes que guiam o processo de estimação; a segunda, que preconiza a autonomia dos dados, assumindo que estes têm a capacidade intrínseca de revelar padrões e relações sem depender de um arcabouço teórico predefinido. Neste estudo, opta-se pela segunda abordagem, proporcionando uma análise mais flexível e adaptativa às mudanças em um ambiente econômico dinâmico e possibilitando a descoberta de padrões não previstos. No entanto, essa abordagem mais agnóstica pode resultar em interpretações menos estruturadas e mais susceptíveis a interpretações subjetivas.

Isso posto, o principal objetivo do primeiro artigo é obter fatos estilizados relacionados ao ciclo de negócios no Brasil por meio de uma abordagem de identificação, em modelos SVAR (Vetor Autorregressivo Estrutural)¹, não sujeita às críticas das restrições de zeros e de sinais. Embora essas sejam as mais predominantes na literatura brasileira (MOREIRA; FLORÊNCIA; LIMA, 1998; SACHSIDA; SCHETTINI; GOUVÊA, 2017; LIMA; MARTINEZ; CERQUEIRA, 2018), a primeira abordagem apresenta controvérsias na determinação da posição dos zeros na matriz de relações contemporâneas (COOLEY; LEROY, 1985)², enquanto na segunda, os resultados estão condicionados à teoria econômica utilizada para identificar os choques (STOCK; WATSON, 2016; DIEPPE; ROYE; LEGRAND, 2016).

Estudos como os de Tomazzia e Meurer (2010), Marodin e Portugal (2018) e Fon-

¹ Desde o estudo seminal de Sims (1980), os modelos VAR estruturais têm sido amplamente utilizados na literatura econômica. A suposição fundamental de que choques estruturais devem ser exógenos e não correlacionados não é suficiente para identificá-los. Portanto, impõem-se restrições adicionais para uma identificação única ou, no mínimo, para caracterizá-los de maneira a torná-los distintos.

² Os autores destacam que as estruturas recursivas impostas na matriz de relações contemporâneas entre as variáveis, por meio da decomposição de Cholesky (restrições de 0), raramente são observadas em modelos de equilíbrio geral.

seca, Araújo e Araújo (2019), utilizam modelos com mudança de regime markoviano e apontam diferentes dinâmicas ao longo do ciclo de negócios no Brasil. No presente estudo, ao estimar um modelo MS (Markov Switching)-VAR para as variáveis selecionadas, os resultados da estimação apontam indícios de mudanças de regimes nas variâncias dos resíduos ao longo do período analisado. Ao calcular a função de probabilidade marginal (FDP) dos dados³, são observadas fortes evidências de que apenas as variâncias dos resíduos variam ao longo do tempo, enquanto os demais parâmetros permanecem constantes.

Assim, a identificação via heterocedasticidade surge como uma alternativa em relação às abordagens anteriores utilizadas na literatura brasileira em modelos SVAR. Inicialmente proposta por Rigobon (2003), essa metodologia tem sido aprimorada na literatura de VAR estrutural em trabalhos como Lutkepohl e Wozniak (2020) e Brunnermeier et al. (2021), por meio de um procedimento bayesiano. Essa metodologia de identificação se diferencia por sua abordagem mais agnóstica, utilizando apenas a informação contida nos dados em relação à volatilidade temporal das variâncias dos resíduos estimados. Além disso, elimina quase toda a incerteza sobre a forma estrutural quando comparado à abordagem de restrições de sinais, uma vez que a matriz de relações contemporâneas entre as variáveis é única⁴. Contudo, essa abordagem é viável apenas se os parâmetros do modelo forem constantes e apenas as variâncias dos resíduos se alterarem ao longo do tempo.

Existem duas abordagens principais para modelar mudanças na volatilidade. A primeira envolve a especificação exógena das datações dos regimes (RIGOBON, 2003; LANNE; LUTKEPOHL, 2008; BRUNNERMEIER et al., 2021), com base em análises qualitativas ou estatísticas prévias. A segunda abordagem consiste em modelar endogenamente a volatilidade no modelo, utilizando um processo de mudança de regime markoviano (TURNIP, 2017; LUTKEPOHL; WOZNIAK, 2020). A abordagem endógena torna-se impraticável em modelos que possuem um grande número de variáveis, com longas defasagens e múltiplos regimes (LUTKEPOHL; NETSUNAJEV, 2017), como é o caso do estudo em tela. Portanto, o estudo utiliza a abordagem exógena, como proposta por Brunnermeier et al. (2021).

Mesmo diante do pequeno tamanho amostral dos dados brasileiros, a datação cuidadosa dos regimes permitiu a identificação, via heterocedasticidade, de diversos tipos de choques macroeconômicos, como o de política monetária, cambial, e um novo choque

³ Utilizando o algoritmo desenvolvido por Brunnermeier et al. (2021).

⁴ A metodologia de restrições de sinais realiza várias combinações lineares das colunas da matriz de relações contemporâneas entre as variáveis, em cada etapa do algoritmo, para encontrar uma forma estrutural que produza funções impulso resposta com os sinais do impacto nas variáveis de acordo com os escolhidos pelos autores (ver Dieppe, Roye e Legrand (2016) e Arias, Rubio-Ramírez e Waggoner (2018))

potencial de grande relevância para o país, denominado “expectativas negativas sobre a economia”. Por fim, é estimado um modelo identificado por restrições de sinais para comparação dos resultados obtidos. As respostas das variáveis aos diferentes choques são similares em ambos os métodos de identificação, apresentando mais uma evidência de que os parâmetros, exceto as variâncias dos resíduos, permanecem constantes ao longo do período analisado, além de fatos estilizados que respaldam a teoria econômica utilizada na metodologia de restrições de sinais.

Uma abordagem mais desagregada dos dados é apresentada no segundo artigo. Recentemente, a literatura tem destacado a crescente importância dos impactos heterogêneos de choques macroeconômicos sobre o mercado de trabalho, devido à sua influência em questões socioeconômicas como mobilidade social e pobreza. Nesse contexto, o principal objetivo do artigo é obter fatos estilizados no contexto da teoria de agentes heterogêneos no mercado de trabalho ao longo das fases do ciclo de negócios.

O artigo estratifica os grupos de trabalhadores em nove níveis de instrução, a partir dos dados do CAGED (O Cadastro Geral de Empregados e Desempregados) e analisa diversas outras variáveis relacionadas ao mercado de trabalho brasileiro. O modelo FAVAR é o mais adequado para esse tipo de estudo devido ao grande número de variáveis utilizadas (BERNANKE; BOIVIN; ELIASZ, 2005; ZENS; BOCK; ZORNER, 2020). Ao revisar a literatura existente, nota-se a ausência de uma aplicação deste tipo de modelo identificado via heterocedasticidade. Nesse cenário, o estudo desenvolve um modelo FAVAR identificado via heterocedasticidade, em parte baseado nos trabalhos de Bernanke, Boivin e Eliaz (2005) e Brunnermeier et al. (2021).

A escolha dos regimes segue como base o primeiro artigo devido à semelhança das variáveis utilizadas com a equação de transição do FAVAR. Os resultados da estimação apresentam fatos estilizados que corroboram a teoria sobre agentes heterogêneos no mercado de trabalho (BLANCHARD, 1995; RAVENNA; WALSH, 2012). Em outras palavras, há evidências de que os grupos de trabalhadores com maiores níveis de instrução são menos impactados pelos choques macroeconômicos. Esses resultados reforçam a necessidade de pesquisas adicionais para uma compreensão mais abrangente dos impactos diferenciados sobre o mercado de trabalho durante as fases do ciclo de negócios no Brasil, bem como do papel das políticas públicas na mitigação de impactos negativos para determinados segmentos da sociedade.

Além disso, os resultados mostram que: um choque restritivo na política monetária e de expectativas negativas em relação à economia resultam em uma redução e estagnação no mercado de trabalho, afetando principalmente as admissões em comparação aos desligamentos, culminando em uma redução no *turnover*. É observado um aumento no salário médio após a ocorrência desses dois tipos de choques. Por outro lado, choques cambiais apresentam impactos significativos apenas no curto prazo, especialmente sobre trabalhadores menos instruídos.

Os dois artigos anteriores empregam um conjunto mais abrangente de variáveis em comparação com a maioria dos estudos que exploram o ciclo de negócios no Brasil por meio de modelos VAR. No entanto, os modelos utilizados representam uma economia fechada. Isto posto, o terceiro artigo tem como objetivo principal obter fatos estilizados relacionados ao setor externo. Recentemente, estudos que investigam o impacto das flutuações cambiais nas transações comerciais brasileiras têm ganhado considerável destaque. Trabalhos como os de Mortatti, Miranda e Bacchi (2011), Scalco, Carvalho e Campos (2012), Arruda, Castelar e Martins (2019) e Arruda, Brito e Castelar (2022) apontam evidências empíricas da condição de Marshall-Lerner, ou seja, desvalorizações cambiais têm um impacto positivo na balança comercial brasileira. No entanto, a hipótese da Curva J sugere que, a curto prazo, uma desvalorização cambial pode deteriorar o saldo da balança comercial devido à rigidez nos preços dos contratos de câmbio e à defasagem na resposta da oferta e demanda dos agentes econômicos.

Ao revisar a literatura sobre o tema, nota-se que grande parte dos artigos utilizam modelos VEC (Vetores de Correção de Erros), no entanto, o estudo pretende analisar tais fenômenos a partir de um VAR identificado via heterocedasticidade devido as evidências, dos artigos anteriores, da possibilidade de identificação de choques cambiais por meio desta metodologia. Portanto, este é o primeiro estudo a analisar empiricamente esses fenômenos a partir da identificação via heterocedasticidade na literatura brasileira.

O estudo desagrega a balança comercial brasileira em cinco categorias: bens de capital, combustíveis e lubrificantes, bens semiduráveis e não duráveis, bens intermediários e bens duráveis. Os principais resultados encontrados são: o estudo apresenta fatos estilizados que corroboram com a condição de Marshall-Lerner, em todos os setores. Ou seja é observada uma melhora a médio prazo na balança comercial brasileira após desvalorizações cambiais, respaldando a recente literatura brasileira sobre o tema. Não é observada evidências significativas da curva J entre os setores analisados. No entanto, há indícios de que esse fenômeno pode ocorrer especificamente no segmento de bens de capital. Diante disso, ressalta-se a necessidade de realizar uma análise mais abrangente desse fenômeno, considerando as particularidades de cada categoria.

A tese, portanto, preenche lacunas metodológicas na análise do ciclo de negócios no Brasil, obtendo fatos estilizados valiosos para formuladores de políticas e pesquisadores por meio de uma abordagem orientada pelos dados e menos controversa em relação às anteriormente utilizadas no país.

1 THE BUSINESS CYCLE IN BRAZIL: IDENTIFICATION VIA HETEROSKEDASTICITY

Thiago Drummond de Mendonça Giudici*

Elcyon Caiado Rocha Lima**

Abstract

This article analyzes the Brazilian business cycle from January 2000 to February 2020 using a Structural Vector Autoregression (SVAR) model. The model was identified via heteroskedasticity as proposed by Brunnermeier et al. (2021), but with a different set of macro variables and methods to identify regimes. We found regimes with sufficient persistence and variability over time in the residual covariance matrices and we provide evidence that the remaining parameters are constant, which allows us to identify several macroeconomic shocks. This study innovates in relation to previous works in the Brazilian literature because it is the first to identify a structural VAR for Brazil via heteroskedasticity. We found that a restrictive monetary policy shock has a delayed effect in depressing prices. An exchange rate shock has a stronger impact on prices than monetary policy shocks. An external shock in commodity prices leads to currency appreciation as well as an increase in economic activity and prices, during the first year after the shock. We identified a new shock related to a pessimistic outlook regarding the future expectations of economic activity. We compared these results with the ones obtained via the sign restrictions approach.

Keywords: Structural vector autoregression. Identification via heteroskedasticity. Macroeconomic shocks. Business cycle

JEL Classification: C11 E31 E32 E40 E52

*PhD student at PPGCE-UERJ

**Associate professor at PPGCE - UERJ

1.1 Introduction

The stability and reliability of monetary policy conduct over the last two decades in Brazil, since the adoption of the inflation targeting regime⁵, has allowed the elaboration of several works that apply structural VAR models using Brazilian economic data (CÉSPEDES; LIMA; MAKA, 2008; MENDONÇA; MEDRANO; SACHSIDA, 2008; ALMEIDA; ALVES; LIMA, 2011; LIMA; MARTINEZ; CERQUEIRA, 2018).

The structural form aims to isolate the effect of exogenous shocks, i.e., those unanticipated and uncorrelated with other shocks. Thus, it is possible to analyze the direct effect of a shock on a variable of interest in the economy without the contamination of other innovations (as in the case of a VAR in reduced form). Some examples of methods widely used in the structural VAR (SVAR) literature are: zero restrictions (SIMS, 1980; GORDON; LEEPER, 1994); identification by sign restrictions (UHLIG, 2005; BAUMEISTER; HAMILTON, 2015); and long-run identifying restrictions (BLANCHARD; WATSON, 1986; HUTCHISON; WALSH, 1992).

The main objective of the first article is to obtain stylized facts related to the business cycle in Brazil through an identification approach not yet explored in Brazilian literature. The article introduces and establishes the determinants for applying this new approach in Brazil, serving as the foundation for subsequent articles. We use a Bayesian structural vector autoregression model (BSVAR) with identification via heteroskedasticity, based on the algorithm developed by Brunnermeier et al. (2021)⁶. In this approach, if there are variations over time in the reduced form covariances matrices of residuals of the model, the identification no longer requires zero or sign restrictions (which are the most common methods of identification used in the Brazilian literature) in order to capture the effects of exogenous macroeconomic shocks on economic variables. Also, this type of identification eliminates almost all uncertainty about the structural form when compared to the sign restrictions approach, as the matrix of contemporary effects between the variables is unique⁷. Another interesting feature, from the heteroskedasticity identification, is the possibility of finding potential new relevant shocks for Brazil, not explored in the literature.

Due to the relatively small sample size of the Brazilian data, the choice of the beginning and the end of each regime has to be very cautious since this type of identification needs sufficient persistence and variation over time in the residual covariance matrices. For that, we use the

⁵ Brazil adopted the inflation targeting regime in June 1999, when the president issued Decree 3088. Since then, the Selic rate has been the main instrument for conducting monetary policy.

⁶ The code in the R software used in this study can be accessed at this link: <http://www.princeton.edu/~sims/>

⁷ The sign restrictions approach performs several linear combinations of the columns of the matrix of contemporary relationship between the variables, in each step of the algorithm, to find a structural form that produces impulse response functions with the impacts on variables according to the signs chosen by the authors (see Dieppe, Roye e Legrand (2016) and Arias, Rubio-Ramírez e Waggoner (2018)).

marginal data density (MDD)⁸ and an estimation of a VAR model with Markov switching (MS VAR), developed by Sims e Zha (2006) to select the regimes. We find evidence, for the selected variables and regimes, that the regime changes have occurred only in the variances of the residuals of the estimated VAR equations. The variability in reduced form covariance matrices, along the specified regimes, is sufficient for the identification of a BSVAR model by heteroskedasticity, without the need to impose further restrictions. We innovate in relation to previous studies by being the first to identify a structural VAR model for Brazil via heteroskedasticity. Finally, we estimate a BSVAR model via sign restrictions and compare some of its results to the ones from the heteroskedasticity approach.

Our main contributions to the literature are: 1) the agnostic approach of the identification via heteroskedasticity has enabled the identification of a new potential shock in Brazilian literature. We interpret it as a “pessimism” shock, in particular related to future expectations about economic activity. With the observed signs response of this shock, we used the methodology of sign restrictions that corroborated our findings; 2) our results from the heteroskedasticity identification suggests that the restrictions employed in the sign restrictions approach for identifying monetary and exchange rate shocks in Brazil are well-suited.

This paper is organized as follows: Section 1.2 contains a brief literature review of the main VAR models, identification methods and their results. Section 1.3 presents the methodology. Section 1.5 shows the variables, the data and regimes we used in the estimation. Section 1.6 presents the results, and the section 1.7 contains our final remarks.

1.2 Related literature

To obtain the structural shocks of the endogenous variables of the system of equations estimated in reduced form VAR models, the identification methods differ regarding statistical properties and the type of restrictions based on conventional macroeconomic theories. Examples of articles that make use of zero restrictions in the matrix of simultaneous relationships are Sims (1980) and Gordon e Leeper (1994). In the Brazilian context, we can mention Moreira, Florência e Lima (1998) and Céspedes, Lima e Maka (2008).

More recently, sign restrictions identification (UHLIG, 2005; BAUMEISTER; HAMILTON, 2015) has also been widely used in the Brazilian context (MENDONÇA; MEDRANO; SACHSIDA, 2008; LIMA; MAKHA; ALVES, 2011; LIMA; MARTINEZ; CERQUEIRA, 2018). For example, Lima, Martinez e Cerqueira (2018) used a different method than applied by other Brazilian researchers, without the identification problems pointed out by Arias, Rubio-Ramírez e Waggoner (2018), seeking to identify the impact on disaggregated prices of a monetary policy shock. In their setup, the impulse response functions must be: positive in the interest rate variable (Selic) and negative in the price variable (IPCA), economic activity (industrial production),

⁸ Calculated from the algorithm developed by Brunnermeier et al. (2021).

the monetary aggregate (M1), and in the exchange rate (R\$/US\$).

Another type of identification method, via heteroskedasticity, uses the statistical information contained in the data, such as volatility in residual variances from the model, to assist in the process of identifying shocks with less use of theoretical restrictions. This method, proposed by Rigobon (2003)⁹, has been improved in the literature on the identification of SVAR (LANNE; LUTKEPOHL; MACIEJOWSKA, 2010) and BSVAR models (KULIKOV; NETSUNAJEV, 2016; BRUNNERMEIER et al., 2021).

Table 1 display a summary of the results, from a few selected studies concerning monetary policy shocks.

Table. 1 - Summary of monetary policy shocks effects

| Article | Method | Dates-Month/Year | Country | Results |
|-------------------------------------|--------------------------------|-----------------------------------|---------------|---|
| (ALMEIDA; ALVES; LIMA, 2011) | BSVAR Sign Restrictions | 1999m1-2008m9 | Brazil | ↑ [*] ↓ _p [*] ↓ _y [*] ↓ _e [*] ↓ _m [*] ↑ _{swap} |
| (BRUNNERMEIER et al., 2021) | B-SVAR Heteroskedasticity | 1/1973m1-6/2015 | United States | ↑ _i ↓ _p ↓ _y ↓ _{cred} ↓ _m ↓ _{ic} |
| (CÉSPEDES; LIMA; MAKI, 2008) | SVAR Zero restriction(DAG) | 3/1999-12/2004m | Brazil | ↑ _i ↓ _y ↑ _p ↓ _e |
| (GORDON; LEEPER, 1994) | SVAR Zero restriction | 1971m1-1979m9 e 12/1981-4/1992 | United States | ↓ _i ↑ _m ↑ _p ↑ _y ↓ _u |
| (LIMA, 1990) | SVAR Zero restriction | 2/1971-12/1985 | Brazil | ↑ _i o _u o _p ↑ _d |
| (LIMA; MAKI; ALVES, 2011) | SVAR Zero restriction (DAG) | 3/1993-7/2008 | Brazil | ↑ _i ↓ _y o _p o _e ↓ _m ↑ _{swap} |
| (LIMA; MAKI; ALVES, 2011) | SVAR Sign Restrictions | 3/1993-7/2008 | Brazil | ↑ _i [*] ↓ _y [*] ↓ _p [*] ↓ _e [*] ↓ _m [*] ↑ _{swap} |
| (KULIKOV; NETSUNAJEV, 2016) | B-SVAR heteroskedasticity | Q2/1964-Q4/2009 | United States | ↑ _i ↑ _p ↓ _y |
| (MOREIRA; FLORÊNCIA; LIMA, 1998) | SVAR Zero restriction | 1/1991-5/1997 | Brazil | ↑ _i ↑ _e ↑ _p ↑ _u |
| (MENDONÇA; MEDRANO; SACHSIDA, 2008) | B-SVAR Sign Restriction | 7/1999-5/2010 | Brazil | ↑ _i ↓ _p [*] ↑ _e ↓ _y ↓ _{cred} |
| (TOMAZZIA; MEURER, 2010) | SVAR Zero restriction | 6/1995-1/2009 | Brazil | ↑ _i ↓ _e ↓ _p ↓ _y |
| (UHLIG, 2005) | B-SVAR Sign Restriction | 1/1965-12/2013 | United States | ↑ _i [*] ↓ _p [*] ↓ _y |

Source: The authors, 2023.

Notes: i-Interest rate; p-price index; y-economic activity; e-exchange rate; m-money stock; u-unemployment; cred-credit; ic-commodities price; d-debt
 ↑ - Positive effect; ↓ - Negative effect; ↓↑ - Depends on the model and data used; o No effect *Sign Restriction

In the Brazilian literature, a consensus seems to exist that a restrictive monetary policy shock decreases the output level with a certain lag, losing intensity in the long run. There are occurrences of a price puzzle¹⁰ in some studies, as well as mixed results regarding the impact on

⁹ In Brazil, Goncalves e Guimarães (2011) and Couto e Meurer (2017) identify shocks in monetary policy through heteroscedasticity using the methodology proposed by Rigobon (2003). The authors estimate simultaneous equations models and address the endogeneity issue based on the idea that on days when COPOM meetings occurred, the variance of interest rate shocks is higher compared to days without COPOM meetings. They provide evidence that the exchange rate does not directly respond to variations in the Selic rate but rather to the term structure of interest rates, with positive signs. In other words, an increase in interest rates leads to a depreciation of the exchange rate.

¹⁰ Rise of the price index after a restrictive monetary policy shock.

the exchange rate, going against the traditional theory that expects appreciation of the exchange rate¹¹ (DORNBUSCH, 1976).

Regarding exchange rate shocks (Table 2 below), there seems to be a consensus that a shock triggering a currency depreciation raises prices and interest rates, but there is no consensus regarding the effect on economic activity. Lima, Maka e Alves (2011), identifying an exchange rate shock through sign restrictions, verified that this shock has a greater impact on prices and output than a monetary policy shock, a result similar to that found by Céspedes, Lima e Maka (2008) and Tomazzia e Meurer (2010)¹² using zero restrictions identification.

The VAR literature focuses on identifying monetary and exchange rate shocks, but in this paper we seek to identify other types of shocks that we believe are important to the Brazilian context, such as commodity prices. Araujo e Modenesi (2010)¹³ observed, through a VAR identified by zero restrictions, that a positive commodity price shock implies an increase in inflation. Stockl, Moreira e Giuberti (2017)¹⁴ pointed out the importance of an exchange rate appreciation in smoothing the inflationary pressure after a positive commodity price shock. According to the authors, since Brazil is a net exporter of commodities, the country benefits from the increase in global prices due to the improvement in terms of trade, causing a currency appreciation.

Table. 2 - Summary of exchange rate shock effects

| Article | Method | Dates Month-Year | Country | Results |
|-------------------------------------|------------------------------------|------------------|---------|---------------------------------|
| (MOREIRA; FLORÊNCIA; LIMA, 1998) | B-SVAR Zero restriction | 1/1991-5/1997 | Brazil | ↑ e ↑ p ↓ u |
| (CÉSPEDES; LIMA; MAKA, 2008) | SVAR Zero restriction(DAG) | 3/1999-12/2004 | Brazil | ↑ e ↓ y ↑ p ↑ i ↑ swap ↓ m |
| (ALMEIDA; ALVES; LIMA, 2011) | BSVAR Sign Restrictions | 1/1999-9/2008 | Brazil | ↑ e* ↑ p* ↑ y* ↑ i* ↑ m* ↑ swap |
| (LIMA; MAKA; ALVES, 2011) | SVAR Zero restriction(DAG) | 3/1993-7/2008 | Brazil | ↑ e ↑ p ↓ y ↑ m ↑ i |
| (LIMA; MAKA; ALVES, 2011) | SVAR Sign Restrictions and zero | 3/1993-7/2008 | Brazil | ↑ e* ↑ p* ↑ y* ↑ i* ↑ m* ↑ swap |
| (TOMAZZIA; MEURER, 2010) | SVAR Zero restriction | 6/1995-1/2009 | Brasil | ↑ e ↑ p ○ y ↓ m ↑ i |
| (SACHSIDA; SCHETTINI; GOUVÊA, 2017) | SVAR Zero restriction | 3/2002-3/2011 | Brazil | ↑ e ↑ p ↓ u ↑ E(p) |

Source: The authors, 2023.

Notes: i-Interest rate; p-price index; y-economic activity; e-exchange rate; m-money stock; u-unemployment; cred-credit; ic-commodities price; E(p)-price expectation; ↑ - Positive effect; ↓ - Negative effect; ↓ - Depends on the model and data used; ○ No effect
*Sign Restriction

¹¹ The appreciation of the currency is represented in Tables 1 and 2 by a fall in the exchange rate of the national currency with an international one, e.g., R\$/US\$. Therefore, the arrow points downward.

¹² The authors also used a Markov switching model and presented results for different periods.

¹³ They used the variables price index, industrial production, commodity price index (IPEA) and the exchange rate between 1999 and 2000.

¹⁴ They used two commodity price variables (CRB and IC-Br), nominal exchange rate, price index, inflation expectation (12 months ahead), Selic rate and activity index (IBC-Br), between 2005 and 2013.

A possible problem in these types of identification is the possibility of biases in the model estimation due to the restrictions used to identify the structural shocks. For example, Cooley e LeRoy (1985) criticized the Cholesky decomposition (zero restrictions) using the argument that, in general equilibrium models, the contemporary recursive structures imposed on the contemporaneous matrix are rarely observed. Baumeister e Hamilton (2015) and Stock e Watson (2016) pointed out possible problems in the identification by sign restriction, in models with a high number of parameters. Also, identification by heteroskedasticity is not possible if there is insufficient or little variability in the residual covariance matrices of an estimated VAR model (SIMS, 2020; BRUNNERMEIER et al., 2021).

Regarding the heteroskedasticity identification problem, Sims e Zha (2006) showed that in the United States after the 1960s, macroeconomic shocks had temporal volatility in the variances between persistent regimes. Using a Markov switching vector autoregressive (MS VAR) model, the authors verified that the model with seven variables and four regimes, with only the covariance matrix of the residuals varying in time (i.e., keeping constant the parameters of the coefficient matrices), was the model that best fitted the data.

Concerning the Brazilian literature, also using MS VAR models, Tomazzia e Meurer (2010)¹⁵ and Fonseca, Araújo e Araújo (2019)¹⁶ found evidence of regime breaks. These articles reject the null hypothesis of linearity in the parameters and claim that VAR models that allow regime changes in the matrices of relationships between variables and in the residual covariance matrix fit better than models without breaks.

Table 3 shows a summary of the regime changes found in these studies. We can verify that the regime breaks in these articles are consistent with known periods of higher volatility in the Brazilian economy. For example, between 2000 and 2003 an energy crisis occurred due to low reservoir levels and another due to fears about the election of Lula as president. In 2008 and 2009, the country experienced the fallout from the international financial crisis, and the 2015-2016 period was marked by economic problems and a political crisis.

Table. 3 - Regime changes in Brazil

| (FONSECA; ARAÚJO; ARAÚJO, 2019) | | (TOMAZZIA; MEURER, 2010) | | |
|---------------------------------|----------------|--------------------------|---------------|---------------|
| Regime1 | Regime2 | Regime 1 | Regime2 | Regime3 |
| 2003m5-2008m7 | 2000m2-2003m4 | 1997m7-1998m12 | 1999m1-2003m7 | 2003m8-2009m1 |
| 2009m1-2014m11 | 2008m8-2008m12 | | | |
| 2015m4-2015m6 | 2014m12-2015m3 | | | |
| 2016m2-2016m10 | 2015m7-2016m1 | | | |

Source: The authors, 2023.

¹⁵ Used the variables Selic rate, exchange rate, industrial production, price index, aggregate money stock (M3), inflation expectations (next month), 360-day interest rate swap, commodity index, risk index (EMBI) and international reserves.

¹⁶ They used the variables industrial production, price index, nominal exchange rate, and commodity price index.

If, in Brazil's recent history, there have been periods of high economic volatility or policy changes, so that the factors that impact economic fluctuations are different, causing time variation in estimated reduced form covariance matrices (with the matrices of relationships between the variables remaining constant over time), a structural VAR model can be identified by heteroskedasticity. The next section presents a description of the methodology, developed by Brunnermeier et al. (2021), which we use to identify a structural VAR using Brazilian data.

1.3 Methodology

1.3.1 Structural VAR model

Brunnermeier et al. (2021) presented the following structural VAR equation:

$$A_0 y_t = \sum_{j=1}^p A_j y_{t-j} + C + \epsilon_t \quad (1)$$

Such that:

$$\epsilon_t \sim Normal(0, \Lambda) \quad (2)$$

Let y_t be a vector $n \times 1$ of variables observed in the time period $t \in \tau := 1, \dots, T$, A_0 a matrix $n \times n$ of simultaneous relationships, $(A_j)_{j=1}^p$ a matrix $n \times n$ of coefficients for each lag j , where C is a vector of constants $n \times 1$, ϵ_t a vector $n \times 1$ of structural shocks uncorrelated in time and $E[\epsilon_t \epsilon_t'] = \Lambda$ a diagonal matrix.

1.3.2 Structural VAR model and identification via heteroskedasticity

The number of free parameters in A_0 and Λ are $n(n+1)$, n^2 from A_0 and n from Λ . However, in reduced form, due to the covariance matrix of residuals being symmetric, we have only $n(n+1)/2$ unique equations (DIEPPE; ROYE; LEGRAND, 2016). Thus, in order to identify A_0 and Λ , additional $n(n+1)/2$ restrictions are needed.

If there is at least one regime break in the covariance matrix of residuals:

$$\begin{aligned} \Sigma_1 &= A_0^{-1} \Lambda_1 (A_0^{-1})' \\ \Sigma_2 &= A_0^{-1} \Lambda_2 (A_0^{-1})' \end{aligned} \quad (3)$$

Normalizing the structural shocks, Λ_1 and Λ_2 , so that Λ_1 is the identity matrix, we have N parameters to be identified from one of the Λ and N^2 of A_0 . Therefore, if the variance of the residuals in the reduced form Σ is not the constant $A_0^{-1} \Lambda (A_0^{-1})'$, the reduced form covariance

matrix of residuals in regime one (Σ_1) presents $N(N+1)/2$ unique equations, the same happens with the second one, thus obtaining $N^2 + N$ unique equations. So the number of equations equals the number of parameters that need to be identified¹⁷.

If there is more than one regime break, let $\iota = 1, \dots, M$ be regimes with constant variances of shocks, but distinct from each other. The function $m : \tau \rightarrow \iota$ indicates the regime for a given date. For each regime, the covariance matrices of the reduced-form residuals are characterized by Σ_m and the variance of structural shocks is the diagonal matrix Λ_m , so:

$$\begin{aligned} \Sigma_1 &= A_0^{-1} A_0^{-1} \\ \Sigma_m &= A_0^{-1} \Lambda_m (A_0^{-1})', \quad m = 2, \dots, M. \end{aligned} \tag{4}$$

With $\Lambda_m = \text{diag}(\lambda_{m1}, \dots, \lambda_{mN})$. Therefore, the diagonal elements of Λ_m represents the relative changes in the variances from the first to the subsequent regimes in the case that Λ_1 is normalized to be the identity matrix. Let $\omega_i = (\lambda_{m1}, \dots, \lambda_{mN})$ be an $(M-1)$ dimensional vector of variances relative to the first regime. The k^{th} row of A_0^{-1} is unique, apart from changes in the signs¹⁸, if $\omega_k \neq \omega_i \forall i \in 1, \dots, N \setminus k$. The whole matrix A_0^{-1} is unique if for all $k \neq i \in 1, \dots, N$ there exists an $\iota = 1, \dots, M$ such that $\lambda_{\iota k} \neq \lambda_{\iota i}$ or to put it differently, $\omega_i, i \in 1, \dots, N$ are all distinct (see Lanne, Lutkepohl e Maciejowska (2010) and Lutkepohl e Wozniak (2020) for a formal proof).

There are two main ways to model volatility changes. The first approach involves exogenously specifying the data of the regime changes (RIGOBON, 2003; LANNE; LUTKEPOHL, 2008; BRUNNERMEIER et al., 2021), based on qualitative or prior statistical analyses. The second method involves endogenously modeling volatility within the model through a Markov regime-switching process (TURNIP, 2017; LUTKEPOHL; WOZNIAK, 2020). Determining the most suitable option for a specific situation is at the discretion of the analyst, and considerations related to the subject matter may influence the decision. The latter approach is impractical when the model has a large number of variables, long lags, and multiple regimes (LUTKEPOHL; NETSUNAJEV, 2017). Therefore, we use the exogenously approach following Brunnermeier et al. (2021), as the present study uses models with ten variables and ten lags.

¹⁷ From equation 3 we have $\Sigma_1^{-1} \Sigma_2 = A_0' \Lambda_1^{-1} \Lambda_2 (A_0^{-1})'$. This decomposes the matrix $\Sigma_1^{-1} \Sigma_2$ into eigenvalues, whose columns of $(A_0^{-1})'$ are the eigenvectors. If the diagonal elements of $\Lambda_1^{-1} \Lambda_2$ are unique and $\Sigma_1^{-1} \Sigma_2$ is known, then matrix A_0 is identified (LANNE; LUTKEPOHL; MACIEJOWSKA, 2010).

¹⁸ The alterations in signs imply that negative shocks can be considered instead of positive ones, and vice versa.

1.4 The Brunnermeier et al. (2021) approach.

As shown in Equation 5, instead of normalizing Λ by assuming that the first regime is the identity matrix, Brunnermeier et al. (2021) normalizes it by assuming that the average variance of the residuals of each equation between the regimes is one¹⁹.

$$\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \lambda_{i,m(t)} = 1 \quad \forall i \in 1 \dots N \quad (5)$$

Where $\lambda_{i,m(t)}$ is the i th diagonal element of the shock covariance matrix $\Lambda_{m(t)}$. Therefore, the average variances of the shocks in each equation (i), between the regimes, is equal to one.

1.4.1 Distribution of shocks

According to Brunnermeier et al. (2021), the correction for heteroskedasticity works if there is certain persistence over time during each regime. However, for large isolated disturbances, or outliers, the model does not correct the parameter estimation, which can distort the inference.

The use of $\epsilon_{i,t}$, assuming a t distribution, can improve the estimates. For this, a random parameter ζ is added to the model:

$$\epsilon_{i,t} \sim Normal(0, \lambda_{i,m(t)} \zeta_{i,t}) \quad (6)$$

With distribution:

$$\zeta_{i,t} \propto InverseGamma(shape = \alpha/2, rate = 2/\alpha) \quad (7)$$

Degrees of freedom : $\alpha = 5.7$

Thus Brunnermeier et al. (2021) assume that the shocks have a t-*Student* distribution, with a unit scale and 5.7 degrees of freedom, ($\alpha = 5.7$)²⁰, which allows better capture of extreme

¹⁹ Note that this is just another approach to normalize Λ , but maintaining the same idea that by knowing the first $m - 1$ covariance matrix $\Lambda_{m(t)}$, we obtain the last one.

²⁰ It takes a long time to run several models for different values of this parameter, so we decided to use the value of 5.7. As will be shown in the following sections, by using this value, the model has a better fit to the data in comparison with the model that assumes errors with Gaussian distribution.

values, since the distribution has thicker tails than the Gaussian.

1.4.2 Bayesian inference

The use of a Bayesian procedure has advantages in small samples, since pre-sample information can be inserted in the model from prior probability distributions for the parameters (considered as random variables). The posterior is proportional to the likelihood function multiplied by the prior. From the posterior distribution, we can extract samples of the parameters to obtain the error bands of the impulse response functions. This estimation procedure is explained in the next five subsections.

1.4.2.1 Priors

The prior for A_0 is an independent Gaussian distribution with a standard deviation of 200 and means of zero off the diagonal and 100 on the diagonal. Assuming this standard deviation for A_0 is quite diffuse although it helps to identify the shocks. The Dirichlet distribution, with parameter equal to 2, is adopted as a prior for $\lambda_{i,\cdot}/M$. This prior imposes that the error variances for each equation (i) of the model, are normalized so that the mean between the regimes is equal to one. The priors of the reduced form coefficients are implemented as dummy observations, centering belief around independent random walks in each equation, as proposed by Sims e Zha (1998). We used a grid search procedure, from the BEAR toolbox software (DIEPPE; ROYE; LEGRAND, 2016), to guide the choice of these hyperparameters²¹. We found no gain in changing the hyperparameters used by Brunnermeier et al. (2021) (see Appendix A²², as it is difficult to identify them using this procedure²³.

1.4.2.2 Gibbs sampling

Brunnermeier et al. (2021) separate the parameters into three blocks:

(1) $\theta_1 = A_0, (\Lambda_m)$, for $m = 1..M$: the matrix of simultaneous relationships and the relative variance of the shocks for each regime.

²¹ This procedure estimates the marginal likelihood for every possible combination of a specified range of hyperparameters values, in a reduced VAR model, and retain the combination that maximizes the likelihood.

²² We also compare the results of the impulse response functions for the main model with less informative, but they remain very similar.

²³ Different results for the hyperparameters in each estimation we done.

(2) $\theta_2 = \left\{ \begin{array}{l} (A_i)_{i=1}^p, \text{ for } i = 1..p \\ (\epsilon_{i,t})_{i,t=1}^{n,T}, \text{ for } i = 1..n \text{ and } t = 1..T \end{array} \right\}$: the structural matrices of lagged coefficients and the structural shocks

(3) $\theta_3 = (\zeta_{i,t})_{i,t=1}^{n,T}$, for $i = 1..n$ e $t = 1..T$: the random parameter used for variance adjustments in each time period. In our case, we use the model with t distribution errors.

The posterior probability distribution $P[\theta_1, \theta_2, \theta_3 | \mathbf{Y}, \mathbf{X}]$, in un-normalized form, is obtained by multiplying the prior probability distribution by the likelihood function. It is not possible to directly sample the parameters from this posterior to obtain the bands of the impulse response functions.

To draw samples from the posterior distribution parameters, we must use a special case of Metropolis-Hasting, known as Gibbs sampling. The Gibbs sampling is an iterative procedure that follows the steps described below Brunnermeier et al. (2021):

| <i>Step</i> | <i>Distribution</i> | <i>Method</i> |
|-------------|---------------------------------------|-----------------------------|
| (1) | $P[\theta_1 \theta_3, Y]$ | <i>Metropolis – Hasting</i> |
| (2) | $P[\theta_2 \theta_1, \theta_3, Y]$ | <i>Exact conditional</i> |
| (3) | $P[\theta_3 \theta_1, \theta_2, Y]$ | <i>Exact conditional</i> |

First step ($P[\theta_1 | \theta_3, Y]$)

In the first step, samples from a distribution integrated over the parameter θ_2 are used. Let the structural model (equation 1) with time-varying variance of the shocks among periods, $\epsilon_{i,t} \sim Normal(0, \lambda_i \zeta_{i,t})$.

$$A_0 y_t = \sum_{i=1}^p A_i y_{t-i} + C + \epsilon_t \quad (8)$$

$$\epsilon_{i,t} \sim Normal(0, \lambda_i \zeta_{i,t}) \quad (9)$$

By stacking the observations on the left side of equation 1 into a matrix \mathbf{Y} (T x n) and adding the dummy observations, we get $\tilde{\mathbf{Y}}$. Collecting all the observations on the right side of equation 1 and stacking with respect to time, we have the matrix \mathbf{X} (T x np+1). Putting together the dummy observations, we have the matrix $\tilde{\mathbf{X}}$. Let $(A_0)_i$ be the ith row of A_0 . Putting together the transposes of the matrices A_j and the constant \mathbf{C} , we choose the ith column to form the vector $(A_+)_i$. Finally, by stacking the values through time in $\epsilon_{i,t}$ to obtain E_i (Tx1),

we arrive at the following equation for the i th variable of the VAR²⁴:

$$\tilde{Y}((A_0))'_{i,.} = \tilde{X}(A_+)_{i,.} + E_i \quad (10)$$

For the Gaussian shocks E_i to have one unit of variance, we must multiply equation 10 by a matrix Ξ_i , whose diagonal elements are $\sqrt{\zeta_{i,t}}$ and a matrix Λ_i , whose diagonal elements are $\sqrt{\lambda_{i,t}}$:

$$\Lambda_i \Xi_i \tilde{Y}((A_0))'_{i,.} = \Lambda_i \Xi_i \tilde{X}(A_+)_{i,.} + \Lambda_i \Xi_i E_i \quad (11)$$

Now with the VAR of equation 11, as stated by Brunnermeier et al. (2021), we can find the posterior mode, the posterior covariance matrix for the coefficients of each equation, and the marginal likelihood ($P[Y_t | \theta_1, A_+, \theta_3, Y_0]$).

The purpose of this step is to sample θ_1 from the un-normalized conditional posterior:

$$P[Y_t | \theta_1, A_+, \theta_3, Y_0] P[\theta_1]$$

Applying the Metropolis-Hastings random walk algorithm, in which we start with a from draw of $\theta_{1,j}$, we generate a proposal for the value of this parameter, $\theta_1^{(k)}$, from a Gaussian distribution (proposal function) $\sim N(\theta'_1, V_{\theta_1})$, with mean θ'_1 and variance V_{θ_1} estimated from the optimization described in Brunnermeier et al. (2021), multiplied by a scalar factor of 0.045 in our work. The scale factor with a value of 0.045 presents acceptance rates around 25%, reasonable for this type of procedure.

Given the proposal $(\theta_1^{(k)})$, $\theta_1^{(k+1)} = \theta'_1$ is accepted with probability:

$$\min \left\{ 1, \frac{P[Y_t | Y_0, \theta'_1, A_+, \theta_3] P[\theta'_1]}{P[Y_t | Y_0, \theta_1^{(k)}, A_+, \theta_3] P[\theta_1^{(k)}]} \right\}$$

or else, $\theta_1^{(k+1)} = \theta_1^{(k)}$.

Second step ($P[\theta_2 | \theta_1, \theta_3, Y]$)

The conditional distribution of A_+ is:

$$P[(A_+)_{i,.} | A_0, \Lambda] \sim Normal((\hat{X}' \hat{X})^{-1} \hat{Y}, (\hat{X}' \hat{X})^{-1}) \quad (12)$$

where $\hat{X} = \Lambda_i \Xi_i \tilde{Y}$ e $\hat{Y} = \Lambda_i \Xi_i \tilde{Y}((A_0)_{i,.})'$

With the values extracted from A_+ , we obtain the errors. The form of interest is $u_{i,t} :=$

²⁴ See Dieppe, Roye e Legrand (2016), section 3, for more details about matrix manipulation.

$\epsilon_{i,t}/\lambda_{i,t}$, since in this form the impact of the shocks on the model fit changes between the regimes. That is, in periods of high variance, less weight is given to shocks, while shocks occurring in periods with low variance are considered more “surprising”, having a greater impact on model fit. These shocks are obtained by the following equation:

$$U_i = (\Xi)^{-1}(\hat{Y} - \hat{X}(A_+)_{i,\cdot}) \quad (13)$$

According to Brunnermeier et al. (2021) “The implementation of this is to take the residuals from the linear regression (which is evaluated at the conditional posterior mode of A_+), subtract the correction from the deviation of the A_+ draw from that posterior mode, and then divide by the $\zeta_{i,t}$ element-by element.” (Appendix p. 5)

Third step ($P[\zeta_{i,t} \mid \theta_1, \theta_2, Y]$)

In case the errors are assumed to have a t distribution, we have that $P[\zeta_{i,t} \mid \theta_1, \theta_2] = P[\zeta_{i,t} \mid u_{i,t}]$, since $u_{i,t}$ is only obtained after the draws of (θ_1, θ_2) .

Since $\zeta_{i,t}$ has an inverse gamma distribution (equation 7), a posterior of $\zeta_{i,t}$ conditional on $u_{i,t}$ follows:

$$\zeta_{i,t} \propto \text{Inverse Gamma}(\alpha/2 + 0.5, 2/\alpha + u_{i,t}^2/2) \quad (14)$$

Degrees of freedom : $\alpha = 5.7$

With the values drawn from $\zeta_{i,t}$, we go back to the first step and after a large number of iterations, the process gradually converges toward obtaining draws of the parameters from the un-normalized posterior of step 1²⁵. Finally, with the samples of the model parameters obtained through the steps presented above, the bands of the impulse response functions can be obtained.

In the main model, 500,000²⁶ simulations were used. The extractions of 10 parameters²⁷ were analyzed in order to verify if there was convergence. Graphically the extractions not display any trend and seems to fluctuate randomly around a stationary mean.

The next section presents the data and regimes that were used in the estimation of this study.

²⁵ A full reference of posterior simulation is available in Gelman et al. (2013).

²⁶ After 150,000 “burn-in” (discarded initial draws), we saved one draw for every 6 draws.

²⁷ $A_0[1, 1], A_0[1, 7], A_0[1, 9], A_0[1, 10], A_0[2, 10], \lambda[1, 1], \lambda[10, 1], \lambda[1, 2], \lambda[10, 2], \lambda[1, 3]$.

1.5 Estimation

1.5.1 Data

The VAR estimated in this study uses monthly information from January 2000 to February 2020. This period was marked by stability and maintenance of the monetary policy regime (inflation targeting). The pandemic and post-pandemic periods are excluded since breaks in the process of generating the economic variables can affect the estimates. Table 4 shows the variables we chose, based on several studies that have investigated macroeconomic shocks in Brazil. Figure 1 below illustrates the variables in levels.

Table. 4 - VAR variables

| Variable | Source | Unit | Description |
|-------------|-----------|---------------|--|
| Exchange | BCB | (R\$/US\$) | Nominal Exchange Rate |
| IPCA | IBGE | Index | Brazilian consumer price index(IPCA) |
| GDPFgv | IBRE/FGV | Index | Monthly GDP Index |
| M1 | BCB | UMC(thousand) | M1 money stock |
| Risk | Jp Morgan | Index | Emerging Markets Bond Index Plus Brazil (EMBI+Br) |
| Debt | BCB | Index | Gross debt in % of GDP, before 2008 methodology |
| Credit | BCB | % | Total Credit Outstanding Deflated by GDP |
| Commodities | BCB | Index | Commodity Index – Brazil (IC-Br dollar USD) |
| SWAP180 | BCB | %p.a | Swaps180 - DI, 180 days |
| SELIC | BCB | %p.a | Selic interest rate |

Notes: BCB - Central Bank of Brazil

IBRE/FGV- Brazilian Institute of Economics of the Getulio Vargas Foundation

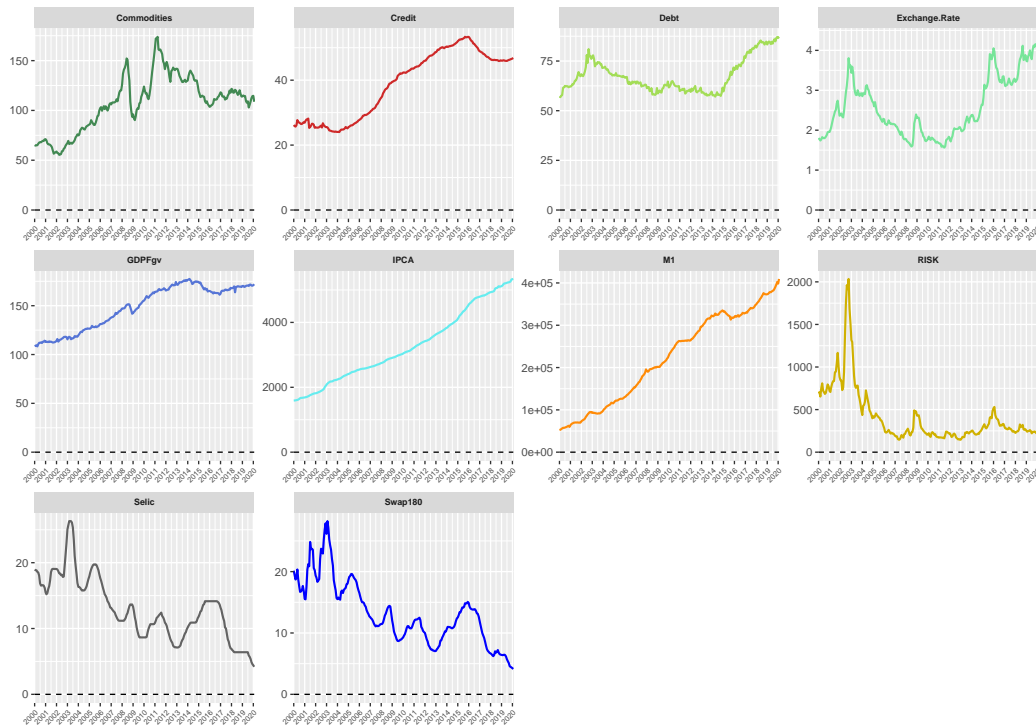
IBGE- Brazilian Institute of Geography and Statistics

The lag length p in the base model is set to 10 since we are using monthly data. We transformed the data into logarithms, except for the Selic and Swap 180 rates. We obtained the GDPfgv variable without seasonal components and the IPCA, M1, Debt and Credit variables were seasonally adjusted using the X13-ARIMA method of the RjDemetra package in R. The Bayesian procedure eliminates the need for unit root and cointegration tests (SIMS; WATSON; STOCK, 1990; SIMS; UHLIG, 1991).

1.5.2 Regime choices

As seen in the sections above, in order to identify the coefficient matrix A_0 , the reduced form residual covariance matrices need to substantially vary across regimes (exogenously

Figure. 1 - VAR variables in level



Source: The authors, 2023.

specified in the model)²⁸.

According to Sims (2020), it is not necessary, for identification via heteroskedasticity, for the regimes to capture all variations in the innovation variances, and an incomplete specification does not necessarily undermine identification. Estimation of a model with fewer numbers of regimes (and parameters), resulting in a lower variation in the variances of residuals, but sufficient for identification, could fit the data better. However, defining the beginning or end of regimes too poorly leads to inaccurate estimates and fairly wide error bands of the impulse response functions (BRUNNERMEIER et al., 2021). To assist the regime choices, we use the MDD and an estimation of a VAR model with Markov switching, developed by Sims e Zha (2006).

The result of the Markov switching VAR model is plotted in Figure 8 in the Appendix B and suggests that regime changes occurred during the following periods: 1) economic uncertainty

²⁸ Brunnermeier et al. (2021) choose six regimes between 1973 and 2015 for the US economy: the oil crisis and stagflation(1973/01 to 1979/09); Paul Volcker period of disinflation(10/1979 to 1982/12); savings crisis(1983/01 to 1989/12); great moderation(1990/01 to 2007/12); financial crisis and recession (2008/01 to 2010/12); and recovery and quantitative easing (2011/01 to 2015/06).

during the 2002 elections²⁹; 2) between February 2004 and August 2008 and between February 2009 and June 2013, a period that partially covers the two Lula governments³⁰ and part of the first term of the second Rousseff administration³¹; 3) the global financial crisis that hit Brazil in the second half of 2008³²; 4) from July 2013 to February 2015 and March 2016 to February 2020, which covers part of Rousseff administration and Temer's government³³, and the first year of the Bolsonaro government; and, 5) between March 2015 and February 2016, a political and economic crisis period in Brazil which culminated in the impeachment of Dilma Rousseff in August 2016 (see Barbosa (2017)).

To verify the model with the best fit to the data, we estimated three BSVAR models, identified by heteroskedasticity (as presented in section 1.3), and a VAR, in reduced form, with different regime dates, based on the periods covered in the previous paragraph. These models were estimated using the variables presented in Table 4, with 10 lags, assuming a Gaussian distribution of errors (calculation of MDDs for models with Student-t distribution errors is very time consuming) and allowing variations only in innovation variances (for the BSVAR models).

Table 5, below, presents the log MDD values for these four models. Assuming they are equally likely, the posterior probability of the models is proportional to the MDD values. The higher MDD value is, the better the model is fitted to the data (GEWEKE, 1998). The Bayes factor can be found by calculating the ratio between the MDD for the models. This ratio allows us to infer which model has the best fit.

The last line of Table 5 indicates that the third model (penultimate column), with four regimes, is the one that best fits the data. It does not include the periods of the 2008 financial crisis (from 07/2008 to 01/2009) and the political and economic crisis (from 03/2015 to 03/2016) as regimes. This result may be due to the fact that Bayesian posterior odds penalize

²⁹ Polls suggesting the victory of Lula, the presidential candidate from the leftist Workers' Party, led to uncertainty about the continuity of orthodox policies (primary surpluses, inflation targeting, and a floating exchange rate), resulting in a strong currency devaluation (reaching close to R\$ 4.00/US\$) and an increase in the country risk (annual increase of Embi+BR close to 100% in the election month). Due to the high growth trajectory of inflation and activity since July 2002, the Central Bank maintained a strong process of monetary tightening, raising the Selic rate from 18.5% in March 2002 to 26% in March 2003.

³⁰ The Workers' Party government followed an orthodox economic and financial policy, pleasantly surprising the market. Until 2008, the scenario was one of macroeconomic stability and a favorable external context, especially due the commodities boom.

³¹ According to Barbosa (2013), the orthodox economic policy was relaxed in 2011 at the beginning of the Rousseff government.

³² The international financial crisis triggered a sharp devaluation of the real (R\$1.61/US\$ in August 2008 to R\$2.39/US\$ in December), a strong decline in commodity prices, and a drop in activity in the last quarter of the year.

³³ Michel Temer, the vice president, replaced Dilma Rousseff after she was impeached and removed in 2016. Although he won congressional approval of major reforms, economic recovery was sluggish between 2017 and early 2020. One of them, Constitutional Amendment 95, established a spending cap aiming at a gradual fiscal adjustment by indexing government expenses to inflation of the previous year. According to Pinheiro (São Paulo, 22 de setembro de 2020), the fiscal adjustment allowed the Selic rate and inflation to fall.

more parameterized models. Furthermore, according to Brunnermeier et al. (2021), a certain persistence of the regime is necessary for the identification by heteroskedasticity, so the regime periods we chose for the next sections refer to the third model with four regimes: 01/2000 to 02/2002; 03/2002 to 01/2004; 02/2004 to 06/2013; and 07/2013 to 02/2020).

Table. 5 - MDD values for three BSVAR models and a reduced-form VAR model, with different regimes.

| | Models | | | |
|-----------------|----------------------------|---------------------------|---------------------------|-----------------------|
| | BSVAR (1) Seven regimes | BSVAR (2) Five regimes | BSVAR (3) Four regimes | VAR (4) One regime |
| 01/2000-02/2002 | | | | |
| 03/2002-01/2004 | | 01/2000-02/2002 | | |
| 02/2004-06/2008 | | 03/2002-01/2004 | 01/2000-02/2002 | |
| 07/2008-01/2009 | | 02/2004-02/2015 | 03/2002-01/2004 | 01/2000-02/2020 |
| 02/2009-02/2015 | | 03/2015-03/2016 | 02/2004-06/2013 | |
| 03/2015-02/2016 | | 04/2016-02/2020 | 07/2013-02/2020 | |
| 03/2016-02/2020 | | | | |
| MDD | 3,365.063 | 3,570.638 | 3,641.949 | 3,611.879 |

Source: The authors, 2023.

Notes: The models were estimated using the variables presented in Table 4 (presented in section 1.3 of this study) with 10 lags. 500,000 simulations were used in the BSVAR models. It is assumed, for the BSVAR models, that the variation occurs only in the variances of the structural shocks. Gaussian distribution errors are assumed for all models

1.5.3 Base model

From the regimes established in the previous subsection, the third column of Table 6, below, presents the value of the log MDD for three different models, using the variables presented in Table 4, with lag length p set to 10.

The first and second lines of Table 6 indicate the values of the log MDD for BSVAR models identified by heteroskedasticity that allow variations only in the variances of the shocks, assuming Student-t distributed errors and Gaussian distribution of errors, respectively. The third line refers to a VAR³⁴, in reduced form, that allows variation over time in the matrices of relationships between variables, $A(L)$, and in the residual variances, assuming errors with Gaussian distribution.

The model with regime breaks in the variance of structural shocks with t-distributed errors best fits the data, while the model that allows variation on the coefficients of the matrices (third line of Table 6) has the worst fit. The Bayes factors of these results suggest that the

³⁴ The MDD value is calculated from a VAR model in reduced form for each regime.

structural breaks occur only in the variances of shocks in the analyzed period.

Considering these results, our main model, examined in the following sections, is the one that assumes t-distributed errors and variation only in the variances of structural shocks across exogenously specified regimes, which are: 01/2000 to 02/2002, 03/2002 to 01/2004, 02/2004 to 06/2013, and 07/2013 to 02/2020.

Table. 6 - Log MDD for three different models

| Variation | Errors Distribution | MDD |
|-------------------------------|---------------------|-----------|
| Variance of structural shocks | Student-t | 4,134.900 |
| Variance of structural shocks | Gaussian | 3,641.949 |
| A(L) e A_0 | Gaussian | 2,958.267 |

Source: The authors, 2023.

Note: 500,000 simulations were used in the BSVAR models

1.6 Results

1.6.1 Volatilities across exogenously specified regimes

Table 7 shows the posterior median relative variances for each of the 10 shocks in the four regimes established in the previous section, from a model with t-distributed errors³⁵. The results provide evidence of time-varying variance between the regimes chosen. For example, concerning a monetary policy shock, we see a higher variance in the regime period 03/2002-01/2004, covering the Brazilian general election and the first year of Lula's government, and lower variances across the next two regimes (even during the economic and political crisis that occurred in 2015 and 2016). Indeed, the Selic rate remained fixed at 14.25% from August 2015 to August 2016.

The variances of the exchange rate shock, the GDPfgv shock, and commodity prices shock, were lower in the first two regimes (from 01/2000 to 02/2002 and from 03/2002 to 01/2004), relative to the last two (from 02/2004 to 06/2013 and from 07/2013 to 02/2020).

Table. 7 - Median of posterior variances for each shock and respective regimes

| Shock | 01/2000-02/2002 | 03/2002-01/2004 | 02/2004-06/2013 | 07/2013-02/2022 |
|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| Exchange rate | 0.336 | 0.669 | 1.602 | 1.391 |
| IPCA | 0.597 | 1.189 | 0.524 | 1.682 |
| GDPfgv | 0.787 | 0.820 | 1.163 | 1.201 |
| M1 | 1.207 | 0.931 | 0.871 | 0.977 |
| Risk | 0.514 | 0.497 | 2.175 | 0.812 |
| Debt | 0.315 | 1.693 | 1.314 | 0.660 |
| Credit | 1.541 | 0.902 | 1.209 | 0.347 |
| Commodities | 0.760 | 0.499 | 1.901 | 0.846 |
| Swap180 | 1.652 | 1.578 | 0.528 | 0.244 |
| Monetary policy | 1.065 | 1.781 | 0.572 | 0.570 |

Source: The authors, 2023.

1.6.2 Impulse response functions

In the identification by heteroskedasticity, the shocks are interpreted based on their known characteristics from the economic literature, since the estimation only separates them³⁶. Identified shocks are presented in Figure 2 (see Figure 9 for all shocks). We also estimate a BSVAR model identified by sign restrictions and compare some of its results to the ones of the heteroskedasticity approach³⁷. Table 20 in Appendix D shows the signs that we use to identify four shocks, according to the literature (except for the expectation shock that uses the signs obtained from the heteroskedasticity identification). Their impulse response functions are presented in Figure 10.

Figure 2 shows the impulse response functions of the BSVAR identified by heteroskedasticity with variables listed in Table 4, lag length p set to 10, assuming t -distributed errors and variation only in the variances of structural shocks across four regimes (exogenously specified in the previous section). These responses are an average across regimes. The time horizon is thirty months, and the error bands are 68% (light blue). The columns reproduce the responses of each shock that we identified.

The first column of Figure 2 shows the characteristics usually associated with an exchange rate shock: it is the only column where this variable has a strong immediate devaluation, with a persistence increase in the IPCA reaching 0.45% after thirty months and a small increase in activity during the first four months after this shock. The response is a tightening of the monetary policy, which can explain the downward trend in economic activity after six months. So it seems that the contractionary effect of interest on economic activity offsets the expansionary

³⁵ The priori for A_0 was a positive diagonal matrix, so according to Brunnermeier et al. (2021), the estimation of structural shocks is similar to innovations in a single variable.

³⁶ Note that the prior for A_0 being a diagonal matrix as showed in section 1.4.2.1 helps to identify the shocks.

³⁷ The estimation of models with more than four shocks is extremely time consuming, since it rejects several structural forms in each iteration.

effect of the exchange rate on exports, as observed in Céspedes, Lima e Maka (2008) and Lima, Maka e Alves (2011) too. There is an immediate and significant drop in the commodity price index³⁸, reaching 1% during the first year after the exchange rate shock. This result is plausible since Brazil is a major exporter of commodities.

The signs of the impact on inflation (increase), M1 (increase) and economic activity (short-term increase) are similar to the ones obtained with the sign restrictions approach used for this type of shock in the Brazilian literature (see Table 2). Note also that in our estimates using sign restrictions (first column of Figure 10 in Appendix D), the increase in activity is just significant (within 68% uncertainty bands) during the first three months, showing a non significant negative impact afterwards.

The second column of Figure 2 shows a typical supply shock due to an immediate shift in activity and quite persistence, leading to an appreciation in the exchange rate, negative long run price response, persistence long-term decline in debt and a decrease in the country risk (but marginally statistically significant around ten months after the shock).

We identify the third column in Figure 2 as an exogenous credit expansion shock. After an immediate strong increase in this variable there is a significant upward trend in the Selic rate and a quite persistence increase in inflation. It is interesting to note that this shock has a delayed negative impact on activity as observed by Brunnermeier et al. (2021) in the American case. They claim that this type of shocks could predict negative growth since the monetary authority is concerned about credit expansion shock due to its role as an inflation stabilizer.

We name the fourth column in Figure 2 as a commodity price shock. After a strong positive impact on this variable, currency appreciation is more likely to occur³⁹, along with a increase in the IPCA and activity⁴⁰, only significant during the first year after this type of shock. Note also the significant decrease in debt. These results seem plausible to us since Brazil is a net exporter of commodities. An increase in commodity prices improve the terms of trade, stimulates export and domestic economic activity, and has a positive impact on the trade balance, resulting in a currency appreciation (see Gregorio (2012)). The second column in Figure 10 shows the impact of this type of shock using sign restrictions identification. Note that the impacts on inflation (increase), economic activity (decrease) and exchange rate (currency appreciation) are also only significant during the first year after this shock. As for the response from the others variables, their horizontal axis are inside the 68% uncertainty bands.

In column five, we observe a shock in the variable Swap 180. We interpret it as a “pessimism” shock, in particular related to future expectations about economic activity, for the following reasons: 1) just after the shock, there is a significant increase in the Brazil-Risk (Embi+Br); 2) this shock leads to a statistically significant decline in activity level, and accor-

³⁸ This movement is observed in Almeida, Alves e Lima (2011), but these authors observed a lower intensity and a longer delay in the impact of such a shock on commodity prices.

³⁹ In the model assuming a Gaussian distribution of errors, a significant and large appreciation is observed.

⁴⁰ Our results corroborate the general findings of Araujo e Modenesi (2010) and Stockl, Moreira e Giuberti (2017).

ding to Milani (2011), this type of shock is a major source of business cycle fluctuations. 3) Table 8 shows a strong positive shock in Swap 180 in July 2001 and June 2002⁴¹, which may be related to the energy crisis and the 2002 Brazilian general election respectively. Therefore, we think that it is a shock anticipating a decline in economic activity. We also identify this same “pessimism” shock using the sign restrictions approach, with the sign restrictions based on the heteroskedasticity identification sign responses, as shown in the third column of Table 20. Figure 10 shows the results using this type of identification. Note that the responses of variables have different magnitudes than the heteroskedasticity approach, but the response signs are equal along the horizons for both types of identification, even for the variables whose movements are not restricted by sign restrictions, such as credit (decrease), M1 (decrease), risk (increase), and debt (increase).

The last column in Figure 2 shows the characteristics usually associated with a monetary policy shock. There is an immediate strong positive response of the Selic rate and a currency appreciation of the exchange rate. The immediate impact on exchange rate is expected, and explained by the effect of the short-term interest rate on the real interest rate which increases assuming price rigidity, resulting in capital inflows attracted by the profitability of public bonds that use the Selic as an index for their floating-rate. It is interesting to note that the downward trend in price level starts around one year after the monetary shock (this effect is persistent, leading to a decline of around 0.15% of the price level in the long run) despite the immediate and persistent contraction of economic activity. The positive impact on the Swap 180 and negative impact on economic activity⁴² suggests that the interest rate transmission mechanism is relevant in the Brazilian economy, as there is a connection between the short-term interest rate, market expectations and the determination, by economic agents, of the future interest rate that generates the term structure, and its impact on production.

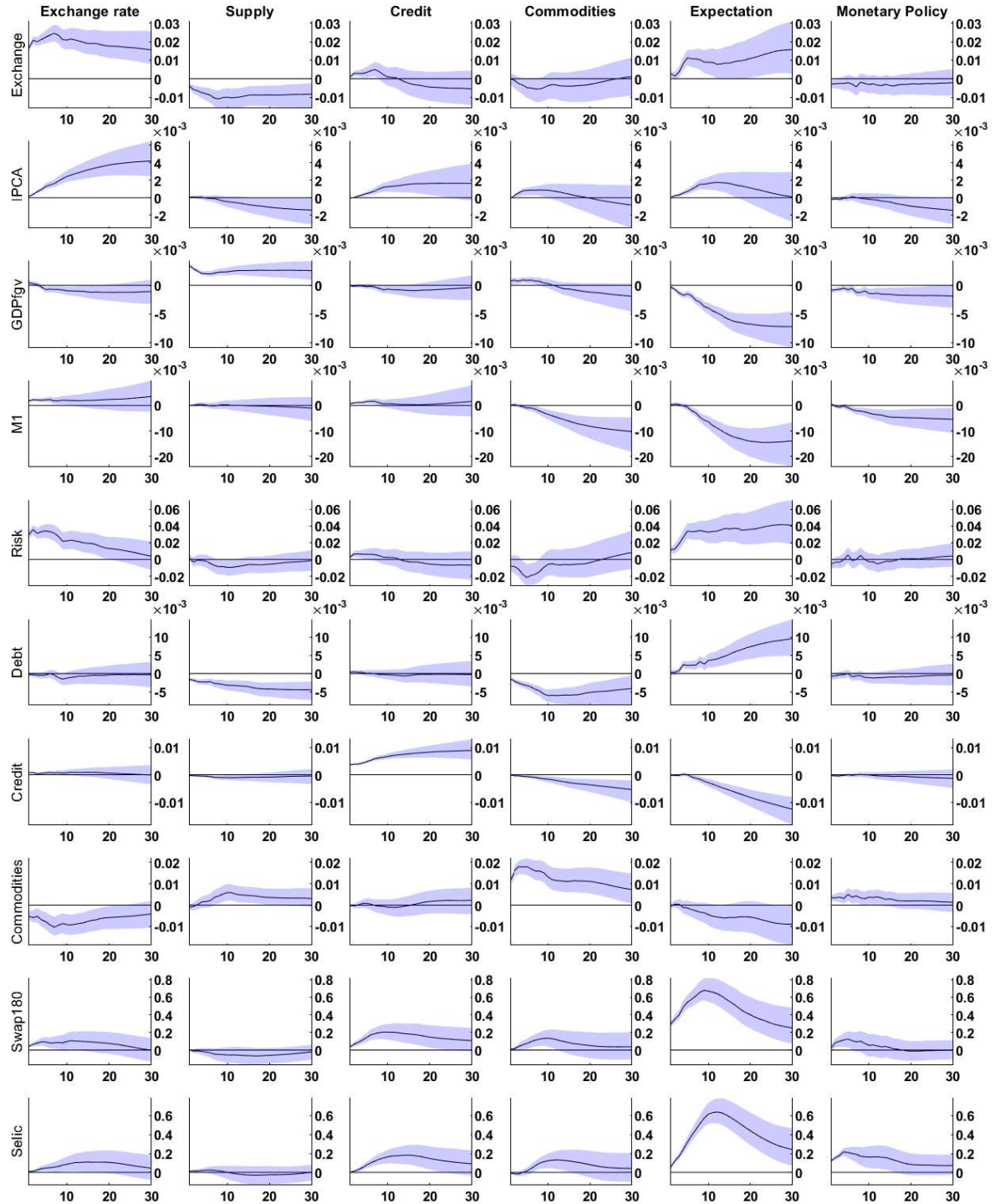
It is noteworthy that the signs response of the price level (decrease), economic activity (decrease), exchange rate (decrease), and money stock (decrease) are similar to the ones imposed by the sign restrictions approach when identifying monetary policy shocks (see the works presented in Table 1). There are differences in these results from our estimation via sign restrictions (Figure 10). For instance, the decrease in inflation and credit starts more quickly, there is a stronger impact on the exchange rate and inflation and a more plausible movement in debt (increase, although not statistically significant)⁴³ when using the sign restrictions approach. These differences could be explained not only by the methods of identification but also by the hypothesis about the error distribution and structural breaks.

⁴¹ Even weighing this shock by the variances of the regimes, $\epsilon_{i,t}/\sqrt{\lambda_{i,t}}$, the biggest positive shocks of Swap 180 occurred on these dates.

⁴² The short-term impact on the activity has been observed in works such as Céspedes, Lima e Maka (2008), Mendonça, Medrano e Sachsida (2008) and Almeida, Alves e Lima (2011).

⁴³ Debt growth is expected due to high indexation to the Selic rate.

Figure. 2 - Impulse response function over thirty months, with 68% (light blue) posterior uncertainty regions, from the structural shocks of the BSVAR model identified via heteroskedasticity with t distributed errors. The columns reproduce the responses of each shock.



Source: The authors, 2023.

1.6.3 Biggest shocks

Table 8 shows the four biggest posterior median shocks measured by standard deviation. These shocks are not scaled by the variance of the regime in which they occur. Therefore, Table 8 shows the largest shocks but not the biggest “surprises” of the model.

Regarding the exchange rate shock, the largest exchange rate depreciation occurred in May 2002, a period when the market was concerned about the presidential election. Another large one occurred in October 2008, when Brazil’s economy was affected by the global financial crisis. The biggest negative shock in commodity prices occurred in October 2008, which can be explained by the increased uncertainty and the drop in world activity due to the financial crisis. Other strong commodity price shocks occurred in July 2012. The regime between February 2004 and June 2013 had the highest variance of commodity price shocks, as shown in Table 7.

The biggest contractionary monetary policy shocks took place in October 2002, an election month⁴⁴ and May 2003, reflecting a high degree of uncertainty regarding the continuity of orthodox policies. Two drops happened in August and September of 2003, reflecting the convergence of inflation expectations to the targets, a favorable international environment and a drop in the perception of risk about the Brazilian economy, according to the 88th Monetary Policy Committee (Copom) meeting of September 17, 2003.

Table. 8 - Date and value of the four largest exogenous shocks

| Month-Year | Value | Month-Year | Value | Month-Year | Value | Month-Year | Value | Month-Year | Value |
|----------------------|--------|------------------------|---------|--------------------|--------|--------------------|---------|-------------|--------|
| Exchange rate | | Monetary policy | | Supply | | M1 | | Risk | |
| May-02 | 6.226 | May-03 | 8.077 | Dec-08 | -6.102 | Dec-00 | -11.784 | March-15 | -7.352 |
| Oct-08 | 5.754 | set-03 | -7.517 | April-05 | 5.106 | jan-01 | 9.094 | Aug-12 | -5.446 |
| March-16 | -5.531 | Oct-02 | 6.586 | June-14 | -4.409 | jan-08 | -6.995 | Dec-15 | 3.655 |
| April-15 | -4.617 | Aug-03 | -6.278 | Jan-13 | -4.055 | set-15 | -4.660 | Aug-15 | -3.558 |
| IPCA | | Credit | | Commodities | | Expectation | | Debt | |
| Nov-02 | 7.705 | June-01 | -33.251 | July-12 | 5.857 | July-01 | 11.839 | July-02 | 9.851 |
| June-06 | -3.402 | Aug-02 | -8.721 | Oct-08 | -4.467 | June-02 | 11.572 | set-02 | 9.601 |
| June-08 | 3.034 | set-02 | 8.590 | Jan-15 | -4.077 | Jan-03 | -11.098 | Aug-16 | -5.540 |
| March-15 | 2.598 | set-01 | 7.889 | Feb-14 | 4.049 | Nov-01 | -7.971 | June-08 | 4.692 |

Source: The authors, 2023.

Note: Point estimates are posterior medians

1.7 Final Remarks

This study uses a BSVAR method identified via heteroskedasticity, as proposed by Brunnermeier et al. (2021), to analyze the business cycle in Brazil between January 2000 and February 2020. This approach allows the identification of several independent macroeconomic shocks from

⁴⁴ On October 14, 2022, the Monetary Policy Committee (Copom) decided to raise the Selic rate from 18% to 21%.

a method that does not require any theoretical restriction, as is commonly used in this type of empirical literature, such as zero and sign restrictions. The identification via heteroskedasticity only uses statistical information regarding the temporal volatility of the residual variances, from an estimated model, to identify the shocks. Although the small sample size, we exogenously specified regimes with sufficient persistence and variation over time in the residual covariance matrices. To assist the regime choices, we use the (MDD) and an estimation of a VAR model with Markov switching. The study innovates in relation to previous studies in the Brazilian literature by being the first to identify a structural VAR by this approach. Finally we estimate a BSVAR model using sign restrictions to compare its results with the heteroskedasticity identification. Below we present the main findings.

An exchange rate shock has a stronger impact on prices than a monetary policy shock. A devaluation shock increases inflation with a persistent effect and causes a short-term increase in economic activity. An exchange rate shock and a positive credit shock are accompanied by rising interest rate which probably explain a delayed negative effect on economic activity after these shocks.

We found that a restrictive monetary policy shock has a delayed effect in depressing prices, the Swap 180 reacts positively during the first year and we also observe persistent negative effects on money stock and economic activity. The sign responses of inflation, economic activity, money stock and exchange rate from the monetary policy and exchange rate shocks of the heteroskedasticity approach are similar to the ones of the sign restrictions identification in the Brazilian literature. Although the responses show some differences in magnitude.

Other important results are: a positive commodities shock causes a currency appreciation and an increase in price level and economic activity during the first year after this shock. We identify a new shock related to pessimism about the future expectations of economic activity using the heteroskedasticity identification. We also identify this shock using the sign restrictions approach by imposing the sign responses observed by the former identification. This is an interesting finding as the more agnostic approach of the heteroskedasticity identification method gives the possibility of exploring potential new shocks in the literature.

Some possible limitations of the heteroskedasticity method used in this paper for Brazilian data are: 1) the insufficiency or little variability across regimes in covariance matrices for innovations; 2) the small sample size; and, 3) the possibility that the estimated VAR coefficient matrices, $A(L)$, are not sufficiently stable across the sample period.

Regarding the first limitation, we believe our results provide strong evidence of time-varying variance between the chosen regimes. In the second case, we suggest in the extension of the sample the next studies, with the appropriate treatments including the pandemic and post-pandemic period. Regarding the third, although we find evidence that the model with regime changes only in structural shock variances better fits the data, a more in-depth analysis should be carried out.

2 IMPACTOS DESAGREGADOS DE CHOQUES MACROECONÔMICOS SOBRE O MERCADO DE TRABALHO NO BRASIL: UMA ANÁLISE VIA FAVAR IDENTIFICADO VIA HETEROCEDASTICIDADE

Thiago Drummond de Mendonça Giudici*

Elcyon Caiado Rocha Lima**

Resumo: Este estudo analisa o impacto de choques macroeconômicos sobre o mercado de trabalho formal desagregado por níveis de instrução dos trabalhadores. Com este propósito, é desenvolvida uma metodologia que permite identificar um modelo FAVAR via heterocedasticidade, baseado no método de dois passos de Bernanke, Boivin e Elias (2005), em conjunto com a metodologia de identificação proposta por Brunnermeier et al. (2021). De um ponto de vista teórico este trabalho é o primeiro a utilizar este tipo de identificação em um FAVAR. São identificados diversos tipos de choques macroeconômicos, como os de política monetária e de câmbio. Há fortes evidências de heterogeneidade no impacto destes choques sobre o mercado de trabalho, uma vez que as respostas do emprego dos trabalhadores mais escolarizados foram as menores. Os resultados encontrados apresentam fatos estilizados que respaldam a teoria sobre agentes heterogêneos no mercado de trabalho durante as fases do ciclo de negócios (BLANCHARD, 1995; RAVENNA; WALSH, 2012).

Palavras chaves: choques macroeconômicos, mercado de trabalho, agentes heterogêneos, vetor autorregressivo estrutural, identificação via heterocedasticidade

JEL: C11; E24; E32; J24

Abstract: This study analyzes the impact of macroeconomic shocks on the labor market by workers' education attainment. For this purpose, a methodology is developed to identify a FAVAR model via heteroskedasticity, based on Brunnermeier et al. (2021). From a theoretical point of view, this work is the first to use this type of identification in a FAVAR. Several macroeconomic shocks are identified, such as monetary policy, exchange rate and expectations about the economy, with evidence of heterogeneity in the impact of these shocks on the labor market since workers with higher education are the least impacted. The results support the theory of heterogeneous agents in the labor market during the business cycle (BLANCHARD, 1995; RAVENNA; WALSH, 2012).

Keywords: macroeconomic shocks, labor market, heterogeneous agents, structural autoregressive vector, identification via heteroskedasticity.

*Doutorando em economia pelo PPGCE - UERJ

**Professor Associado da Faculdade de Ciências Econômicas da UERJ

2.1 Introdução

O mercado de trabalho é intrinsecamente vinculado a questões socioeconômicas como mobilidade social e pobreza. Analisar os efeitos referentes ao ciclo de negócios no mercado de trabalho de forma agregada pode esconder impactos heterogêneos sobre distintos grupos de trabalhadores. Estudos empíricos como Clark e Summers (1981) e Freeman (1990) apontam uma variação maior no emprego da população com menor grau educacional, jovens e minorias, durante as fases do ciclo de negócios. Portanto, não surpreende que pesquisadores tenham se interessado em analisar, por meio de modelos VAR, os efeitos de choques macroeconômicos no mercado de trabalho de maneira estratificada, apontando as vulnerabilidades específicas de diferentes grupos (ZAVODNY; ZHA, 2000; CAVALCANTI; MOREIRA, 2015; CHAUDHURI, 2020).

Esses estudos apresentam informações importantes tanto no meio acadêmico quanto no âmbito das políticas públicas. Por exemplo, a autoridade monetária brasileira adota o regime monetário de metas de inflação que busca a estabilidade de preços com menor custo possível para a sociedade (GARCIA; TONET; PIMENTA, São Paulo, 27 de abril de 2023). Logo, é crucial compreender como esses custos se comportam e quais grupos são mais afetados.

O presente estudo se propõe a contribuir para essa linha de pesquisa, analisando os efeitos de vários tipos de choques macroeconômicos no mercado de trabalho formal desagregado por nível de instrução dos trabalhadores, a partir dos dados do CAGED⁴⁵. A primeira contribuição é realizar uma análise mais estratificada sobre o mercado de trabalho, isto porque, estudos como Cavalcanti e Moreira (2015), Chaudhuri (2020) e Dolado, Motyovszki e Pappa (2021), do ponto de vista de agentes heterogêneos, estratificam em apenas dois níveis de instrução (com ensino superior e sem ensino superior), ao passo que no estudo em tela estratifica-se em nove níveis; a segunda contribuição é a inovação metodológica ao identificar um modelo FAVAR⁴⁶ Bayesiano via heterocedasticidade, baseado no método de dois passos de Bernanke, Boivin e Elias (2005), em conjunto com a metodologia de identificação proposta por Brunnermeier et al. (2021)⁴⁷.

Ao revisar a literatura existente, nota-se a ausência de uma aplicação deste tipo de modelo identificado via heterocedasticidade. O primeiro artigo apresentou e estabeleceu os determinantes para aplicação desta nova abordagem no Brasil, os quais são utilizados como base devido à semelhança das variáveis utilizadas com a equação de transição do FAVAR e o período amostral analisado. Esta metodologia de identificação possui uma característica mais agnóstica quando comparada as outras utilizadas na literatura, como restrições de zero e sinais. A pre-

⁴⁵ O Cadastro Geral de Empregados e Desempregados é um registro administrativo do Ministério do Trabalho e Previdência Social que abrange informações sobre a quantidade de admissões e demissões de funcionários em regime CLT em todo o Brasil.

⁴⁶ O uso do FAVAR é necessário quando se quer analisar dados estratificados devido a limitação do número de variáveis selecionadas em modelos VAR.

⁴⁷ O código, no software R, que foi utilizado para este tipo de identificação pode ser acessado neste link: <http://www.princeton.edu/sims>

sença de quebras de regime exclusivamente na matriz de covariância dos resíduos de um VAR estimado é suficiente para identificar uma variedade de choques. No entanto, essas mudanças de regimes requerem uma elevada variação nos resíduos e certa persistência, sendo necessário um período amostral longo na estimação. Isto posto, no tocante ao mercado de trabalho, são utilizados os dados disponibilizados pelo CAGED, que possuem um tamanho amostral superior em comparação a outras pesquisas sobre o tema⁴⁸ e uma ampla estratificação das informações dos trabalhadores.

O estudo analisa o período entre 2000 e 2019, indicando que um modelo com três regimes é suficiente para identificar choques de política monetária, cambiais, de preços das commodities, de oferta e de expectativas sobre a economia. Os resultados respaldam a literatura existente, embora de forma mais estratificada e abrangente, ao apresentar fatos estilizados que sugerem que os trabalhadores com níveis de instrução mais elevados são menos impactados por choques macroeconômicos.

O artigo está organizado da seguinte maneira: na segunda seção, é realizada uma breve revisão da literatura sobre o impacto de choques macroeconômicos no mercado de trabalho. A terceira seção apresenta a metodologia utilizada. Os dados e o método de seleção do modelo principal são expostos na quarta seção. Os resultados são apresentados na quinta seção, e, por fim, na sexta seção, são apresentadas as considerações finais.

2.2 Revisão de literatura

O mercado de trabalho passou por profundas transformações nas últimas cinco décadas, principalmente devido a mudanças estruturais influenciadas pelo avanço tecnológico e choques na produtividade, o que resultou em uma maior demanda por trabalhadores mais qualificados (ACEMOGLU; AUTOR, 2011). Segundo a OCDE (2011), em 2009, a diferença média entre as taxas de emprego dos trabalhadores com ensino superior e sem ensino superior nos países membros da organização era de 27 pontos percentuais. A organização também ressalta que a educação se configura como uma dos melhores “seguros” contra o desemprego em períodos recessivos. No Brasil⁴⁹, segundo a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNAD) divulgada pelo IBGE no primeiro trimestre de 2023, a maior taxa de desemprego é observada entre trabalhadores com ensino médio incompleto (15,2%), enquanto a menor é encontrada no grupo com ensino superior completo (4,5%)⁵⁰. E existem fortes evidências de heterogeneidade

⁴⁸ O CAGED possui frequência mensal e sem quebras entre os anos de 2000 a 2019. A Pesquisa mensal de emprego (PME) foi descontinuada em março de 2016 e a PNAD contínua apenas fornece a informação do grau de instrução dos trabalhadores com frequência de dados trimestrais.

⁴⁹ Um estudo completo da conjuntura recente da desigualdade sobre raça, gênero, nível educacional e idade no mercado de trabalho brasileiro é apresentada por Costa, Barbosa e Hecksher (2021).

⁵⁰ Para outros níveis de escolaridade, as taxas foram as seguintes: sem instrução (6,7%), fundamental incompleto (8,7%), fundamental completo (10,1%), médio completo (9,%) e superior incompleto (9,2%).

em relação à rotatividade no emprego no Brasil; ou seja, trabalhadores com menores níveis de instrução apresentam maiores taxas de *turnover* em comparação com aqueles que possuem níveis educacionais mais elevados. Essa disparidade reflete-se em uma menor produtividade e maior vulnerabilidade às flutuações econômicas para os menos qualificados (GONZAGA; MALONEY; MIZALA, 2003; MENEZES-FILHO, 2004; CORSEUIL et al., 2014).

Em um contexto de curto e médio prazo, artigos que analisam os impactos de flutuações econômicas sobre o mercado de trabalho, utilizam, em sua maioria, observações agregadas, o que pode esconder informações relevantes dado as evidências de que certos grupos apresentam vulnerabilidade acima da média durante as fases do ciclo de negócios. No tocante à qualificação dos trabalhadores, por exemplo, isto se deve a: 1) trabalhadores menos qualificados possuem menor poder de barganha (DUMONT; RAYP; WILLEMÉ, 2012); 2) maiores custos de contratação e demissão para trabalhadores mais qualificados (BLATTER; MUEHLEMANN; SCHENKER, 2012) 3) há uma maior facilidade de substituição de trabalhadores que exercem tarefas manuais ou rotineiras, que exigem menor qualificação (ZAGO, 2020); 4) assimetria entre trabalhadores mais e menos qualificados nos tipos de fricções *search and matching* (RAVENNA; WALSH, 2012; ZAGO, 2020); 5) após períodos recessivos, trabalhadores menos qualificados possuem maior dificuldade de serem contratados devido a perda de habilidades durante o desemprego (HEATHCOTE; PERRI; VIOLANTE, 2020); 6) a elasticidade-salário da oferta de trabalho é maior para trabalhadores menos qualificados (BLANCHARD, 1995).

Nesse cenário, não é surpresa que economistas estejam interessados em analisar o impacto das flutuações macroeconômicas no mercado de trabalho de forma mais estratificada. Por exemplo, resultados empíricos de estudos como Campa e Goldberg (2001) e Kaiser e Siegenthaler (2016) indicam que as variações cambiais têm impactos heterogêneos sobre grupos de trabalhadores com diferentes níveis de educação na indústria manufatureira.

Campa e Goldberg (2001) encontram estes resultados por meio de regressões com dados em painel de 20 grupos de indústrias americanas no período entre 1972 e 1995. A comparação é realizada com base na proporção de trabalhadores com ensino superior em relação ao total de empregados. Segundo os autores, as indústrias com maior proporção de trabalhadores qualificados apresentam menor elasticidade do emprego em resposta às flutuações cambiais, mesmo aquelas voltadas para a exportação; e destacam que essas indústrias aumentam o número de horas extras, especialmente durante períodos de flutuações cambiais transitórias, a fim de reduzir a rotatividade devido aos custos mais elevados associados à contratação e demissão de trabalhadores mais qualificados.

Já Kaiser e Siegenthaler (2016), utilizando um modelo similar ao de Campa e Goldberg (2001), analisam dados das indústrias manufatureiras da Suíça entre 1998 e 2012. Eles apontam que uma valorização cambial leva a uma redução mais acentuada na demanda por trabalhadores sem ensino superior, principalmente devido à maior elasticidade de substituição dos produtos produzidos por esse grupo pelos produtos importados.

No Brasil, as flutuações cambiais podem afetar de forma heterogênea o mercado de trabalho devido à concentração da pauta de exportação do país em bens de baixo teor tecnológico, ou seja, em produtos intensivos em trabalho de baixa qualificação (NEGRI, 2005; BOURSCHEIDT;

SILVA, 2021). Isso é especialmente observado no setor agrícola, onde, de acordo com dados do CEPEA-ESALQ (2022), em 2019, menos de 20% da população ocupada possuía ensino superior.

Nesse contexto, Cavalcanti e Moreira (2015) analisam o mercado de trabalho brasileiro usando dados da Pesquisa Mensal de Emprego (PME) entre 2003 e 2013. Eles utilizam um modelo FAVAR⁵¹ identificado por restrições de sinais, com o objetivo de avaliar o impacto de choques cambiais no mercado de trabalho, segmentando-o em dois níveis educacionais. Embora não tenham identificado um impacto significativo desse tipo de choque no emprego agregado, eles observam uma mudança na alocação dos trabalhadores, com maior probabilidade de demissão no grupo menos educado após esse tipo de choque.

No tocante aos impactos dos choques na política monetária, estudos empíricos que utilizam modelos VAR mostram que esse tipo de choque tem efeitos reais no mercado de trabalho agregado (GORDON; LEEPER, 1994; BERNANKE; BOIVIN; ELIASZ, 2005; POTJAGAILO, 2017; MUMTAZ; THEODORIDIS, 2020)⁵². Além disso, tais choques também têm impactos heterogêneos em diferentes grupos de agentes econômicos (ZAVODNY; ZHA, 2000; CHAUDHURI, 2020; ZENS; BOCK; ZORNER, 2020). A Tabela 9 resume os principais resultados de estudos que analisam o impacto heterogêneo dos choques na política monetária (bem como outros) sobre o mercado de trabalho, fornecendo informações sobre o país analisado, o período amostral utilizado, os grupos de trabalhadores estratificados e a metodologia de identificação usada nos modelos VAR.

Por exemplo, Zavodny e Zha (2000)⁵³, Thorbecke (2001) e Carpenter e Rodgers (2004)⁵⁴ analisam, por meio de um VAR identificado por restrições de zero, o impacto de um choque contracionista na política monetária sobre diferentes grupos étnicos nos Estados Unidos. Os resultados são semelhantes entre os estudos, nos quais as taxas de emprego da população afro-americana e latina são mais negativamente afetadas do que a média populacional ou em relação à população branca considerada.

⁵¹ Desde os estudos de Sims (1980), a metodologia de VAR estrutural (SVAR) vem sendo amplamente empregada para analisar o efeito de choques exógenos (não antecipados e não correlacionados entre si). Isso permite obter o efeito direto de um tipo de choque em diversas variáveis econômicas de interesse, sem a contaminação de outras inovações (como no caso de um VAR na forma reduzida).

⁵² Esse efeito pode ser explicado pela rigidez salarial devido ao poder dos sindicatos (ZANETTI, 2007), pelas fricções do tipo *search and matching* (SOUZA, 2017; GUGLIELMINETTI; POURAGHDAM, 2018) no mercado de trabalho, e pelo processo de negociação entre empresas e empregados (CHRISTIANO; EICHENBAUM; TRABANDT, 2016).

⁵³ Os autores também analisam o impacto heterogêneo de choques positivos nos preços das commodities, no desemprego agregado, na demanda por moeda, na inflação e na atividade, sobre o desemprego entre afro-americanos e o desemprego geral. Em todos esses choques, os autores observam uma dinâmica similar no aumento do desemprego para os dois grupos estudados, no entanto, o impacto se mostra maior na população afro-americana. Nos choques relativos aos preços das *commodities* e no desemprego agregado, a diferença entre os dois grupos de trabalhadores se mostrou mais significativa em relação aos outros choques analisados.

⁵⁴ Um aumento de um desvio padrão nas taxas de juros do FED leva a uma diferença estatisticamente significativa de 0,29 pontos percentuais nas taxas de desemprego entre afro-americanos e brancos após 29 meses ao choque.

Carpenter e Rodgers (2004) apontam que a maior proporção de afro-americanos em certos setores da indústria não explica o maior impacto no desemprego desse grupo após um choque contracionista na política monetária americana. Segundo Zavodny e Zha (2000), as discrepâncias de impacto entre esses dois grupos podem ser explicadas pela diferença na média de anos de estudo, embora outras questões sociais subjacentes possam estar impactando esses valores. Além disso, Chaudhuri (2020) destaca que, mesmo entre afro-americanos com alta qualificação (trabalhadores com ensino superior), há um aumento maior do desemprego em comparação com brancos menos qualificados (sem ensino superior), após um choque na política monetária.

Abordando uma perspectiva empírica diferente, Zens, Bock e Zorner (2020) estudam o impacto de choques na política monetária em trinta e duas ocupações, utilizando os dados disponíveis pela *Current Population Survey (CPS)*. Com este próstio, os autores utilizam um modelo FAVAR devido ao grande número de variáveis analisadas. Eles apontam um aumento no desemprego na maioria das ocupações, mas de maneira heterogênea. Por exemplo, enquanto as ocupações relacionadas ao transporte de passageiros e produtos apresentam os maiores aumentos no desemprego, aquelas ligadas à área da saúde apresentam um aumento pouco significativo. Os autores complementam o estudo com um índice de quatro variáveis que classifica as ocupações de acordo com tarefas específicas, estas são: 1) manuais; 2) rotineiras; 3) abstratas; e 4) *offshorability*, que representa empregos mais suscetíveis a serem transferidos para outros países. Os autores encontram evidências de que os empregos relacionados a tarefas mais abstratas, que requerem um maior nível de qualificação dos trabalhadores, são significativamente menos afetados em comparação com outros grupos.

Por sua vez, Chaudhuri (2020)⁵⁵ e Dolado, Motyovszki e Pappa (2021) também usam os dados da CPS, mas dividem os trabalhadores entre os que possuem diploma de ensino superior e os que não possuem, e estimam um modelo VAR com restrições de zero. O primeiro estudo observa um aumento maior no desemprego entre o grupo sem ensino superior após um choque contracionista na política monetária, enquanto o segundo estudo observa uma diminuição no desemprego maior para o grupo com ensino superior após um choque expansivo. Dolado, Motyovszki e Pappa (2021) desenvolvem um modelo novo-keynesiano com complementaridade entre tecnologia e trabalho qualificado na função de produção e fricções na demanda e oferta de empregos (*matching*), entre trabalhadores com diferentes níveis educacionais. Com base nessas hipóteses, após um choque de expansão na política monetária, os autores observam uma pequena diferença na taxa de desemprego entre os dois grupos. No entanto, o prêmio salarial aumenta significativamente devido à menor fricção na busca por emprego entre os trabalhadores mais qualificados e ao aumento de capital, que impulsiona a demanda por esse grupo de trabalhadores (complementares ao capital).

⁵⁵ Um choque contracionista de 100 pontos base na política monetária afeta mais as taxas de desemprego dos indivíduos sem ensino superior, aumentando entre 10 a 12 pontos percentuais, um ano após o choque, do que o grupo com ensino superior, com um aumento de 5 a 6 pontos percentuais, 20 meses após a ocorrência do choque, ou seja, o dobro de impacto e com menor defasagem.

Tabela 9 - Resumo bibliográfico sobre o impacto heterogêneos de choques macroeconômicos no mercado de trabalho

| Artigo | Método | Período amostral | Variáveis VAR | País | Choques | Principais resultados |
|----------------------------------|---------------------------------|------------------|---|---------|--|---|
| (CARPENTER; RODGERS, 2004) | SVAR Restrições de 0 | 1973m9-2002m9 | Produção Industrial. Inflação (CPI). Índice de commodities. Taxa juros Fed. Reservas totais. Taxa de pessoas empregadas. Desemprego desagregado (Raça Cor). | E.U.A. | Política Monetária. | Aperto monetário leva a um maior desemprego sobre a população afro-americana em relação à população branca. Esta diferença não é explicada pelo impacto do choque em distintos setores ou indústrias. |
| (CAVALCANTI; MOREIRA, 2015) | B-FAVAR Restrições de sinais | 2003m1-2013m9 | Capacidade produtiva. Inflação (IPCA). Taxa Selic. Câmbio real. Emprego desagregado (Educação, idade). | Brasil. | Política Monetária. Demanda. Cambial. | O choque monetário reduz as chances de contratação e demissão, com efeito negativo sobre o emprego agregado. O choque cambial possui efeito oposto ao monetário, com aumento das chances de contratação e demissão, no entanto, com efeito nulo agregado. O grupo com menor grau de instrução é o que tem a chance de demissão mais vulnerável à estes choques. Choque de demanda leva a um maior chance de contratação e de estar empregado. A chance de contratação de trabalhadores mais velhos é maior para este choque. As chances de contratação são mais sensíveis do que as chances de demissão para os choques analisados. |
| (CHAUDHURI, 2020) | SVAR Restrições de 0 | 1979m1-2007m12 | Produção industrial Inflação (CPI). Índice de commodities Taxa juros Fed. Desemprego desagregado (Educação, raça e gênero). | E.U.A. | Política Monetária. | Aperto monetário leva a um aumento maior do desemprego para trabalhadores sem ensino superior. O aumento do desemprego de trabalhadores brancos e homens é menor após um aperto monetário, quando comparado aos demais grupos analisados. |
| (DOLADO; MOTYOVSKI; PAPPA, 2021) | SVAR Restrições de 0 | 1979m1-2016m6 | Produção industrial. Inflação. Taxa de juros Fed Retorno educacional. Emprego desagregado (Educação). | E.U.A. | Política Monetária. | Flexibilização monetária leva a um aumento proporcional maior do emprego dos trabalhadores com ensino superior. |
| (THORBECKE, 2001) | SVAR Restrições de 0 | 1973m3-1996m12 | Produção industrial. Inflação (CPI). Índice de commodities. Taxa de juros Fed. Reservas. Desemprego desagregado (Raça/Cor). | E.U.A. | Política Monetária. | Aperto monetário leva a um aumento no desemprego agregado. O aumento no desemprego sobre a população branca é significativamente menor quando comparada a latinos ou afro-americanos, quase a metade do impacto. |
| (ZAVODNY; ZHA, 2000) | B-SVAR Restrições de 0 | 1972m1-1999m12 | PIB. Inflação. Índice de commodities Demanda por moeda. Taxa de juros Fed. Desemprego desagregado (Raça/Cor). | E.U.A. | Política Monetária. Commodities. Atividade. Desemprego. | Aperto monetário leva a um maior desemprego agregado. As diferenças do impacto de um aperto monetário entre o desemprego para a população afro-americana e geral se mostram pequenas. O mesmo é observado para um choque negativo na atividade. Um choque no desemprego agregado e nos preços das commodities são os que possuem impacto mais significativo no aumento do desemprego sobre afro-americanos. |
| (ZENS; BOCK; ZORNER, 2020) | B-FAVAR Restrições de sinais | 1978Q1-2019Q1 | Produção Industrial. Inflação. 178 variáveis (Fatores). Desemprego desagregado (Ocupação). | E.U.A. | Política Monetária | Aperto monetário leva a um aumento no desemprego agregado. As ocupações referentes a tarefas rotineiras (repetitivas e de fácil substituição), que exigem menor qualificação, são mais impactadas negativamente em relação a ocupações envolvendo tarefas mais abstratas (mais qualificadas). |

Fonte: Os autores, 2023.

Nota: B-Procedimento Bayesiano.

No contexto brasileiro, Cavalcanti e Moreira (2015) também analisam o impacto de um choque restritivo da política monetária, e observam um efeito líquido negativo sobre o emprego agregado com respostas ambíguas em relação ao impacto sobre os trabalhadores com distintos níveis de instrução: “No caso do efeito educação, o grupo dos educados é o que tem a taxa de emprego mais vulnerável ao choque monetário, e o grupo dos não educados é o que tem a chance de demissão mais vulnerável ao choque monetário e ao choque cambial.” (CAVALCANTI; MOREIRA, 2015, p.27).

A revisão da literatura apresenta evidências de que flutuações macroeconômicas impactam o mercado de trabalho de forma heterogênea, no entanto, poucos são os estudos que analisam o impacto heterogêneo de choques macroeconômicos no mercado de trabalho brasileiro. O artigo em tela tem como principal objetivo contribuir para esta literatura a partir de uma inovação metodológica em modelos VAR. Estes tipos de modelos vem sendo utilizados para analisar o impacto de choques macroeconômicos no mercado de trabalho agregado brasileiro (MOREIRA; FLORÊNCIA; LIMA, 1998; CARVALHO; SILVA; SILVA, 2013; SACHSIDA; SCHETTINI; GOUVÊA, 2017), como também no desagregado (CAVALCANTI; MOREIRA, 2015). Este último estudo é o mais próximo em relação ao estudo em tela, no entanto, este estudo utiliza outra base de dados (CAGED), com um maior período amostral, desagrega os grupos de trabalhadores em mais níveis de instrução e identifica mais tipos de choques macroeconômicos por meio da identificação via heterocedasticidade (as identificações por restrições de zero e restrições de sinais são as mais preponderantes nos trabalhos apresentados nesta seção, ver tabela 9).

A abordagem via heterocedasticidade elimina quase toda a incerteza sobre a forma estrutural quando comparada à de restrições de sinais, utilizada por Cavalcanti e Moreira (2015), pois a matriz de relações contemporâneas entre as variáveis é única⁵⁶. De um ponto de vista teórico e do conhecimento dos autores deste trabalho, este é o primeiro estudo a identificar um modelo FAVAR via heterocedasticidade. Este tipo de modelo é propício em estudos que buscam analisar o impacto de choques macroeconômicos em variáveis desagregadas, pois possui uma limitação menor em relação ao número de variáveis no modelo (BERNANKE; BOIVIN; ELIASZ, 2005). A próxima seção apresenta e descreve esta metodologia.

⁵⁶ A identificação por restrições de sinais realiza diversas combinações lineares das colunas da matriz de relações contemporâneas entre as variáveis, em cada etapa do algoritmo, e selecionam aquelas em que os impactos nas variáveis (observado nas funções impulso resposta) tenham os mesmos sinais escolhidos pelos autores para identificar os choques, ver Dieppe, Roye e Legrand (2016).

2.3 Metodologia

Na literatura, trabalhos que identificam modelos FAVAR usam predominantemente restrições de zero e de sinais. No entanto, este estudo propõe uma inovação metodológica ao identificar um FAVAR via heterocedasticidade, baseado no método de dois passos de Bernanke, Boivin e Elias (2005), em conjunto com a metodologia de identificação proposta por Brunnermeier et al. (2021). Esse tipo de identificação apresenta uma abordagem mais agnóstica em comparação às demais, uma vez que utiliza apenas a informação da variação nas matrizes de covariância dos resíduos ao longo do tempo para identificar choques exógenos, sem impor restrições da teoria econômica (ver o Apêndice E do estudo para uma descrição detalhada desta metodologia de identificação).

2.3.1 Estrutura do modelo

No procedimento de dois passos apresentado por Bernanke, Boivin e Elias (2005), os fatores latentes são estimados por componentes principais antes do modelo FAVAR⁵⁷. A estimação dos componentes principais (os fatores, F_t) em cada instante de tempo não é aleatória, isto é, é considerada uma variável fixa. O modelo é construído a partir de duas equações:

1) a equação de transição, que estabelece a relação entre os fatores observáveis Y_t e os fatores latentes F_t , juntamente com suas defasagens. Esta equação é estimada seguindo o procedimento proposto por Brunnermeier et al. (2021), como apresentado no Apêndice E;

2) a equação da medida, que descreve a relação contemporânea entre as variáveis observáveis (X_t) com os fatores latentes F_t e observáveis Y_t .

Essas equações são apresentadas detalhadamente a seguir:

Equação de transição

A equação 15 apresenta a equação de transição na forma estrutural.

$$A_0 y_t = \sum_{j=1}^p A_j y_{t-j} + C + \epsilon_t \tag{15}$$

$$\text{Dado que } y_t = \begin{bmatrix} F_t \\ Y_t \end{bmatrix} \text{ e } \epsilon_{i,t} \sim \text{Normal}(0, \lambda_{it} \zeta_{i,t})$$

⁵⁷ Segundo esses autores, esse procedimento possui a vantagem de ter um menor custo computacional e oferece resultados mais plausíveis em comparação com o procedimento de um único passo (estimação simultânea dos fatores e do modelo FAVAR).

Seja Y_t o vetor $N \times 1$ de fatores observáveis e F_t um vetor $K \times 1$ de fatores latentes⁵⁸ estimados por componentes principais⁵⁹ a partir da informação de h variáveis observadas. Seja $n = N + K$, o número total de variáveis na equação de transição, A_0 uma matriz $n \times n$ de relações contemporâneas entre as variáveis, $(A_j)_{j=1}^p$ matrizes $n \times n$ que representam as relações defasadas entre as variáveis, para cada defasagem j (sendo p número máximo de defasagens), e C um vetor de constantes $n \times 1$. Seja ϵ_t um vetor $n \times 1$ de choques estruturais não correlacionados no tempo. $\lambda_{i,t}$ é o i -ésimo elemento da diagonal da matriz de covariância dos choques estruturais $E[\epsilon_t \epsilon_t'] = \Lambda_t$. Λ_t altera o valor entre distintos regimes, permitindo a identificação de A_0 via heterocedasticidade (ver subseção E.0.2 no Apêndice B). $\zeta_{i,t}$ é um parâmetro aleatório com distribuição gamma inversa que transforma a distribuição dos erros em uma *t-Student*, como proposto por Brunnermeier et al. (2021) (ver subseção E.0.3 no Apêndice B).

Equação da medida

Seja X_t um vetor com h variáveis estacionárias, utilizadas na estimação dos fatores F_t . A equação da medida assume que as informações em X_t são relacionadas com os fatores F_t e os fatores observáveis Y_t pela equação 16:

$$\begin{aligned} X_t &= \Phi^f F_t + \Phi^Y Y_t + e_t \\ e_t &\sim Normal(0, R \text{ diagonal}) \end{aligned} \tag{16}$$

Seja Φ^f a matriz de cargas fatoriais $h \times K$ que multiplica os fatores F_t , Φ^Y uma matriz $h \times N$ que multiplica os fatores observáveis Y_t , e e_t um vetor $h \times 1$ que representa os erros com média 0 não correlacionados.

2.3.2 Prioris e extrações dos parâmetros

Na perspectiva bayesiana, os parâmetros da equação 15, de transição, $\theta_{Tr} = (A_0, (A_j)_{j=1}^p, \Lambda_t, \zeta_{i,t})$ e da equação 16, da medida, $\theta_M = (\Phi^f F_t, \Phi^Y Y_t, R)$, são tratados como variáveis aleatórias⁶⁰ e extraídos com base em Brunnermeier et al. (2021) e Bernanke, Boivin e Elias (2005) respectivamente, como descrito nas próximas subseções.

⁵⁸ Observe que caso $K=0$, isto é, não fossem utilizados fatores na equação 15, este seria um VAR estrutural como em (BRUNNERMEIER et al., 2021)

⁵⁹ Ver Stock e Watson (2016)

⁶⁰ Os fatores são considerados observáveis e fixos, o que reduz o custo computacional, isto é, ao não considerar os fatores como variável aleatória, o filtro de Kalman não é utilizado nas simulações a fim de extrair os mesmos. Tal restrição é imposta na metodologia de dois passos em Bernanke, Boivin e Elias (2005) que, segundo esses autores, apresentou resultados similares e mais plausíveis (BERNANKE; BOIVIN; ELIASZ, 2005, p. 25).

Note que o estudo em tela segue o procedimento de dois passos proposto por Bernanke, Boivin e Eliasziw (2005). Ou seja, as extrações desses parâmetros está condicionada à estimação dos componentes principais (F_t), como apresentado no Apêndice G, assumindo que são variáveis fixas em cada instante de tempo.

2.3.2.1 Extrações dos parâmetros θ_{Tr} da equação de transição

Esta subseção utiliza a metodologia de identificação via heterocedasticidade, conforme proposto por Brunnermeier et al. (2021), como apresentada no Apêndice E.

A distribuição de probabilidade *a posteriori* é obtida ao multiplicar a distribuição de probabilidade *a priori*⁶¹ pela função de verossimilhança. A distribuição *a posteriori* não é uma função padrão, portanto, para obter as amostras dos parâmetros da distribuição *a posteriori*, deve-se usar um caso especial de Metropolis-Hasting, conhecido como amostrador de Gibbs (ver Apêndice E.0.4.2).

Como apresentado no Apêndice E, apenas as variâncias dos erros da equação de transição, equação 15, Λ_t , alteram ao longo do tempo, o que é suficiente para identificação via heterocedasticidade da matriz de relações contemporâneas, A_0 . Esta identificação permite interpretar diversos choques macroeconômicos a partir das funções impulso resposta obtidas pelas extrações dos parâmetros A_0 e $(A_j)_{j=1}^p$ ⁶².

2.3.2.2 Extrações dos parâmetros θ_M da equação da medida

Seja $\tilde{X}_T = (X_1, X_2, \dots, X_T)$, os valores de X_T entre o período 1 e o período T. Pode-se definir da mesma forma $\tilde{Z}_T = (F_1'Y_1', F_2'Y_2', \dots, F_T'Y_T)'$.

Assumindo que os erros v_t da equação 16, da medida, são não correlacionados (a matriz variância e covariância dos erros, R , é diagonal), pode-se estimar o sistema equação por equação via MQO (Mínimos quadrados ordinários), pois não é um contexto de SUR (*Seemingly Unrelated Regressions*). Seja $\Phi = [\Phi^f \Phi^y]$ e X_i uma coluna de \tilde{X}_T' . E Φ_i uma linha da matriz Φ . Adota-se

⁶¹ (As *prioris* usadas para os parâmetros θ_{Tr} seguem Brunnermeier et al. (2021), ver subseção E.0.4.1 no Apêndice B).

⁶² Ver Giudici e Lima (2022) para um estudo de caso com dados brasileiros.

como função densidade *priori* conjunta para R_{ii} e Φ_i uma densidade normal gamma⁶³ inversa-2:

$$\phi(\Phi_i, R_{ii}) = f_{Ngi}(\Phi_i, R_{ii} \mid \beta, \psi, \omega, z) \quad (17)$$

Seja $\beta = 0; \psi = I_{K+N}; \omega = 0,02$ e $z = 0,02$

Assumindo a *priori* conjunta da equação anterior, obtém-se a função densidade *posteriori* condicional $P(R_{ii} \mid \tilde{X}_t, \tilde{Z}_T, \beta, \psi, s, z)$ como demonstrado em Bauwens, Lubrano e Richard (2000):

$$P(R_{ii}^{-1} \mid \tilde{X}_t, \tilde{Z}_T, \beta, \psi, \omega, z) = f_{Ngi}(\bar{R}_{ii}/2, (2/(0,02 + T))) \quad (18)$$

Seja $\bar{R}_{ii} = 0,02 + e'_i e_i + \hat{\Phi}_i(\psi + (R_{ii}^{(s-1)})^{-1} + (\tilde{Z}_T \tilde{Z}'_T))^{-1} \hat{\Phi}'_i$

$R_{ii}^{(s-1)}$ é a extração de R_{ii} anterior; $\hat{\Phi}_i$ é a estimação por MQO de Φ_i da equação da medida; e $e_i = X_i - Z_t \hat{\Phi}_i$ são os erros.

Dado a extração de R_{ii}^s e adotando a função de densidade a priori conjunta descrita anteriormente, obtém-se a função de densidade a *posteriori* condicional $P(\Phi_i \mid R_{ii}^s, \tilde{X}_T, \tilde{Z}_T, \beta, \psi, \omega, z)$ ⁶⁴:

$$\begin{aligned} & P(\Phi_i \mid R_{ii}^s, \tilde{X}_T, \tilde{Z}_T, \beta, \psi, \omega, z) = \\ & = N((\psi + (R_{ii}^s)^{-1} \tilde{Z}_T \tilde{Z}'_T)^{-1} * (R_{ii}^s)^{-1} \tilde{Z}'_T X_i, (\psi + (R_{ii}^s)^{-1} \tilde{Z}_T \tilde{Z}'_T)^{-1}) \end{aligned} \quad (19)$$

2.3.3 Resumo do procedimento e obtenção das funções impulso resposta

Como apresentado anteriormente, os fatores latentes são estimados antes do modelo FAVAR e são considerados variáveis fixas em cada instante de tempo. Dado os fatores F_t , são extraídos os parâmetros da equação de transição θ_{Tr} (como apresentado na subseção 2.3.2.1)⁶⁵, e a partir de A_0 e $(A_j)_{j=1}^p$, obtém-se os choques macroeconômicos (da média entre os distintos regimes), identificados via heterocedasticidade.

As extrações dos parâmetros da equação da medida θ_M (como apresentado na subseção 2.3.2.2), são realizadas separadamente. Para cada extração de Φ na equação 19, é calculado o impacto em

⁶³ Utiliza-se os mesmos hiperparâmetros de Lima, Martinez e Cerqueira (2018).

⁶⁴ Bernanke, Boivin e Elias (2005) fixa as primeiras K linhas de Φ , no entanto, tal restrição não é necessária no estudo em tela, devido os fatores serem fixos.

⁶⁵ Após realizar 100 mil simulações como (*burn-in*), de cada quatro extrações, é guardada uma, até ter 100 mil extrações guardadas. Portanto, são feitas 500 mil simulações no total, descartando as primeiras 100 mil e guardando 100 mil.

X_t dos choques macroeconômicos pela variação em Y_t e F_t resultantes destes choques (obtidos a partir das extrações de A_0 e $(A_j)_{j=1}^p$ da equação de transição). Isso possibilita a construção de bandas de incerteza das funções impulso resposta das variáveis de interesse em X_t , após um grande número de iterações.

2.4 Estimação

2.4.1 Dados

A estimação do modelo principal utiliza informações mensais de janeiro de 2000 a dezembro de 2019. Este período foi marcado pela manutenção do regime da política monetária de metas para inflação. É excluído o período pandêmico e pós-pandêmico que podem afetar as estimativas devido as quebras no processo gerador das variáveis macroeconômicas. A seguir, apresenta-se as variáveis utilizadas.

2.4.1.1 Fatores observáveis Y_t

A Tabela 10 exhibe os oito fatores observáveis, Y_t , utilizadas no FAVAR. A escolha destas variáveis é embasada na literatura que emprega modelos VAR para analisar choques macroeconômicos. A variável PibFgv⁶⁶ é coletada sem componentes sazonais, enquanto as variáveis IPCA e M1 são dessazonalizadas utilizando o método X13-ARIMA do pacote RjDemetra, no software R. São utilizadas dez defasagens devido as series utilizadas serem mensais.

Tabela 10 - Descrição dos fatores observáveis (Y_t) utilizadas no modelo FAVAR

| Variável | Fonte | Unidade | Descrição |
|----------|----------|-------------|---|
| Câmbio | BCB | (R\$/US\$) | Câmbio nominal |
| IPCA | IBGE | Índice | Índice nacional de preços ao consumidor-amplo |
| PibFgv | FGV IBRE | Índice | Monitor PIB Mensal Ótica da Produção |
| M1 | BCB | u.m.c.(mil) | M1 Meios de pagamento papel moeda poder publico - Média |
| Divida | BCB | % | Dívida bruta do governo geral em % do PIB, metodologia pré 2008 |
| IC_BR | BCB | Índice | Índice de Commodities - Brasil (em US Dólares) |
| SWAP180 | BCB | %a.a | Swaps180 - DI x pré-fixada - 180 dias - média do período |
| SELIC | BCB | %a.a | Taxa de juros - Selic acumulada no mês anualizada |

Fonte: Os autores, 2023.

Nota: BCB-Banco Central do Brasil; IBRE/FGV- Instituto Brasileiro de Economia da Fundação Getulio Vargas; IBGE- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

⁶⁶ Empregada como uma representação do nível de atividade doméstico.

2.4.1.2 Variáveis observadas X_t

As variáveis em X_t são descritas na Tabela 21 do Apêndice F. A análise do mercado de trabalho segmentado por grau de instrução se baseia nos dados provenientes do CAGED, disponibilizados pelo Ministério do Trabalho e Emprego (MTE), que monitora e supervisiona o processo mensal de admissão e desligamento de trabalhadores regidos pela CLT. Neste estudo, utilizam-se apenas os desligamentos não voluntários. A escolha desse banco de dados se justifica pelo maior período amostral em comparação à PME⁶⁷ e à PNAD Contínua⁶⁸, requisito necessário para a identificação via heterocedasticidade. O CAGED abrange todo o território brasileiro, incluindo cerca de 85% dos empregados assalariados celetistas, com aprimoramentos no sistema e metodologia desde 1996 (ano em que os dados foram disponibilizados *online*), tornando-se uma das principais fontes de informações estatísticas sobre o mercado de trabalho conjuntural (IBGE, 2004; SEPLAN, 2010).

2.4.2 Fatores latentes F_t

Como abordado na seção anterior, o modelo FAVAR possui fatores observáveis, Y_t , e fatores latentes, F_t extraídos da informação mensal de 30 variáveis em X_t (ver tabela 21 no Apêndice B)⁶⁹.

Os fatores latentes são obtidos via componentes principais (*Principal Component Analysis* - PCA), uma alternativa não-paramétrica⁷⁰, como proposto por Stock e Watson (2016) (ver apêndice G). A PCA é um método estatístico que permite capturar a variabilidade de dezenas de variáveis ao longo do tempo, a partir de combinações lineares de variáveis não ortogonais, X_t , em um conjunto reduzido de variáveis sintéticas, ortogonais entre si, denominadas de fatores. É utilizado a forma estática e o modelo exato, como apresentado por Stock e Watson (2016)⁷¹, isto é, os fatores aparecerem apenas contemporaneamente na equação da medida (equação 16) e $E(\epsilon_{it}\epsilon_{jt}) = 0, \forall t, \text{ se } i \neq j$. Os fatores são identificados pela restrição $\Phi^f \Phi^{f'} / K = I$.

⁶⁷ A Pesquisa Mensal de Emprego (PME) sofreu uma mudança metodológica em 2003 e foi interrompida em março de 2016.

⁶⁸ A PNAD Contínua começou em 2012 e somente oferece informações desagregadas por nível de instrução em frequência trimestral

⁶⁹ Boivin e Ng (2006) aponta que uma pequena quantidade de variáveis observadas, não implica em uma menor capacidade preditiva dos fatores, e em algumas análises melhoram.

⁷⁰ Há um debate na literatura entre a vantagem deste tipo de metodologia em relação a uma de estimação paramétrica, na qual representa as equações 15 e 16 em espaço de estados, a fim de calcular a verossimilhança. No entanto, não é provado na literatura de uma ser superior à outra (STOCK; WATSON, 2016).

⁷¹ O código é disponibilizado pelos autores neste link: <http://www.princeton.edu/~mwatson/publi.html>.

2.4.3 Transformação das variáveis

As series temporais em X_t são dessazonalizadas a partir do método X13-ARIMA, do pacote RjDemetra, no *software R*, passam por uma transformação logarítmica e são transformadas em estacionárias (verificado pelos testes KPSS⁷² e ADF⁷³).

Os fatores observáveis e latentes (Y_t e F_t são integradas de primeira ordem. O teste de cointegração de Johansen⁷⁴ indica a presença de cinco e uma relações de cointegração entre essas variáveis, usando os métodos do traço e do máximo autovalor respectivamente à 1% de significância (ver tabela 22 no apêndice H).

Dado que os fatores (observáveis e latentes) cointegram, existem combinações lineares entre essas variáveis que são estacionárias. Assim, a equação de medida pode ser adequadamente estimada utilizando variáveis estacionárias (X_t) e variáveis não estacionárias (os fatores). Testes de raiz unitária (ADF e KPSS) aplicados nos resíduos estimados da equação da medida evidenciam a presença de estacionariedade. Portanto, há indícios de que as regressões não são espúrias (HAMILTON, 1994, p. 557).

2.4.4 Datação dos regimes da equação de transição

A identificação da matriz de relações contemporâneas, A_0 , na equação 15 de transição, via heterocedasticidade, somente é possível caso haja variação temporal suficiente e persistente apenas na matriz de covariância dos erros estruturais ($\lambda_{i,t}$) e A_0 e $(A_j)_{j=1}^p$ são consideradas constantes (BRUNNERMEIER et al., 2021). No entanto, permitir esta variação sem mais restrições inviabilizaria a estimação do modelo devido a perda de graus de liberdade. Sims (2020) aponta que não é necessário que os regimes capturem todas as variações das variâncias dos erros, isto é, uma incompleta datação, do início e fim dos regimes, não leva a inconsistência dos resultados⁷⁵. Todavia, uma datação equivocada, que implica em uma pequena variação na variância dos resíduos, impossibilita a identificação, levando a resultados inverossímeis e elevadas bandas de incerteza nas funções impulso resposta.

A escolha dos regimes (inseridos de forma exógena no modelo) segue como base o trabalho de Giudici e Lima (2022) devido a semelhança da amostra temporal e das variáveis econômicas

⁷² Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin.

⁷³ Augmented Dickey–Fuller.

⁷⁴ Realizado no software R usando o comando *ca.jo*, do pacote *urca*.

⁷⁵ Por exemplo, caso a matriz diagonal das variâncias dos choques estruturais (Λ_1), ter agrupado dois sub regimes distintos (Λ_3 e Λ_4), a matriz de covariância dos resíduos estimados, da forma reduzida, para este regime ($\tilde{\Sigma}_1$, ver equação 28) irá convergir em grandes amostras para $(A_0^{-1}(\Lambda_3\pi + \Lambda_4(1-\pi))(A_0^{-1})')$, sendo π a proporção do tempo que o regime referente a Λ_3 acontece. No entanto, o termo $\Sigma_1^{-1}\Sigma_2$ da equação 29, ainda converge para um limite em que as colunas de A_0' são os autovetores à direita desta equação, e a estimação das matrizes $(A_j)_{j=0}^p$ continua sendo consistente.

utilizadas, no VAR, com o estudo em tela⁷⁶. A tabela 11, a seguir, mostra o valor da FDP marginal dos dados para três modelos, referentes a equação 15 de transição, com três distintas datação de regimes, assumindo erros com distribuição gaussiana e dez variáveis em y_t (oito apresentadas no tabela 10 e mais dois fatores estimados como apresentado na subseção 2.4.2), com dez defasagens. Assumindo que os modelos são igualmente prováveis a *priori*, a probabilidade a *posteriori* é proporcional a FDP marginal dos dados. Quanto maior o valor da FDP, melhor o ajuste do modelo aos dados⁷⁸.

Tabela 11 - FDP marginal dos dados da equação 15 de transição estimada, com distintas datação de regimes. Os dois primeiro modelos são identificados via heterocedasticidade e o terceiro é um modelo VAR na forma reduzida

| | Modelos | | |
|-------------------------------|--|---|-----------------------------|
| | Modelo BSVAR (1) Quatro regimes | Modelo BSVAR (2) Três regimes | Modelo VAR (3) Um regime |
| | 01/2000 a 02/2002 03/2002 a 01/2004 02/2004 a 06/2013 07/2013 a 12/2019 | 01/2000 a 01/2004 02/2004 a 06/2013 07/2013 a 12/2019 | Um regime |
| FDP marginal dos dados | 5.283,486 | 5.391,261 | 5.378,462 |

Fonte: Os autores, 2023.

Nota: Assume-se, para os modelos que permitem quebras estruturais, que a variação ocorre apenas nas variâncias dos choques e erros com distribuição gaussiana. São usadas 500.000 simulações, descartando-se as primeiras 100.000 nos modelos BSVAR.

A tabela 11 mostra que os valores da FDP marginal dos dados referente ao modelo dois, que permite variações nas variâncias dos erros entre três regime, possui melhor ajuste aos dados em relação ao modelo sem quebras nas variâncias dos erros (um regime) ou com quatro regimes⁷⁹.

⁷⁶ Para auxiliar na escolha da datação dos regimes, eles utilizam uma estimação de um modelo VAR com *Markov Switching*, a função de densidade de probabilidade (FDP) marginal dos dados⁷⁷ e conhecimento histórico de mudanças de política e crises econômicas no Brasil.

⁷⁸ Outros estudos na literatura usam o fator de Bayes, que é calculado pela razão entre as FDP marginal dos dados de distintos modelos; esta razão permite inferir qual a força da evidência de um modelo se ajustar melhor aos dados.

⁷⁹ Entre os dois modelos que assumem quebras de regime, o menos parametrizado se ajusta melhor aos dados; tal observação está de acordo com Sims (2020).

2.4.5 Escolha do modelo final da equação de transição

A partir da datação escolhida, referente ao modelo com três regimes, a tabela 12, a seguir, apresenta os valores do log da FDP marginal dos dados para três distintos modelos. A FDP marginal dos dados do modelo que permite a variação apenas na matriz de covariância dos resíduos com distribuição t-Student dos erros (primeira linha) apresenta melhor ajuste aos dados quando comparado ao modelo semelhante, porém com distribuição Gaussiana dos erros (segunda linha) e do modelo com mudanças de regimes em todos os parâmetros (terceira linha)⁸⁰.

Portanto, tendo em consideração esses valores, o modelo principal, referente à equação 15, utilizado para apresentar os próximos resultados, é o que permite variação apenas na matriz de covariância dos resíduos entre três regimes (01/2000 a 01/2004, 02/2004 a 06/2013, e 07/2013 a 12/2019), usando dez variáveis (as oito mostradas na tabela 10 e mais dois fatores estimados como apresentado na subseção 2.4.2), com dez defasagens e erros com distribuição t-Student.

Tabela 12 - Log da FDP marginal dos dados para três distintos modelos

| Variação | Distribuição dos erros | FDP dos dados |
|-----------------------------------|------------------------|---------------|
| Variância dos choques estruturais | t-Student | 5.788,331 |
| Variância dos choques estruturais | Gaussiana | 5.391,261 |
| Em $A(L)$ e A_0 | Gaussiana | 4.932,316 |

Fonte: Os autores, 2023.

Nota: São usadas 500.000 simulações, descartando-se as primeiras 100.000.

2.5 Resultados

2.5.1 Variâncias dos choques estruturais entre os regimes

A tabela 13 apresenta a mediana da posteriori das variâncias dos choques estruturais, identificados no estudo em tela, entre os regimes. Nota-se que há certa variação, por exemplo: a primeira linha mostra as variâncias, entre os regimes, de um choque na política monetária. Observe que o primeiro regime, de janeiro de 2000 a janeiro de 2004, possui a maior variância entre os demais. Este regime abrange períodos como a crise energética de 2001, as eleições presidenciais no ano de 2002 e o primeiro ano do governo Lula, de elevada incerteza (o Banco Central elevou a taxa Selic de 18,5% em março de 2002, para 26% em março de 2003.). No segundo regime, as variâncias dos choques cambiais e das *commodities* apresentam ser maiores. A crise financeira mundial que ocorreu durante este período pode ser uma das explicações, já

⁸⁰ Isto é, A_0 e $A(L)$, as matrizes de relações contemporâneas e defasadas, entre as variáveis podendo alterar entre os regimes.

que houve uma abrupta queda nos preços das *commodities* em 2008, vindo de um crescimento robusto até então. No entanto, em 2011, o valor do índice já havia superado o valor pré-crise.

Tabela 13 - Mediana das variâncias da posteriori para cada choque e respectivos regimes

| Choque | 01/2000-01/2004 | 02/2004-06/2013 | 07/2013-12/2019 |
|--------------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| Política Monetária | 1.815 | 0.597 | 0.573 |
| Cambial | 0.610 | 1.349 | 1.045 |
| PibFGV | 1.132 | 0.895 | 0.967 |
| Commodities | 0.677 | 1.566 | 0.740 |
| Swap180 | 2.262 | 0.475 | 0.252 |

Fonte: Os autores, 2023.

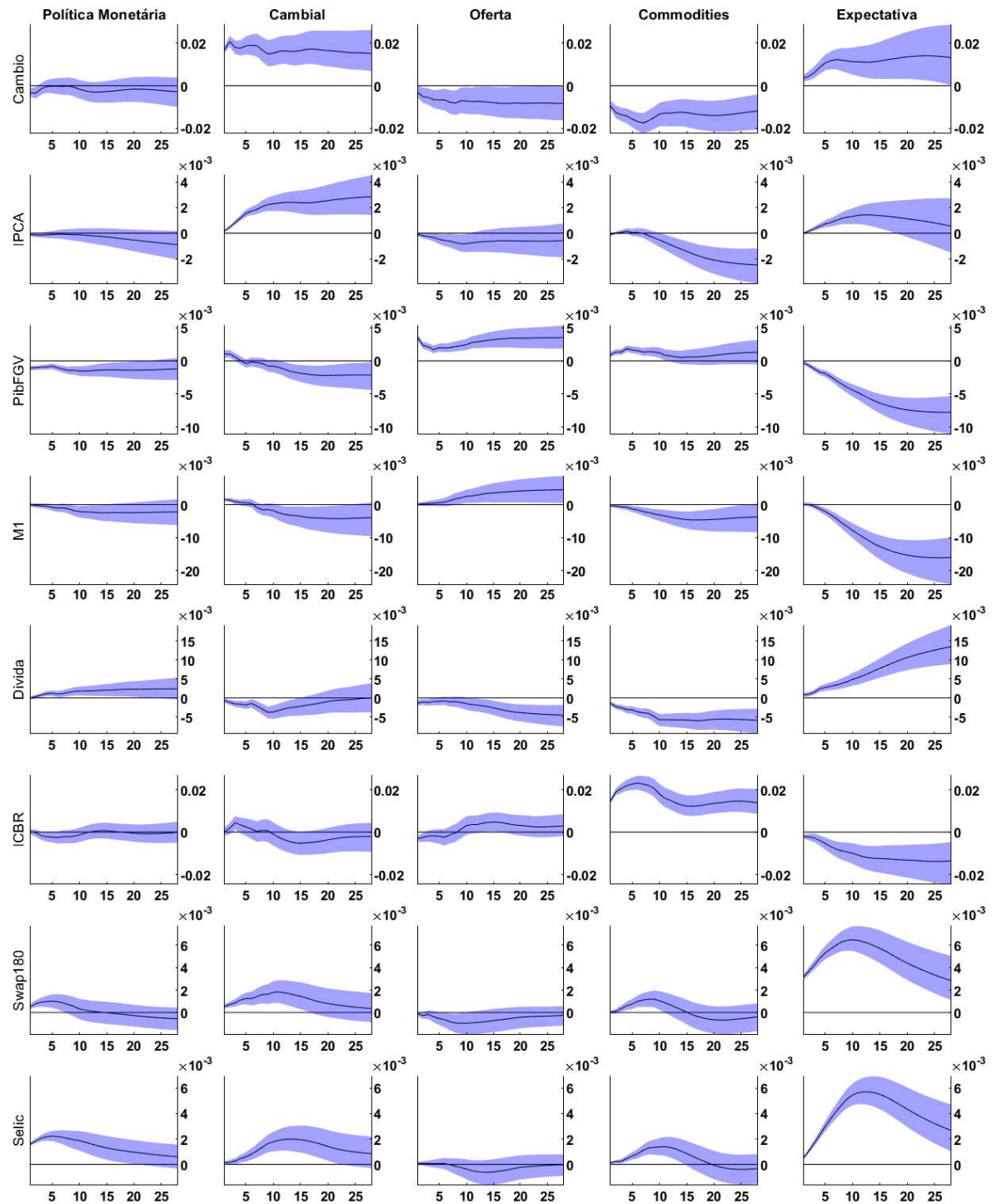
2.5.2 Funções Impulso Resposta

Na identificação via heterocedasticidade, os choques são interpretados com base em suas características conhecidas na literatura econômica, uma vez que a estimativa apenas os separa (ver Brunnermeier et al. (2021) e Giudici e Lima (2022)). A Figura 3 apresenta as funções impulso resposta do modelo referente à equação 15, de transição, estimada a partir de dez variáveis, as oito observadas Y_t (apresentadas na tabela 10) e dois fatores latentes (ver seção 2.4.2), com dez defasagens. O formato das funções impulso resposta é uma média entre os regimes. O horizonte de tempo (eixo horizontal) é de 30 meses e as bandas de incerteza são de 68% (azul). As colunas reproduzem as respostas dos choques identificados pelos autores e as linhas o impacto nas variáveis observadas Y_t (os fatores não possuem uma interpretação econômica).

As respostas nas variáveis apresentam sinais semelhantes aos estudos que identificam choques macroeconômicos no Brasil como em Lima, Maka e Alves (2011) e Giudici e Lima (2022), ou seja: 1) um choque restritivo na política monetária (forte elevação imediata na taxa Selic) leva a uma imediata valorização no câmbio⁸¹, quedas na atividade e no agregado monetário, e a uma queda defasada na inflação; 2) um choque de desvalorização cambial leva a uma elevação na inflação, queda defasada na atividade e a uma resposta restritiva da autoridade monetária; 3) um choque de oferta eleva a atividade, valoriza o câmbio e leva a uma redução na inflação; 4) um choque positivo nos preços das *commodities* leva a uma valorização cambial, elevação na atividade econômica (durante o primeiro ano após o choque), uma maior probabilidade de elevação da inflação em torno do quinto mês após o choque (com pequena magnitude), e uma

⁸¹ A valorização da moeda no curto prazo pode ser explicada pelo aumento na taxa de juros real (considerando certa rigidez de preço), levando a um maior fluxo de capital para o país devido à maior rentabilidade dos ativos atrelados a taxa Selic.

Figura 3 - Funções impulso resposta dos choques exógenos (colunas) sobre as variáveis observáveis Y_t . O horizonte de tempo (linha horizontal) é de 30 meses e as bandas de incerteza são de 68% (azul).



Fonte: Os autores, 2023.

redução desta variável após um ano da ocorrência deste choque⁸²; 5) o último choque (Swap 180) é interpretado como em Giudici e Lima (2022), isto é, um choque de expectativa pessimista sobre a economia devido ao forte impacto imediato sobre o Swap 180, à significativa queda na atividade econômica, e os meses de julho de 2001 e junho de 2002 apresentarem ter o maior valor para este tipo de choque (ver tabela 14), período da crise energética e da eleição presidencial de 2002, respectivamente.

2.5.3 Funções Impulso Resposta do saldo de admitidos por grau de instrução

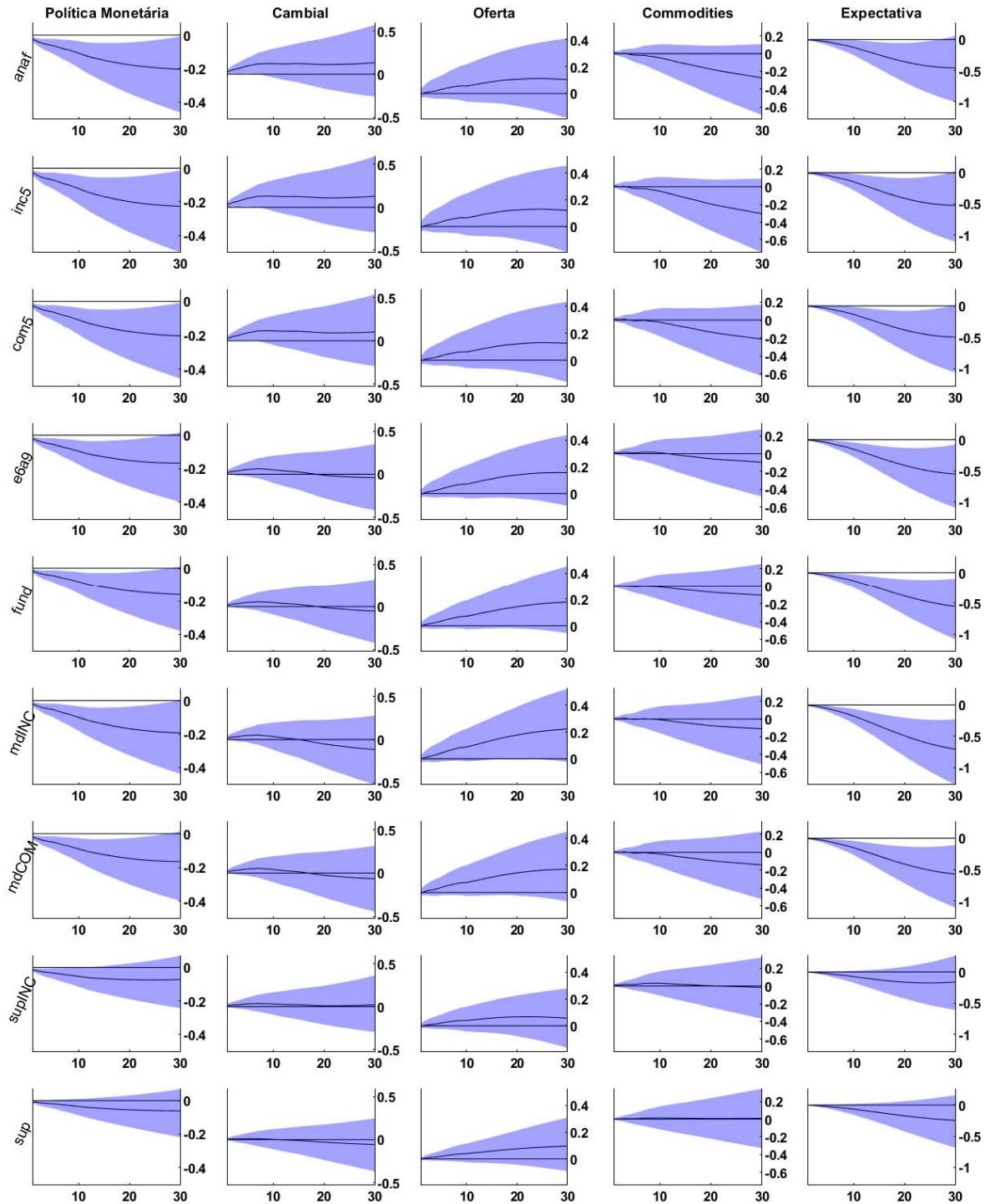
A figura 4 apresenta as funções impulso resposta do modelo FAVAR referente ao impacto dos choques macroeconômicos (colunas), apresentados na subseção anterior, sobre o saldo entre admitidos e desligados no mercado de trabalho formal desagregado por níveis de instrução dos trabalhadores (linhas). A desagregação é apresentada por ordem crescente de graus de instrução, isto é, desde analfabetos (primeira linha) a trabalhadores com ensino superior (última linha). A descrição de cada sigla é apresentada na tabela 21, Apêndice B. O horizonte de tempo (eixo horizontal) é de 30 meses e as bandas de erro são de 68% (azul).

O impacto de um choque restritivo na política monetária no saldo de admitidos é apresentado na primeira coluna da Figura 4. O resultado evidencia um efeito líquido negativo sobre o emprego, um movimento esperado devido ao impacto negativo na atividade após esse tipo de choque. Observa-se que o efeito é significativo (com bandas de incerteza abaixo do eixo 0) para todos os grupos, durante a maior parte do horizonte de tempo analisado, exceto para os mais escolarizados, ou seja, aqueles com ensino superior incompleto e completo. Estes últimos são afetados apenas marginalmente no curto prazo, até treze e oito meses, respectivamente, após o choque, com uma magnitude menor em comparação com os outros grupos. Ao observar o fim do horizonte de tempo, nota-se uma persistência mais significativa entre os trabalhadores menos escolarizados (analfabetos e quinto ano incompleto e completo) em comparação aos demais grupos.

A segunda coluna da Figura 4 apresenta o impacto no saldo de admitidos após um choque de desvalorização cambial. Observa-se um aumento significativo do saldo de admitidos (banda de incerteza acima do eixo 0) apenas nos grupos menos escolarizados (analfabetos, quinto ano completo e incompleto) durante os primeiros sete meses após o choque. Isso sugere que o efeito expansionista de um choque cambial, a curto prazo, beneficia mais os trabalhadores desse grupo. Esse resultado pode ser explicado pelo fato de a pauta de exportação do país ser mais concentrada em bens de baixo teor tecnológico, ou seja, bens intensivos em trabalho de baixa qualificação (BOURSCHEIDT; SILVA, 2021). Importante ressaltar que os efeitos desses choques são simétricos, ou seja, uma valorização cambial impactaria negativamente os menos

⁸² A valorização cambial é um mecanismo amortecedor de pressões inflacionárias em choques (positivos) sobre o preço das *commodities*, ver Araujo e Modenesi (2010) e Stockl, Moreira e Giuberti (2017))

Figura 4 - Funções impulso resposta dos choques exógenos (colunas) sobre o saldo entre admitidos e desligados por grau de instrução dos trabalhadores. O horizonte de tempo (linha horizontal) é de 30 meses e as bandas de incerteza são de 68% (azul).



Fonte: Os autores, 2023.

Nota: Ver tabela 21 para descrição das variáveis. Os resultados apresentados se referem à diferença entre admitidos e desligados.

escolarizados a curto prazo, enquanto os mais escolarizados permaneceriam não sendo afetados.

A terceira coluna apresenta o impacto referente a um choque de oferta. Não é observado um efeito significativo entre os grupos, no entanto, há uma maior probabilidade de uma elevação do saldo de admitidos do que uma queda. A quarta coluna apresenta as respostas de um choque positivo nos preços das *commodities*. Como o anterior, este não apresenta ter um efeito significativo em nenhum dos grupos apresentados. Todavia, há uma maior probabilidade de queda do saldo, do que uma elevação, para os grupos menos escolarizados. Benguria, Saffie e Urzúa (2018) também observam um resultado semelhante ao estudo em tela, utilizando os dados da RAIS (Relação Anual de Informações Sociais), e apontam que o aumento do efeito custo é maior do que o efeito riqueza nas firmas com elevada proporção de trabalhadores menos qualificados após uma elevação nos preços das *commodities*, o que leva a um maior desligamento deste grupo na economia⁸³.

A quinta e última coluna da Figura 4 retrata as respostas a um choque no Swap 180, interpretado como um choque de expectativas negativas sobre a atividade econômica. Esse tipo de choque causa um impacto negativo significativo no mercado de trabalho formal, o que é esperado devido à queda expressiva na atividade, como apresentado na Figura 3. Observa-se que os mais escolarizados (com ensino superior incompleto e completo) são menos impactados em comparação com outros grupos, conforme indicado pela magnitude do choque e pelas bandas de incerteza em torno do eixo 0 durante grande parte do horizonte temporal nas respostas desses grupos. Esse tipo de choque apresenta uma persistência maior para os trabalhadores com escolarização intermediária, indicado pelas bandas de incerteza abaixo do eixo 0 no final do horizonte temporal analisado. Portanto, observa-se novamente fatos estilizados que estão de acordo com a teoria de que os mais escolarizados são menos vulneráveis às fases do ciclo de negócios.

2.5.4 Funções Impulso Resposta sobre outras variáveis agregadas

A figura 5 apresenta impacto em variáveis agregadas ligadas ao mercado de trabalho, além de outras (ver descrição das variáveis na tabela 21 no Apêndice B). Novamente, as respostas das variáveis estão nas linhas e os respectivos choques, nas colunas.

Na Figura 5, é observado um cenário adverso no mercado de trabalho agregado após um choque restritivo na política monetária (na primeira coluna), caracterizado por uma redução nas horas trabalhadas, no índice de emprego e nos admitidos do CAGED. É interessante notar o aumento no salário médio, resultado condizente com o impacto heterogêneo sobre os trabalha-

⁸³ Estes autores utilizam regressões com dados em painel a partir da informação de dois milhões de firmas que operam nos setores de *commodities*, comercializáveis e não comercializáveis brasileiro. Segundo os autores, a maior demanda por menos qualificados no setor de *commodities* eleva o salário para este grupo na economia, resultando em um maior desligamento deste grupo de trabalhadores nas firmas fora do setor de *commodities*.

dores, como apresentado na Figura 4, após esse tipo de choque. Em relação às demais variáveis macroeconômicas, é perceptível uma queda defasada nos índices de preços ao consumidor, significativa somente para os bens comercializáveis (IPCCOMER). No tocante as variáveis ligadas ao nível de atividade econômica, é observado respostas negativas.

O impacto de um choque de desvalorização cambial é observado na segunda coluna da figura 5. Note que o efeito agregado no emprego é menos significativo do que em relação ao choque anterior, ao observar as bandas de incerteza entre as variáveis relacionadas ao mercado de trabalho. No entanto, a queda no salário médio apresenta ser significativa, o que está de acordo com o aumento no saldo de admitidos para os trabalhadores menos escolarizados no curto prazo, como apresentado na figura 4. Os impactos sobre os índices de preços é positivamente significativo, como esperado, sendo o choque com a maior magnitude sobre estas variáveis, entre os choques identificados.

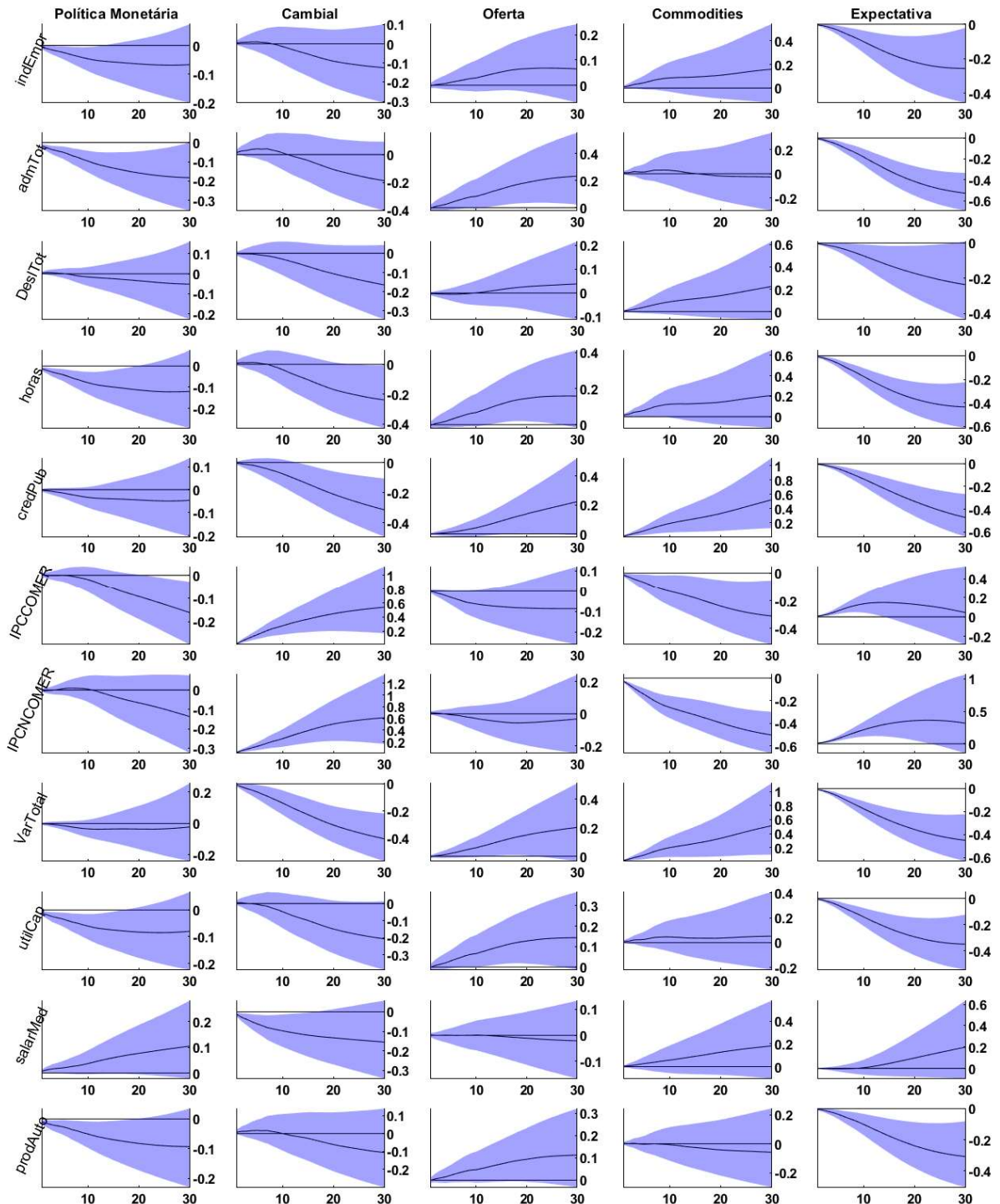
No tocante ao choque de oferta, são observados movimentos positivos nas variáveis relacionadas ao mercado de trabalho (exceto para o salário médio) e à atividade econômica, e uma queda nos índices de preços, entretanto, apenas significativa para os bens comercializáveis. Já um choque nos preços das *commodities* apresentou resultados ambíguos devido ao aumento no curto prazo nas horas trabalhadas e no índice de emprego, porém, há uma maior probabilidade de aumento nos desligados do CAGED (não significativa). Note também a maior probabilidade de aumento no salário médio, o que condiz com os resultados em Benguria, Saffie e Urzúa (2018). Em relação ao nível de preços, é observado quedas nos índices, sendo esta mais forte para os não comercializáveis; este resultado não é esperado pela literatura mas pode ser explicado, em parte, pela apreciação cambial após este tipo de choque no Brasil⁸⁴.

A última coluna da figura 5 apresenta os resultados de um choque de expectativas negativas sobre a atividade econômica. As respostas nas variáveis são consistentes com um cenário de paralisia e encolhimento do mercado de trabalho e na atividade econômica. Este é o choque que apresentou ter o maior impacto (negativo) sobre essas variáveis. Outro ponto a destacar é a maior probabilidade de aumento no salário médio, o que é consistente com o impacto heterogêneo deste choque apresentado na figura 4. Note também que há uma redução na rotatividade dos trabalhadores (*turnover*), após este tipo de choque, devido as quedas tanto nos admitidos quanto nos desligados do CAGED, sendo esta mais significativa e de maior magnitude sobre os admitidos.

Observa-se entre os choques analisados que o *turnover* é pró-cíclico, ou seja, em períodos de queda no emprego e na atividade econômica, como nos contextos de choques monetários restritivos ou de expectativas negativas sobre a economia, há uma redução no *turnover* (quedas nas admissões e nos desligamentos). Por outro lado, em períodos de maior atividade econômica, como observado no choque de oferta, observa-se um aumento no *turnover*. Além disso, nota-se que o mecanismo de ajuste das firmas ocorre principalmente por meio das admissões e não dos

⁸⁴ Um aumento nos preços das *commodities* melhora os termos de troca, estimula a exportação resultando em um impacto positivo sobre a balança comercial e uma valorização cambial, ver (GREGORIO, 2012).

Figura 5 - Funções impulso resposta dos choques exógenos (colunas) sobre o saldo de trabalhadores admitidos por grau de instrução. O horizonte de tempo (linha horizontal) é de 30 meses e as bandas de incerteza são de 68% (azul escuro) e 90% (azul claro).



Fonte: Os autores, 2023.

Nota: Ver tabela 21 para descrição das variáveis.

desligamentos. Essas observações estão alinhadas com estudos anteriores na literatura brasileira, como os realizados por Corseuil et al. (2014) e Nunes, Menezes-Filho e Komatsu (2016).

2.5.5 Maiores choques

A tabela 14 apresenta o período (mês e ano) e valor dos quatro maiores choques identificados, considerando as medianas das posteriores dos desvios padrões dos resíduos de cada equação⁸⁵.

Em relação ao choque de política monetária, os dois maiores ocorreram em outubro de 2002 e janeiro de 2003, um período marcado por considerável incerteza econômica decorrente das eleições presidenciais e do início do governo recém-eleito, respectivamente. Os dois outros maiores choques foram de flexibilização monetária, em agosto e setembro de 2003, devido à convergência das expectativas de inflação para a meta, à redução da percepção de risco dos agentes econômicos e a um ambiente internacional favorável, conforme descrito na 88^a reunião do Copom em 16 e 17 de setembro de 2003.

Em relação aos outros choques, setembro de 2008 e outubro de 2008 apresentaram uma elevada desvalorização cambial e uma queda nos preços das *commodities*, respectivamente, refletindo um período de considerável incerteza econômica e desaceleração global durante a crise do *subprime*. Outro período notável é maio de 2018, o mês que registrou a maior queda na atividade (choque de oferta), durante a crise dos caminhoneiros.

Tabela 14 - Data e valor dos 4 maiores choques exógenos identificados na subseção anterior

| Política Monetária | | Cambial | | Oferta | | Commodities | | Swap180 | |
|--------------------|--------|------------|--------|------------|---------|-------------|---------|----------|---------|
| Mês-Ano | Valor | Mês-Ano | Valor | Mês-Ano | Valor | Mês-Ano | Valor | Mês-Ano | Valor |
| Out-2002 | 6.798 | Abril-2005 | -5.017 | Mai-2018 | -10.027 | Out-2008 | -10.092 | Jun-2002 | 10.582 |
| Jan-2003 | 6.498 | Out-2018 | -4.889 | Mai-2004 | -3.787 | Jan-2009 | 4.127 | Jan-2003 | -10.279 |
| Set-2003 | -6.171 | Abril-2015 | -4.199 | Março-2010 | 3.716 | Agosto-2019 | -3.959 | Jul-2001 | 9.552 |
| Ago-2003 | -5.897 | Set-2008 | 3.837 | Março-2002 | -3.575 | Julho-2012 | 3.951 | Nov-2001 | -9.359 |

Fonte: Os autores, 2023.

2.6 Considerações finais

Este estudo analisa o impacto de choques macroeconômicos sobre o mercado de trabalho formal de forma desagregada por nove níveis de instrução dos trabalhadores, a partir da base de dados do CAGED. Para este propósito, é desenvolvida uma metodologia que permitiu identificar

⁸⁵ O valor apresentado dos choques não estão ponderados pelas distintas variâncias do regime em que ocorreram.

um modelo FAVAR via heterocedasticidade, baseado no método de dois passos de Bernanke, Boivin e Eliasziw (2005), em conjunto com a metodologia de identificação proposta por Brunnermeier et al. (2021). De um ponto de vista do conhecimento dos autores sobre a literatura, este trabalho é o primeiro a utilizar este tipo de identificação em um FAVAR.

A equação de transição, do modelo FAVAR estimado, apresenta evidências, para as variáveis e regimes selecionados, de que apenas as variâncias dos resíduos alteram ao longo do período analisado (janeiro de 2000 a dezembro de 2019, com duas quebras de regimes). A informação desta variação é suficiente para identificar, via heterocedasticidade, choques na política monetária, cambiais, de oferta, nos preços das commodities e nas expectativas negativas sobre a atividade econômica.

Os resultados principais apresentam evidências de heterogeneidade dos impactos dos choques no mercado de trabalho, destacando-se que os trabalhadores mais escolarizados são menos impactados em comparação aos demais grupos; choques na política monetária e nas expectativas negativas sobre a economia levam a uma redução e estagnação do mercado de trabalho, afetando mais negativamente as admissões do que os desligamentos e resultando em uma diminuição no *turnover*; esses choques têm os maiores impactos, significativos e duradouros, nos grupos com instrução baixa e média, respectivamente, entre os diferentes tipos de choques analisados; observa-se um aumento no salário médio após esses dois tipos de choques; choques cambiais apresentam impactos significativos somente a curto prazo nos trabalhadores menos instruídos; e um choque positivo de oferta tem um impacto positivo no mercado de trabalho, especialmente entre os trabalhadores com instrução média.

A análise desses choques revela um padrão pró-cíclico no *turnover* e destaca-se que o mecanismo de ajuste das firmas ocorre principalmente por meio das admissões e não dos desligamentos.

Os padrões observados destacam a importância de políticas públicas direcionadas aos estratos sociais menos privilegiados durante períodos de declínio na atividade econômica, como observado em situações de aperto monetário ou expectativas negativas sobre a atividade econômica. Isso reforça a necessidade de pesquisas para uma compreensão mais abrangente dos efeitos diferenciados sobre o mercado de trabalho durante as fases do ciclo de negócios no Brasil.

No que tange ao impacto desses choques em outras variáveis macroeconômicas, é observado que o choque de política monetária resulta em quedas na atividade econômica, na inflação (com impacto defasado e mais significativo nos preços de bens comercializáveis do que de não comercializáveis) e uma imediata valorização cambial. O choque de desvalorização cambial afeta positivamente a atividade apenas no curto prazo, e o efeito contracionista do aperto na política monetária para conter a inflação parece compensar o efeito expansionista na atividade, após este tipo de choque. O choque de expectativas negativas sobre a economia apresenta ter o maior impacto no mercado de trabalho e na atividade econômica entre os choques identificados.

Possíveis limitações e desafios deste estudo incluem: 1) os dados do CAGED são limitados ao setor formal da economia; 2) o uso do método de dois passos, que considera os fatores fixos; 3) a inclusão de variáveis em níveis na equação de medida do modelo FAVAR, o que pode levar a regressões espúrias (HAMILTON, 1994); 4) a limitada variabilidade nas matrizes de covariância

dos resíduos; 5) a possibilidade de os coeficientes das matrizes A_0 e $(A_j)_{j=1}^p$ do VAR estimado não serem suficientemente estáveis ao longo do período estimado (BRUNNERMEIER et al., 2021; GIUDICI; LIMA, 2022).

Quanto à primeira limitação, o uso do CAGED é preferível devido ao seu tamanho amostral ser superior em comparação a outras fontes de pesquisa sobre o mercado de trabalho brasileiro. Em relação à segunda, os resultados encontrados por Bernanke, Boivin e Elias (2005) mostram similaridades entre o procedimento de dois passos e o de um passo, embora com respostas mais plausíveis no procedimento de dois passos. É sugerido a relevância de estudos futuros visando desenvolver o método de um passo e investigar a robustez dos resultados apresentados.

Em relação à terceira, há indícios de que as variáveis em níveis na equação de medida do modelo FAVAR cointegram. Além disso, testes de raiz unitária sobre os resíduos indicam estacionariedade, sugerindo que as regressões não são espúrias. Em relação à quarta, há evidências de que a variação obtida entre os regimes é suficiente para a datação selecionada. Quanto à quinta limitação, há evidências de que o modelo com variação apenas nas variâncias dos resíduos é o que melhor se ajusta aos dados.

3 ANÁLISE EMPÍRICA DA CURVA J E DA CONDIÇÃO DE MARSHALL-LERNER A PARTIR DE UM VAR IDENTIFICADO VIA HETEROCEDASTICIDADE PARA A ECONOMIA BRASILEIRA

Thiago Drummond de Mendonça Giudici*

Elcyon Caiado Rocha Lima**

Resumo: Este artigo investiga o impacto das desvalorizações cambiais na balança comercial brasileira entre os anos de 2000 a 2020, com o objetivo principal de obter fatos estilizados relacionados à ocorrência da condição de Marshall-Lerner e ao fenômeno da curva J. Ao revisar a literatura sobre o tema, observa-se que a maioria dos estudos utiliza modelos VEC (Vetores de Correção de Erros) para analisar esses fenômenos no contexto brasileiro. No entanto, este estudo adota um modelo VAR identificado via heterocedasticidade, desenvolvido por Brunnermeier et al. (2021), para analisar a balança comercial brasileira, desagregada em cinco setores. Embora não tenham sido encontradas evidências significativas da existência da curva J, destaca-se que o setor de bens de capital apresenta ser o mais suscetível a esse fenômeno. Por outro lado, há evidências da condição de Marshall-Lerner em todos os setores analisados, ou seja, é observado uma melhora na balança comercial após desvalorizações cambiais.

Palavras chaves: identificação via heterocedasticidade, choques cambiais, curva J, condição de Marshall-Lerner.

JEL: C11; F14; F41

Abstract: This study analyzes the impact of currency devaluations on the Brazilian trade balance between the years 2000 and 2020. The main objective is to obtain stylized facts regarding the occurrence of the Marshall-Lerner condition and the J-curve phenomenon. Upon reviewing the literature related to this topic, it is observed that the majority of studies employs Vector Error Correction (VEC) models to analyze these phenomena in Brazil. However, this study uses a VAR model identified via heteroscedasticity, developed by Brunnermeier et al. (2021), to examine the Brazilian trade balance disaggregated into five sectors. While no significant evidence of the J-curve's was found, it is noteworthy that the capital goods sector appears to be the most susceptible to this phenomenon. There is significant evidence of the Marshall-Lerner condition in all analyzed sectors, indicating an improvement in the trade balance after currency devaluations.

Keywords: identification via heteroskedasticity, exchange rate shocks, J-curve, Marshall-Lerner condition.

*Doutorando em economia pelo PPGCE - UERJ

**Professor Associado da Faculdade de Ciências Econômicas da UERJ

3.1 Introdução

Na teoria econômica, existe uma importante discussão sobre o impacto das variações na taxa de câmbio sobre a balança comercial. Trabalhos de Bickerdike (1920), Robinson (1937) e METZLER (1948) foram os pioneiros teóricos nesse campo, baseando-se nas elasticidades das demandas marshallianas. Conforme esses autores, as desvalorizações cambiais podem favorecer a balança comercial de um país, uma vez que encarecem os produtos importados, promovendo uma substituição no consumo desses bens por produtos nacionais, e tornam os produtos nacionais mais acessíveis para estrangeiros, estimulando as exportações. Se esses efeitos predominarem sobre o aumento dos custos dos produtos importados (condição de Marshall-Lerner), é provável que a balança comercial melhore após uma desvalorização cambial.

Entretanto, a hipótese da Curva J sugere que, a curto prazo, uma desvalorização cambial pode deteriorar o saldo da balança comercial devido à rigidez nos preços dos contratos de câmbio e à defasagem na resposta da oferta e demanda dos agentes econômicos. Nestes casos, a melhora na balança comercial só se manifesta ao longo do tempo, após um período inicial de piora, resultando em um comportamento do saldo assemelhado à forma da letra J. No entanto, vale ressaltar que não há consenso sobre a existência desse fenômeno em estudos empíricos (BAHMANI-OSKOOEE; HEGERTY, 2010).

Recentemente, estudos que investigam o impacto das flutuações cambiais nas transações comerciais brasileiras têm recebido considerável destaque. Trabalhos como Mortatti, Miranda e Bacchi (2011), Scalco, Carvalho e Campos (2012), Arruda e Martins (2016) e Arruda, Brito e Castelar (2022) apontam evidências empíricas, a partir da estimação de modelos de Vetores de Correção de Erros (VEC), da condição de Marshall-Lerner. No entanto, esses estudos fornecem resultados ambíguos em relação à curva J⁸⁶.

O presente estudo visa contribuir para esta literatura ao analisar o impacto de choques cambiais sobre a balança comercial, utilizando um VAR estrutural identificado via heterocedasticidade, seguindo a metodologia proposta por Brunnermeier et al. (2021). Apresentamos evidências de que, para as variáveis e períodos selecionados, ocorreram quebras de regime apenas nas variâncias do modelo VAR estimado, enquanto os demais parâmetros permaneceram constantes ao longo do tempo. Esses resultados corroboram com as observações feitas por Giudici e Lima (2022). Dessa forma, a identificação por heterocedasticidade surge como uma alternativa inovadora em relação às abordagens previamente utilizadas nesta literatura. Esse tipo de identificação possui uma característica mais agnóstica em relação às restrições de zero e de sinais. Isto porque, caso haja apenas variação nas variâncias dos resíduos do VAR estimado, não são necessárias restrições provenientes da teoria econômica para identificar choques estruturais, como os cambiais.

Os dados da balança comercial brasileira são desagregados em cinco setores (bens de

⁸⁶ Por exemplo, Arruda e Martins (2016) observa uma deterioração da balança comercial após um choque de desvalorização cambial, mas os resultados não são significativos, as bandas das funções impulso resposta estão em torno de 0.

capital, combustíveis e lubrificantes, bens de consumo semiduráveis e não duráveis, bens intermediários e bens duráveis)⁸⁷, o que permite analisar assimetrias que podem surgir devido as diferenças nas elasticidades-preço da demanda entre categorias de bens (BAHMANI-OSKOOEE; HEGERTY, 2010). Além destas, mais oito variáveis macroeconômicas são utilizadas na estimação⁸⁸, que auxiliam na identificação dos choques e acrescentam informação importante ao modelo. Isto posto, o estudo em tela utiliza um conjunto maior de variáveis em relação aos apresentados em parágrafos anteriores, conforme será detalhado nas seções subsequentes, adotando uma abordagem metodológica nova.

A estrutura do artigo segue a seguinte forma: uma breve revisão da literatura é abordada na segunda seção. A terceira seção detalha a metodologia, os dados e as características do modelo principal utilizado. Os resultados são apresentados na quarta seção e, por fim, as considerações finais são apresentadas na quinta seção.

3.2 Revisão da literatura

3.2.1 Modelo teórico e Condição de Marshall-Lerner

O modelo BRM (BICKERDIKE, 1920; ROBINSON, 1937; METZLER, 1948) é o precursor teórico usado para explicar a relação entre a taxa de câmbio e a balança comercial. Ele assume que há dois mercados na economia, um doméstico e outro estrangeiro, que demandam e ofertam bens entre si.

Como apresentado por Arruda, Brito e Castelar (2022), este modelo pode ser representado pela equação 20:

$$B = P_x X - P_M M \quad (20)$$

Seja B a balança comercial de um determinado país, M as importações domésticas, X as exportações domésticas, P_M preços na moeda doméstica das importações e P_X preços na moeda doméstica das exportações.

O modelo pretende analisar a variação na balança comercial a partir da ideia de elasticidades compensadas da demanda e oferta dos bens comercializados, partindo de um equilíbrio inicial ($B = 0$). A variação da balança comercial é dada pela derivada da equação 20 e após manipulações algébricas (ver Arruda, Castelar e Martins (2019)), obtém-se a seguinte equação:

⁸⁷ A desagregação permite a comparação dos resultados com o estudo de Arruda, Brito e Castelar (2022) devido a semelhança da amostra temporal com o estudo em tela.

⁸⁸ Este estudo usa o procedimento bayesiano, que permite incluir informação pré-amostra e um maior número de variáveis no modelo em relação a modelos VAR com abordagem frequentista.

$$dB = P_X X \left(\frac{(1 + \epsilon)\eta^*}{\epsilon + \eta^*} - \frac{(1 - \eta)\epsilon^*}{\epsilon^* + \eta} \right) \frac{dE}{E} \quad (21)$$

$$\frac{dP_X}{P_X} = \left(\frac{\eta^*}{\epsilon + \eta^*} \right) \frac{dE}{E} \quad (22)$$

$$\frac{dP_M}{P_M} = \left(\frac{\epsilon^*}{\epsilon^* + \eta} \right) \frac{dE}{E} \quad (23)$$

Sendo

E : taxa de câmbio nominal (preços na moeda doméstica/preço na moeda estrangeira)

η : elasticidade compensada da demanda de importações domésticas;

η^* : elasticidade compensada da demanda de importações do resto do mundo;

ϵ : elasticidade compensada da oferta de exportações domésticas;

ϵ^* : elasticidade compensada da oferta de exportações do resto do mundo;

$\frac{dP_X}{P_X} = \left(\frac{\eta^*}{\epsilon + \eta^*} \right) \frac{dE}{E}$: aproximação da taxa média de crescimento nos preços de exportações;

$\frac{dP_M}{P_M} = \left(\frac{\epsilon^*}{\epsilon^* + \eta} \right) \frac{dE}{E}$: aproximação da taxa média de crescimento nos preços de importações.

Caso $\frac{dP_X}{P_X} \geq \frac{dP_M}{P_M}$, não há piora da balança comercial, portanto, $dB \geq 0$. No entanto, caso $\frac{dP_X}{P_X} < \frac{dP_M}{P_M}$, há a possibilidade de que $dB < 0$.

A condição suficiente para a melhora na balança comercial de um país após uma desvalorização cambial é:

$$\left(\frac{(1 + \epsilon)\eta^*}{\epsilon + \eta^*} \right) > \left(\frac{(1 - \eta)\epsilon^*}{\epsilon^* + \eta} \right) \quad (24)$$

A condição Marshall-Lerner é uma condição particular da equação acima, quando a elasticidade-preço da oferta dos bens exportados e importados tende ao infinito e a soma das elasticidades-preço da demanda de bens importados e exportados é maior que a unidade:

$$\lim_{\epsilon \rightarrow \infty, \epsilon^* \rightarrow \infty} \frac{(1 + \epsilon)\eta^*}{\epsilon + \eta^*} > \lim_{\epsilon \rightarrow \infty, \epsilon^* \rightarrow \infty} \frac{(1 - \eta)\epsilon^*}{\epsilon^* + \eta} \rightarrow \eta^* > 1 - \eta \rightarrow (\eta + \eta^*) > 1 \quad (25)$$

Neste caso, uma depreciação da moeda doméstica resulta em uma melhora da balança comercial, isto é, um aumento líquido nas exportações ou uma redução líquida nas importações. Estas elasticidades indicam quão sensível a quantidade demandada se altera com variações nos

preços. Quanto maior o valor da soma, maior o impacto na balança comercial.

No entanto, alguns estudos empíricos apontam para uma deterioração transitória da balança comercial após desvalorizações cambiais (LAL; LOWINGER, 2002; BABA; YAZICI, 2016). Esse fenômeno é conhecido como a curva J. A explicação para o efeito da balança comercial seguir uma trajetória contrária à esperada pela teoria econômica está relacionada à rigidez nos contratos cambiais, estabelecidos antes da variação da taxa cambial e com vigência estendida no médio prazo (KRUEGER, 1990), bem como à defasagem na adaptação dos agentes econômicos às mudanças cambiais, devido à persistência de hábitos de consumo ou contratos entre firmas e fornecedores que se estendem por um longo período de tempo (KRUGMAN et al., 1987). No longo prazo, à medida que os agentes econômicos ajustam seus comportamentos e se adaptam aos novos preços, a condição de Marshall-Lerner prevalece, resultando em uma melhora na balança comercial⁸⁹.

3.2.2 Literatura empírica sobre a ocorrência da curva J e da condição Marshall-Lerner

Esta seção apresenta um resumo dos principais resultados de artigos empíricos relacionados ao tema do estudo em tela. No âmbito da literatura internacional, Bahmani-Oskooee e Brooks (1999) utilizam modelos Autorregressivos de Defasagens Distribuídas (ARDL) e encontram evidências apenas da condição de Marshall-Lerner no comércio entre os Estados Unidos e os países do G-7, no período entre 1973 e 1996. Por outro lado, Lal e Lowinger (2002) analisam as economias do Leste Asiático por meio de um modelo de correção de erros (MCE), no período do primeiro trimestre de 1980 ao quarto trimestre de 1998. Esses autores apontam evidências da curva J em seis dos sete países analisados, destacando diferenças na duração e extensão do efeito entre eles. Já Narayan (2006) analisam o comércio bilateral entre China e Estados Unidos usando um modelo ARDL. Segundo os autores, os coeficientes são positivos tanto na análise de curto prazo quanto na de longo prazo, portanto, não encontram evidências da curva J.

Bahmani-Oskooee e Hegerty (2010) realizam uma extensa revisão sobre estudos empíricos relacionados à curva J e apontam a ambiguidade na ocorrência desse fenômeno. Segundo os autores, os estudos que utilizam dados desagregados apresentam mais evidências da curva J do que os estudos que utilizam dados agregados, indicando que: “This may be because different industries behave differently, and that aggregate data conceals significant movements within subsets of the data. As a result, further disaggregating a country’s trade flow data might reveal the presence of an industry-specific J-curve.”⁹⁰(BAHMANI-OSKOOEE; HEGERTY, 2010, p. 557)

⁸⁹ Este movimento assemelha-se à forma da letra J, daí o fenômeno receber essa denominação.

⁹⁰ O trecho correspondente na tradução é: Isto pode ocorrer porque diferentes setores se comportam de maneira diferente e os dados agregados ocultam movimentos individuais importantes. Como resultado, uma desagregação mais aprofundada dos dados do comércio de um país pode revelar a presença de uma curva J específica de uma determinada indústria.

Silva e Moura (2005)⁹¹, Scalco, Carvalho e Campos (2012)⁹² e Arruda e Martins (2016) analisam a balança comercial brasileira com o restante do mundo a partir de modelos VEC. Esses autores apontam evidências da condição de Marshall-Lerner, embora não observem o fenômeno da curva J nos resultados. A Tabela 15 apresenta as variáveis utilizadas, os métodos, o tamanho amostral e os principais resultados desses artigos, além de outros estudos na literatura nacional, apresentados a seguir.

Vasconcelos (2010) estuda o comércio bilateral do Brasil com o Mercosul e os Estados Unidos⁹³. Esse estudo adotou uma abordagem de cointegração via modelo ARDL e um modelo de correção de erros (MCE) entre 1990 e 2009. Embora não tenha encontrado evidências da curva J para o Brasil, o autor aponta que a balança comercial melhorou a longo prazo com ambos os parceiros comerciais após desvalorizações do real.

Mortatti, Miranda e Bacchi (2011) analisam a relação comercial do Brasil com a China, adotando um modelo VEC com dados mensais no período de 1995 a 2008. Eles desagregam as exportações entre os setores agrícola, industrial e mineral. Segundo os autores, as exportações brasileiras de produtos industriais são as mais sensíveis às variações na taxa de câmbio, apresentando uma elasticidade contemporânea de 1,31%. Em seguida, as exportações agrícolas, com uma elasticidade de 0,76%, e as exportações minerais, de 0,48%. Os autores observam o fenômeno da curva J no comércio bilateral entre Brasil e China nesses setores.

Mais recentemente, Arruda, Brito e Castelar (2022), desagregam a balança comercial em cinco setores e também utilizam um modelo VEC com dados mensais (2000 a 2019). A curva J é observada no setores de bens de capital e intermediários⁹⁴. No longo prazo, a condição de Marshall-Lerner é observada em todos os setores, exceto em gasolinas e lubrificantes.

Conforme observado na Tabela 15, a maioria desses artigos utilizam modelos VEC. O presente estudo propõe utilizar uma metodologia ainda não explorada nesta vertente da literatura, conforme será apresentado nas próximas seções.

⁹¹ O modelo utilizado pelos autores permite quebras estruturais nos parâmetros.

⁹² Os autores analisam exclusivamente a balança comercial do setor agrícola.

⁹³ O autor não analisa os impactos de curto e longo prazos na relação comercial do Brasil com a União Europeia e o resto do mundo, pois as variáveis utilizadas não cointegraram.

⁹⁴ Os semiduráveis e não duráveis apresentam uma piora no curto prazo, porém, com pequena magnitude. A falta de bandas de incerteza não permite apontar evidências para o fenômeno da curva J

Tabela 15 - Revisão da literatura empírica da Condição de Marshall-Lerner e Curva J para o Brasil

| Artigo | Método e Período Amostral | Variáveis utilizadas | Relações comerciais | Resultados |
|-----------------------------------|---------------------------------|---|------------------------------|---|
| (SILVA; MOURA, 2005) | MS-VEC Jan-1990 a Dez-2003 | PIB (IBC-BR). Importação mundial. Câmbio. Exportação/Importação. | Mundo. | Apenas evidências da condição de Marshall-Lerner, e não da curva J. |
| (VASCONCELOS, 2010) | ARDL e MCE T1-1990 a T2-2009 | PIB doméstico. PIB externo. Taxa de câmbio. Exportação/Importação. | Estados Unidos. Mercosul. | Apenas evidências da condição de Marshall-Lerner, e não da curva J. |
| (MORTATTI; MIRANDA; BACCHI, 2011) | VEC Jan-1995 a Dez-2008 | Utilização da capacidade Instalada. Importações da China. Exportações para China de 3 setores. | China. | As exportações brasileiras de produtos industriais são as mais afetadas pela taxa de câmbio. Os autores observam o efeito da curva J no comércio bilateral Brasil-China. |
| (SCALCO; CARVALHO; CAMPOS, 2012) | VEC Jul-1994 a Dez-2007 | PIB doméstico. Importações mundiais. Taxa de câmbio. Exportação/Importação agrícolas. | Mundo. | Evidências da condição de Marshall-Lerner, e não da curva J. |
| (ARRUDA; MARTINS, 2016) | VEC Jan-2000 a Jul-2013 | IPI do Ceará Importações mundiais. Taxa de câmbio. Exportação/Importação Totais Produtos básicos Produtos industriais. | Mundo. | Os autores analisam as relações comerciais do Ceará com o resto do mundo. Evidências da condição de Marshall-Lerner, e não da curva J. |
| (ARRUDA; CASTELAR; MARTINS, 2019) | VEC Jan-1999 a Jul-2013 | Produção Industrial Da região Sul Importação países industrializados. Taxa de câmbio. Exportação/Importação da região Sul de semi e manufaturados. | Mundo. | A curva J não é observada. Há evidências das condições de Marshall-Lerner. |
| (ARRUDA; BRITO; CASTELAR, 2022) | VEC Jan-2000 a Jul-2019 | PIB(IBC-BR). Taxa de câmbio. Importação resto do mundo. Exportação/Importação de 5 setores. | Mundo. | São analisados cinco setores industriais. Há evidências da curva J em 2 setores e evidências da condição de Marshall-Lerner em 4 setores. |

Fonte: Os autores, 2023.

3.3 Metodologia e Estimação

O estudo em tela utiliza um VAR estrutural identificado via heterocedasticidade, como apresentado no apêndice E, baseado no algoritmo desenvolvido por Brunnermeier et al. (2021). De um ponto de vista do conhecimento dos autores deste trabalho, este é o primeiro estudo a analisar empiricamente a curva J e a condição de Marshall-Lerner a partir desta metodologia de identificação na literatura brasileira. Este tipo de abordagem utiliza a informação da variação nas matrizes de covariância dos resíduos entre regimes para identificar choques exógenos (ver Giudici e Lima (2022) para uma aplicação no Brasil).

3.3.1 Dados

A estimação do modelo principal abrange dados mensais de janeiro de 2000 a fevereiro de 2020. Este período foi marcado pela manutenção do regime da política monetária de metas para inflação. É excluído o período pandêmico e pós-pandêmico que podem afetar as estimativas devido as quebras no processo gerador das variáveis macroeconômicas.

Na identificação via heterocedasticidade, os choques são interpretados com base em suas características conhecidas na literatura econômica (ver Brunnermeier et al. (2021) e Giudici e Lima (2022)). Portanto, para analisar empiricamente um choque cambial, é necessário utilizar variáveis que permitam a identificação desse tipo de choque, como a própria taxa de câmbio, a inflação, o agregado monetário e o nível de atividade econômica.

Além disso, o modelo se diferencia de outros estudos (ver Tabela 15) ao incorporar variáveis adicionais que desempenham um papel importante na determinação da taxa de câmbio, como a Selic, Swap 180 e os preços das commodities⁹⁵.

O índice do comércio mundial, elaborado pelo *Central Planning Bureau* (CPB), é utilizado como um indicador do nível de atividade econômica global. Este índice agrega e resume mensalmente dados sobre o comércio internacional e a produção industrial, a preços constantes e dessazonalizados de 81 países, cobrindo quase 99% do comércio mundial (EBREGT, 2023).

No modelo, parte-se do pressuposto de que a atividade econômica global não é diretamente afetada por choques cambiais domésticos. Essa premissa é incorporada ao modelo por meio de restrições de 0 na matriz de relações contemporâneas⁹⁶.

A balança comercial é calculada pela divisão entre as exportações e importações de cinco setores: bens de capital, combustíveis e lubrificantes, bens de consumo semiduráveis e não duráveis, bens intermediários e bens duráveis (consultar MDIC (2016) para obter a estrutura completa desta classificação). A Tabela 16 abaixo apresenta uma descrição e a fonte dessas

⁹⁵ Variáveis fundamentais comumente utilizadas em modelos VAR na literatura brasileira.

⁹⁶ É importante notar que o modelo não suporta restrições de 0 na matriz de relações defasadas. Uma possível extensão para trabalhos futuros seria desenvolver o algoritmo para acomodar tais restrições.

variáveis.

Tabela 16 - Descrição das variáveis utilizadas no modelo

| Variável | Fonte | Unidade | Descrição |
|--------------------|------------|-------------|--|
| Câmbio | BCB | (R\$/US\$) | Câmbio nominal |
| IPCA | IBGE | Índice | Índice nacional de preços ao consumidor-amplio |
| M1 | BCB | u.m.c.(mil) | Meios de pagamento papel moeda poder publico (Média) |
| PibExt | CPB | % | Monitor do Comércio Mundial |
| PibFgv | FGV IBRE | Índice | Monitor PIB Mensal Ótica da Produção |
| <i>Commodities</i> | BCB | Índice | Índice de <i>Commodities</i> - Brasil (em dólares) |
| SWAP180 | BCB | %a.a | Swaps180 - DI x pré-fixada - 180 dias - média do período |
| SELIC | BCB | %a.a | Taxa de juros - Selic acumulada no mês anualizada |
| Bcapital | MDIC/SECEX | Índice | Balança comercial de bens de capital |
| Bduraveis | MDIC/SECEX | Índice | Balança comercial de bens duráveis |
| Binterm | MDIC/SECEX | Índice | Balança comercial de produtos intermediários |
| Bsemi | MDIC/SECEX | Índice | Balança comercial de semiduráveis e não duráveis |
| Bcomb | MDIC/SECEX | Índice | Balança comercial de combustíveis e lubrificantes |

Fonte: Os autores, 2023.

Nota: BCB- Banco Central do Brasi; IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística; FGV IBRE - Instituto Brasileiro de Economia; SECEX - Secretaria de Comércio Exterior.

As variáveis PIBfgv e PibExt foram coletadas sem componentes sazonais e as variáveis IPCA, M1, *commodities*, exportações e importações foram dessazonalizadas a partir do método X13-ARIMA, do pacote RjDemetra, no *software R*. As variáveis passaram por uma transformação logarítmica, exceto as taxas Selic e Swap 180. São utilizadas sete defasagens no modelo base. O procedimento Bayesiano elimina a necessidade de raiz unitária e testes de cointegração (SIMS; WATSON; STOCK, 1990; SIMS; UHLIG, 1991).

3.3.2 Escolha dos regimes

Como apresentado no apêndice E, a identificação da matriz de relações contemporâneas (A_0) via heterocedasticidade, somente é possível caso haja variação temporal suficiente na matriz de covariância dos erros estruturais ($\lambda_{i,t}$) com os demais parâmetros sendo considerados constantes.

Os regimes são escolhidos de forma exógena ao modelo e seguem como base Giudici e Lima (2022) devido as semelhanças do grupo de variáveis e da amostra utilizadas. A tabela 17 apresenta os valores calculados da função densidade de probabilidade (FDP) marginal dos dados⁹⁷ para o modelo com três regimes e um regime, assumindo erros com distribuição gaussiana e utilizando as treze variáveis apresentadas na tabela 16.

⁹⁷ Calculada a partir do algoritmo desenvolvido por Brunnermeier et al. (2021).

Tabela 17 - FDP marginal dos dados para os modelos com mudança de regime nas variâncias e sem mudança de regime.

| Modelos | Modelo (1) Três regimes | Modelo (2) Um regime |
|-------------------------------|------------------------------------|---------------------------------|
| | 01/2000 a 01/2004 | |
| | 02/2004 a 06/2013 | 01/2000 a 02/2022 |
| | 07/2013 a 02/2022 | |
| FDP marginal dos dados | 5225,093 | 5144,181 |

Fonte: Os autores, 2023.

Nota: O primeiro modelo é identificado via heterocedasticidade e o segundo é um modelo VAR na forma reduzida

A Tabela 16 apresenta evidências de quebras estruturais nas variâncias dos resíduos estimados, devido ao fato de o Modelo (1) possuir um melhor ajuste aos dados (maior valor da FDP marginal dos dados) em comparação com o Modelo (2).

Considerando a datação definida para o modelo de três regimes, a Tabela 18 apresenta os valores da FDP marginal dos dados para três modelos distintos: 1) com variação apenas nas variâncias dos erros e distribuição *t-Student* dos erros; 2) com variação apenas nas variâncias dos erros e distribuição gaussiana dos erros; 3) variação em todos os parâmetros do modelo e distribuição gaussiana dos erros. Note que o modelo que considera variações apenas na matriz de covariância dos resíduos, com distribuição *t-Student* dos erros (primeira linha), possui um melhor ajuste aos dados em relação aos demais.

Tabela 18 - Log da FDP marginal dos dados para três distintos modelos

| Variação | Distribuição dos erros | FDP dos dados |
|--------------------------------------|-------------------------------|----------------------|
| Da variância dos choques estruturais | <i>t-Student</i> | 5688,889 |
| Da variância dos choques estruturais | Gaussiana | 5225,093 |
| Em $A(L)$ e A_0 | Gaussiana | 3764,771 |

Fonte: Os autores, 2023.

Nota: São usadas 500.000 simulações, descartando-se as primeiras 150.000.

Assim, levando em conta tais observações, o principal modelo utilizado para apresentar os próximos resultados, é aquele que possibilita variação exclusivamente na matriz de covariância dos resíduos em três períodos (01/2000 a 01/2004, 02/2004 a 06/2013 e 07/2013 a 02/2022), utilizando as treze variáveis apresentadas na tabela 16, assumindo distribuição *t-Student* dos erros.

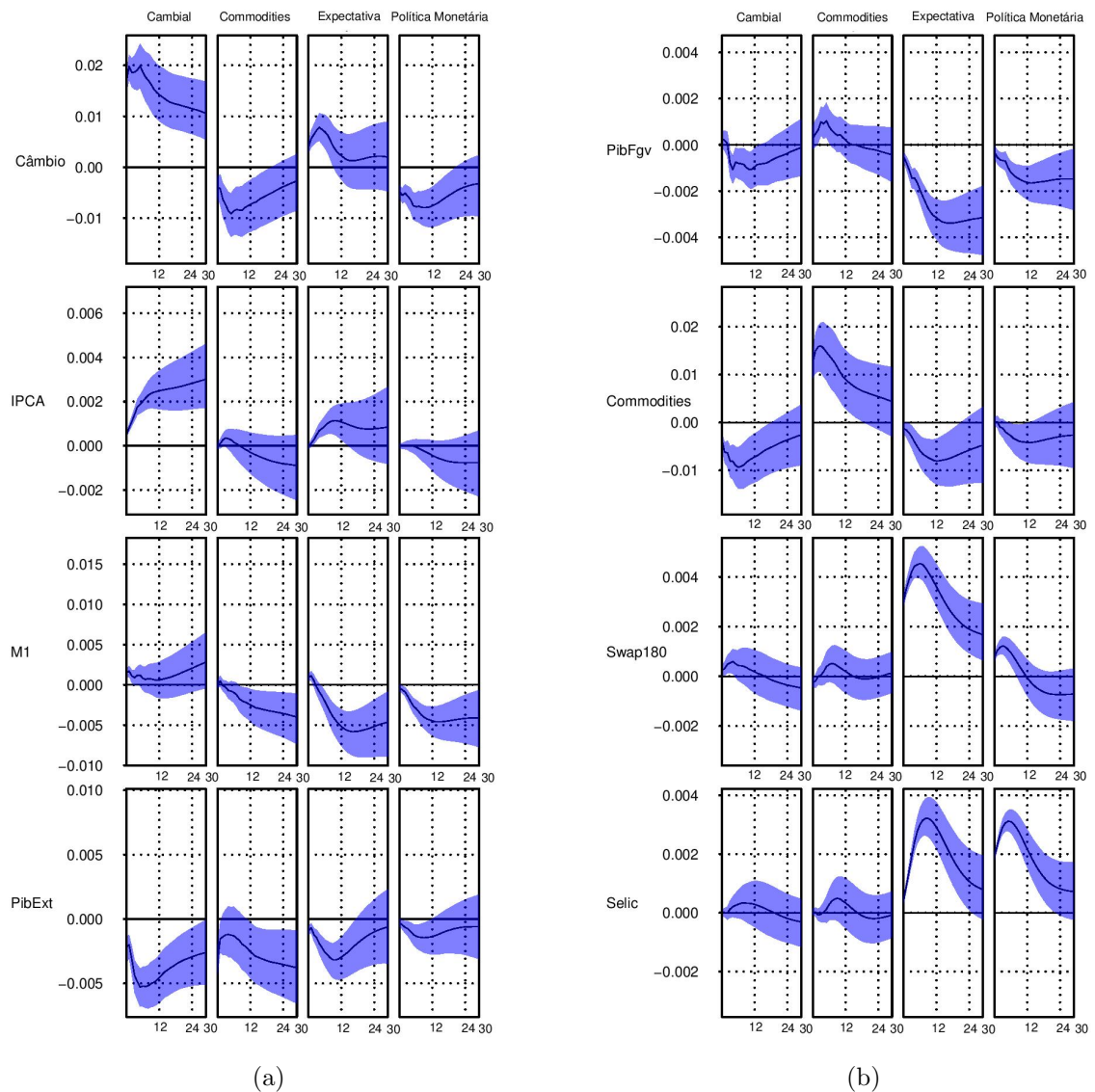
A Tabela 23 no Apêndice I exibe a mediana das variâncias dos choques estruturais identificados neste estudo. É importante notar a elevada variação dessas variâncias entre os regimes selecionados, o que é necessário para a identificação via heterocedasticidade.

3.4 Resultados

3.4.1 Funções impulso resposta

As funções impulso resposta (da média entre os regimes) dos choques identificados são apresentados nas colunas da Figura 6, enquanto as linhas indicam o impacto nas variáveis. O horizonte de tempo (eixo horizontal) abrange 30 meses, com bandas de incerteza de 68% (indicadas em azul). A identificação via heterocedasticidade apenas separa os choques, portanto, é necessário identificá-los com base em suas características na literatura econômica (ver Brunnermeier et al. (2021) e Giudici e Lima (2022)).

Figura 6 - Funções impulso resposta dos choques exógenos (colunas). O horizonte de tempo (linha horizontal) é de 30 meses e as bandas de incerteza são de 68% (azul).



Fonte: Os autores, 2023.

3.4.2 Choque cambial

Note que as primeiras colunas da figura 6, apresentam as características de um choque cambial (ver Giudici e Lima (2022)⁹⁸). É observado uma imediata desvalorização da taxa de câmbio, aumento na inflação, crescimento no agregado monetário e queda na atividade econômica (no curto prazo, há uma maior probabilidade de expansão).

Os impacto de um choque cambial sobre a balança comercial entre os cinco setores analisados neste estudo é apresentado na figura 7. Em relação a condição de Marshall-Lerner, o estudo em tela corrobora com os estudos apresentados na tabela 15, isto é, há fortes evidências de que no Brasil, desvalorizações cambiais levam a uma melhora na balança comercial no médio prazo. Em todos os setores analisados, essas evidências são significativas (bandas de incerteza acima do eixo 0).

No tocante à curva J, a Figura 7 não apresenta evidências da ocorrência desse fenômeno, exceto para o setor de bens de capital, que parece ser o mais suscetível a esse fenômeno. Esta observação sugere que uma análise mais detalhada e desagregada dos dados do comércio de um país pode revelar a existência de uma curva J em uma indústria específica⁹⁹. Sugere-se que futuras pesquisas realizem uma análise mais detalhada da ocorrência da curva J, estratificando ainda mais os dados. Isso incluiria uma investigação do comércio bilateral entre países, permitindo verificar se características específicas do comércio internacional, como acordos comerciais, diferenças nas estruturas econômicas e políticas comerciais, podem influenciar a ocorrência desse fenômeno.

3.4.3 Outros choques

As respostas nas variáveis, apresentadas na Figura 6, seguem padrões semelhantes aos identificados em Giudici e Lima (2022)¹⁰⁰: um choque restritivo na política monetária, caracterizado por um acentuado e significativo aumento imediato na taxa Selic, resulta em uma valorização imediata do câmbio, queda na atividade e no agregado monetário, e uma redução na inflação, embora essa última variação não seja significativa.

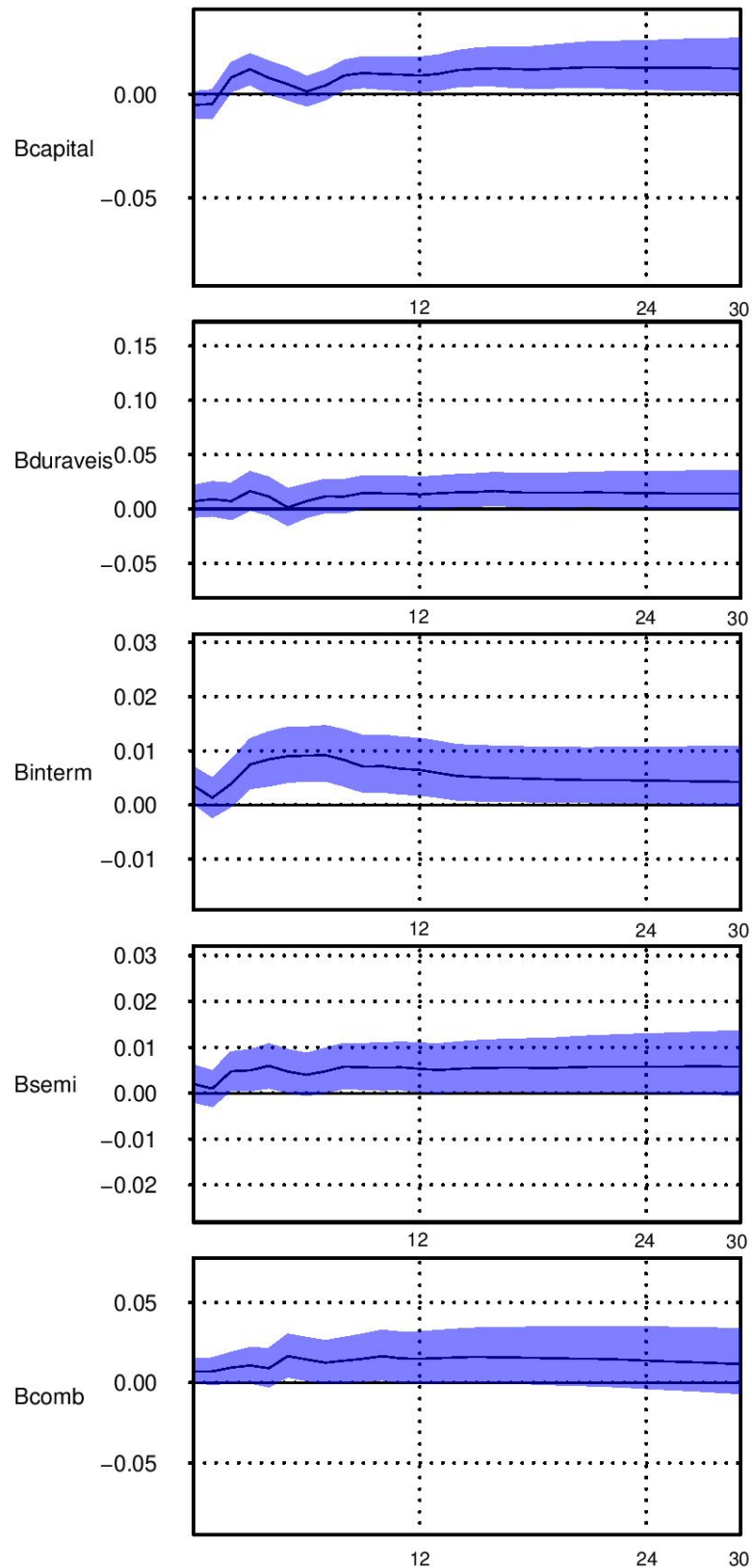
Um choque positivo nos preços das commodities provoca uma valorização cambial, impulsiona o aumento da atividade econômica durante o primeiro ano após o choque e gera um

⁹⁸ A interpretação dos demais choques é semelhante ao estudo apresentado por Giudici e Lima (2022).

⁹⁹ A desagregação usada neste estudo permite comparar os resultados com os apresentados por Arruda, Brito e Castelar (2022). Eles observam o fenômeno da curva J nos bens de capital e intermediários. Os semiduráveis e não duráveis também apresentam uma piora no curto prazo, porém, com pequena magnitude. A falta de bandas de incerteza não permite apontar evidências para o fenômeno da curva J

¹⁰⁰ É importante destacar que no estudo em tela, o número de defasagens e variáveis utilizadas não são iguais. Portanto, apesar de grande parte dos sinais nas respostas das variáveis aos choques serem semelhantes, a magnitude ou as bandas de incerteza são distintas.

Figura 7 - Função impulso resposta de um choque de desvalorização cambial sobre a balança comercial de cinco setores econômicos. O horizonte de tempo (linha horizontal) é de 30 meses e as bandas de incerteza são de 68% (azul).



Fonte: Os autores, 2023.

Nota: Variáveis estão descritas na tabela 16.

aumento na inflação, significativo apenas por alguns meses após o evento.

O choque denominado 'expectativa negativa sobre a economia', conforme descrito por Giudici e Lima (2022), é caracterizado pelo forte impacto imediato na variável Swap 180, uma queda acentuada na atividade econômica e os maiores valores desse choque ocorreram em julho de 2001 e junho de 2002 (ver a Tabela 24 no Apêndice J). Estes períodos foram marcados pela crise energética, que resultou no racionamento de energia, e pelas eleições presidenciais, no contexto de elevada incerteza dos agentes econômicos em relação à continuidade das políticas econômicas ortodoxas do novo governo.

3.5 Considerações finais

Este artigo realiza uma análise empírica do fenômeno da curva J e da condição de Marshall-Lerner na balança comercial brasileira, abrangendo o período de janeiro de 2000 a fevereiro de 2020. O estudo apresenta evidências de que, para as variáveis e período selecionados, ocorrem quebras de regime apenas nas variâncias do modelo estimado, enquanto os demais parâmetros permanecem constantes ao longo do tempo. Dessa forma, a identificação via heterocedasticidade emerge como uma alternativa inovadora em relação às abordagens anteriormente empregadas nesta literatura. Isto posto, o artigo investiga o fenômeno da curva J e da condição de Marshall-Lerner por meio de um VAR estrutural identificado via heterocedasticidade, seguindo a metodologia proposta por Brunnermeier et al. (2021).

O choque cambial identificado apresenta as características esperadas na literatura econômica. Os impactos desse choque na balança comercial são analisados em cinco categorias: bens de capital, combustíveis e lubrificantes, bens semiduráveis e não duráveis, bens intermediários e bens duráveis.

Este estudo apresenta evidências da condição de Marshall-Lerner em todos os setores analisados, corroborando, portanto, com pesquisas recentes no Brasil sobre o tema. Em outras palavras, desvalorizações cambiais têm um impacto positivo na balança comercial brasileira. É importante ressaltar que o impacto positivo no nível de atividade é significativo apenas a curto prazo. Parte disso pode ser explicado pelo efeito contracionista das taxas de juros (em resposta à política de metas de inflação adotada pela autoridade monetária) sobre a economia, o que contrabalança o efeito expansionista da desvalorização cambial nas exportações.

Embora grande parte dos estudos empíricos na literatura brasileira não apresente evidências do fenômeno da curva J na balança comercial agregada, algumas pesquisas com dados desagregados indicam a presença desse fenômeno em certos setores. No estudo em tela, evidências da curva J são observadas apenas no setor de bens de capital, dentre os cinco setores analisados. Essa observação reforça a ideia de que uma análise mais detalhada e desagregada dos dados comerciais de um país pode revelar a existência de uma curva J em uma indústria específica. Sugere-se, em futuras pesquisas, a investigação da ocorrência da curva J em dados ainda mais estratificados, como uma análise do comércio bilateral entre países.

CONCLUSÃO

Os três estudos apresentados nesta tese obtêm fatos estilizados em relação à diversos aspectos do ciclo de negócios, a partir de uma abordagem metodológica até então não explorada na literatura brasileira. É observado que os modelos VAR, que permitem mudanças de regimes apenas nas matrizes de covariância dos resíduos estimados, apresentam ter um melhor ajuste aos dados. A variação nas variâncias é elevada, e os regimes selecionados exibem certa persistência, mesmo diante do pequeno tamanho amostral dos dados brasileiros. Isto posto, a identificação via heterocedasticidade surge como uma alternativa em relação às abordagens anteriores utilizadas na literatura brasileira, em modelos SVAR, como restrições de sinais e de zeros. O estudo utiliza a abordagem exógena da identificação via heterocedasticidade, como proposta por Brunnermeier et al. (2021), devido ao elevado número de variáveis e das defasagens utilizadas nos modelos.

O primeiro artigo introduz e delinea os determinantes que possibilitam a adoção desta nova abordagem no contexto brasileiro, como a datação dos regimes, servindo como importante “alicerce” para os artigos que se seguem. Os resultados principais do primeiro artigo são: 1) um choque restritivo de política monetária leva a uma imediata valorização cambial, queda do nível de atividade econômica, no agregado monetário e nos preços, sendo este último efeito com maior defasagem; 2) uma desvalorização cambial resulta em aumento dos preços, queda temporária na atividade (com crescimento modesto no curtíssimo prazo), aumento do agregado monetário e resposta restritiva da política monetária; 3) os sinais das variáveis em resposta a esses dois tipos de choques, na identificação via heterocedasticidade, são semelhantes aos da abordagem por restrições de sinais na literatura brasileira; 4) um aumento nos preços das *commodities* valoriza a moeda doméstica, eleva a atividade e os preços no primeiro ano após o choque; 5) a identificação mais agnóstica via heterocedasticidade possibilitou identificar um novo tipo de choque ligado a expectativas pessimistas sobre a economia, mostrando forte impacto imediato no Swap 180, queda na atividade econômica e no agregado monetário, e aumento da inflação.

No segundo artigo, é desenvolvido um modelo FAVAR identificado via heterocedasticidade, sendo a principal contribuição metodológica desta tese. Ele é baseado no método de dois passos de Bernanke, Boivin e Elias (2005), em conjunto com a metodologia de identificação proposta por Brunnermeier et al. (2021). Essa abordagem possui vantagens e desvantagens em relação ao método de um passo. Embora seja mais simples, a restrição de fatores fixos em cada instante de tempo é uma limitação. Portanto, é sugerido a relevância de estudos futuros visando desenvolver o método de um passo identificado via heterocedasticidade e investigar a robustez dos resultados apresentados.

Outro ponto a destacar é o uso de fatores latentes e observáveis, F_T e Y_t respectivamente, em níveis na equação da medida do modelo FAVAR, juntos com variáveis estacionárias em X_t , o que poderia resultar em regressões espúrias. No entanto, há evidências, apresentadas pelo teste de cointegração de Johansen, de que as variáveis em F_T e Y_t cointegram. Além disso, testes de raiz unitária (ADF e KPSS) nos resíduos da equação indicam estacionariedade. Portanto, existem indícios de que as regressões não são espúrias (HAMILTON, 1994, p. 557).

Os resultados principais revelam: 1) fatos estilizados que corroboram a teoria de que os trabalhadores mais instruídos são menos afetados por choques macroeconômicos; 2) choques na política monetária e de expectativas negativas sobre a economia geram um cenário de redução no mercado de trabalho, impactando mais as admissões do que os desligamentos, com queda no *turnover*; 3) entre os choques analisados, estes têm os maiores impactos, significativos e persistentes, sobre os grupos com instrução baixa e média, respectivamente; 4) é observado um aumento do salário médio após esses choques; 5) um choque cambial tem efeitos significativos apenas a curto prazo nos trabalhadores menos escolarizados; 6) um choque positivo de oferta gera impacto positivo no mercado de trabalho, especialmente nos trabalhadores com instrução média.

Esses resultados reforçam a necessidade de pesquisas adicionais para uma compreensão mais abrangente dos impactos diferenciados sobre o mercado de trabalho durante as fases do ciclo de negócios no Brasil, bem como do papel das políticas públicas na mitigação dos custos para determinados segmentos da sociedade.

Por fim, o terceiro artigo se diferencia dos anteriores ao analisar um modelo de economia aberta. O principal objetivo do estudo é obter fatos estilizados relacionados ao setor externo, no tocante a curva J e da condição de Marshall-Lerner. Ao revisar a literatura relacionada ao tema, é observado que grande parte dos estudos utilizam modelos VEC (Vetores de Correção de Erros). Os artigos apresentados até então, apontam a possibilidade de identificar choques cambiais por meio de modelos SVAR identificados via heterocedasticidade a partir de dados brasileiros. Isto posto, o estudo em tela propõe utilizar esta abordagem ao apresentar evidências, para as variáveis selecionadas, semelhantes aos artigos anteriores, isto é, de que as quebras de regimes ocorrem apenas sobre as variâncias dos resíduos ao longo do tempo, o que possibilita a utilização da identificação via heterocedasticidade

A análise da balança comercial brasileira é desagregada em cinco setores (bens de capital, combustíveis e lubrificantes, bens de consumo semiduráveis e não duráveis, bens intermediários e bens duráveis). Embora não tenham sido encontradas evidências significativas da existência da curva J, destaca-se que o setor de bens de capital apresenta ser o mais suscetível a esse fenômeno. Há evidências da condição de Marshall-Lerner, ou seja, é observada uma melhora a longo prazo na balança comercial nos diferentes setores analisados, corroborando com a recente literatura brasileira sobre o tema.

Destaca-se que os sinais das respostas das variáveis usadas nos três artigos (Selic, preço das *commodities*, agregado monetário, IPCA, taxa de câmbio e Swap 180) aos choques são semelhantes, o que indica adequada escolha da datação dos regimes e robustez dos resultados. Entre os choques identificados, o cambial tem o maior impacto na inflação e o choque de expectativas negativas é o que mais impacta o nível de atividade econômica entre os choques identificados. Um modelo VAR identificado por restrições de sinais, estimado no primeiro artigo, apresenta funções impulso resposta que corroboram esses resultados.

Em síntese, a adoção desta nova metodologia para identificar e apresentar fatos estilizados sobre diversos choques macroeconômicos proporcionou uma perspectiva robusta sobre diversos aspectos do ciclo de negócios no Brasil. Ao respaldar e corroborar a teoria utilizada

na abordagem de restrições de sinais, fortalecemos a consistência e confiabilidade dos resultados até então apresentados. Isso reforça a validade e a replicabilidade dos métodos apresentados, contribuindo para uma compreensão agnóstica e abrangente dos temas em questão.

REFERÊNCIAS

- ACEMOGLU, D.; AUTOR, D. Skills, tasks and technologies: *implications for employment and earnings*. In: CARD, D.; ASHENFELTER, O. (Ed.). *Handbook of Labor Economics*. [S.l.]: Elsevier, 2011. v. 4, cap. 12, p. 1043–1171.
- ALMEIDA, G.; ALVES, P.; LIMA, E. C. R. Impactos dos choques na política monetária e no câmbio no Brasil: um modelo de autorregressão vetorial estrutural aumentada por fatores dinâmicos. *Texto para Discussão IPEA*, Brasília, n. 1711, 2011. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/1251>. Acesso em: 24 jan. 2023.
- ARAUJO, E. C.; MODENESI, A. M. A importância do setor externo na evolução do IPCA: uma análise com base em um modelo SVAR. In: *Encontro Nacional de Economia*, 38, 2010, Salvador *Anais ou artigos...* Salvador: ANPEC, 2010.
- ARIAS, J. E.; RUBIO-RAMÍREZ, J. F.; WAGGONER, D. F. Inference based on structural vector autoregressions identified with sign and zero restrictions: theory and applications. *Econometrica*, New Haven, v. 86, n. 2, p. 685–720, 2018.
- ARRUDA, E.; CASTELAR, P.; MARTINS, G. The J-curve and the Marshall-Lerner condition: evidence for net exports in the southern region of Brazil. *Revista Planejamento e Políticas Públicas*, Rio de Janeiro, v. 52, p. 1–32, 2019.
- ARRUDA, E.; MARTINS, G. Curva J e condição de Marshall-Lerner: evidências para as exportações líquidas cearenses. *Revista Economia e Desenvolvimento*, João Pessoa, v. 15, p. 40–59, 03 2016.
- ARRUDA, E. F.; BRITO, A. C. de; CASTELAR, P. U. de C. Exchange rate and trade balances in Brazil: a disaggregated analysis by major economic categories. *International Journal of Economics and Finance*, Fortaleza, v. 14, n. 6, p. 1–62, June 2022. Disponível em: <https://ideas.repec.org/a/ibn/ijefaa/v14y2022i6p62.html>. Acesso em: 10 out. 2023.
- BABA, A. K.; YAZICI, M. The J-curve hypothesis: an investigation of bilateral trade between Nigeria and European Union. *Journal of International and Global Economic Studies*, Stockholm, n. 9, p. 46–74, 2016. Disponível em: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:7415961>. Acesso em: 6 out. 2023.
- BAHMANI-OSKOOEE, M.; BROOKS, T. J. Bilateral J-curve between U.S. and her trading partners. *Weltwirtschaftliches Archiv*, Berlin, v. 135, n. 1, p. 156–165, 1999. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/40440680>.
- BAHMANI-OSKOOEE, M.; HEGERTY, S. W. The J and S curves: a survey of the recent literature. *Journal of Economic Studies*, Leeds, v. 37, n. 6, p. 580–596, November 2010.
- BARBOSA, F. H. A crise econômica de 2014/2017. *Estudos Avançados*, São Paulo, v. 31, n. 89, p. 51–60, Jan 2017.
- BARBOSA, N. *Dez anos de política econômica*. São Paulo: Boitempo Editorial, 2013.
- BAUMEISTER, C.; HAMILTON, J. D. Sign restrictions, structural vector autoregressions, and useful prior information. *Econometrica*, New Haven, v. 83, n. 5, p. 1963–1999, 2015.
- BAUWENS, L.; LUBRANO, M.; RICHARD, J.-F. *Bayesian Inference in Dynamic Econometric Models*. Oxford: Oxford University Press, 2000. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780198773122.001.0001>. Acesso em: 26 mar. 2023.

- BENGURIA, F.; SAFFIE, F.; URZÚA, S. The transmission of commodity price super-cycles. *NBER Working Papers*, Cambridge, n. 24560, abr. 2018. Disponível em: <https://ideas.repec.org/p/nbr/nberwo/24560.html>. Acesso em: 06 out. 2022.
- BERNANKE, B. S.; BOIVIN, J.; ELIASZ, P. Measuring the effects of monetary policy: a factor-augmented vector autoregressive FAVAR approach. *The Quarterly Journal of Economics*, Cambridge, v. 120, n. 1, p. 387–422, 02 2005. Disponível em: <https://doi.org/10.1162/0033553053327452>. Acesso em: 13 fev. 2023.
- BICKERDIKE, C. F. The instability of foreign exchange. *The Economic Journal*, London, v. 30, n. 117, p. 118–122, 1920. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/2223208>.
- BLANCHARD, O. Macroeconomic implications of shifts in the relative demand for skills. *Economic Policy Review*, New York, n. Jan, p. 48–53, 1995. Disponível em: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:fip:fednep:y:1995:i:jan:p:48-53:n:v.1.no.1>. Acesso em: 21 abril 2023.
- BLANCHARD, O.; WATSON, M. Are business cycles all alike? In: GORDON, R. J. (Ed.). *The American Business Cycle: Continuity and Change*. Chicago: National Bureau of Economic Research, Inc, 1986. p. 123–180. Disponível em: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:nbr:nberch:10021>. Acesso em: 22 out. 2022.
- BLATTER, M.; MUEHLEMANN, S.; SCHENKER, S. The costs of hiring skilled workers. *European Economic Review*, Amsterdam, v. 56, n. 1, p. 20–35, 2012. Disponível em: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:eee:eecrev:v:56:y:2012:i:1:p:20-35>. Acesso em: 11 abril 2023.
- BOIVIN, J.; NG, S. Are more data always better for factor analysis? *Journal of Econometrics*, Cambridge, v. 132, n. 1, p. 169–194, 2006. Disponível em: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:eee:econom:v:132:y:2006:i:1:p:169-194>. Acesso em: 11 jun. 2023.
- BOURSCHEIDT, E.; SILVA, C. O impacto das exportações na produção e demanda por mão de obra no Brasil: uma análise a partir de um modelo multisetorial. *Revista Planejamento e Políticas Públicas*, Rio de Janeiro, n. 56, p. 73–104, 2021.
- BRUNNERMEIER, M. et al. Feedbacks: Financial markets and economic activity. *American Economic Review*, Pittsburgh, v. 111, n. 6, p. 1845–79, June 2021.
- CAMPA, J. M.; GOLDBERG, L. S. Employment versus wage adjustment and the U.S. dollar. *The Review of Economics and Statistics*, Cambridge, v. 83, n. 3, p. 477–489, 2001.
- CARPENTER, S. B.; RODGERS, W. M. The disparate labor market impacts of monetary policy. *Journal of Policy Analysis and Management*, Princeton, v. 23, n. 4, p. 813–830, 2004. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/3326239>. Acesso em: 25 fev. 2023.
- CARVALHO, D. B.; SILVA, M. E. A. d.; SILVA, I. M. Efeitos dos choques fiscais sobre o mercado de trabalho brasileiro. *Revista Brasileira de Economia*, Rio de Janeiro, v. 67, n. 2, p. 177–200, Apr 2013.
- CAVALCANTI, M. A. F. H.; MOREIRA, A. R. B. Choques macroeconômicos e a probabilidade de permanecer empregado ou desempregado. *Texto para discussão IPEA*, Brasília, n. 2138, out. 2015. Disponível em: <https://ideas.repec.org/p/ipe/ipetds/2138.html>. Acesso em: 29 abril 2023.
- CEPEA-ESALQ. O que sabemos sobre a qualidade do trabalho na agropecuária brasileira? CEPEA-Esalq/USP, São Paulo, 9 mar. 2022. Disponível em: <https://www.cepea.esalq.usp>.

br/br/opinioao-cepea/o-que-sabemos-sobre-a-qualidade-do-trabalho-na-agropecuaria-brasileira.aspx. Acesso em: 02 jun. 2023.

CÉSPEDES, B.; LIMA, E. C.; MAKKA, A. Monetary policy, inflation and the level of economic activity in Brazil after the real plan: stylized facts from SVAR models. *Revista Brasileira de Economia - RBE*, Rio de Janeiro, v. 62, n. 2, October 2008. Disponível em: <https://ideas.repec.org/a/fgv/epgrbe/v62y2008i2a1019.html>. Acesso em: 01 dez. 2022.

CHAUDHURI, P. Monetary policy shocks and skill differences in the US labor market. *SSRN*, Rochester, n. 7, 2020.

CHRISTIANO, L. J.; EICHENBAUM, M. S.; TRABANDT, M. Unemployment and business cycles. *Econometrica*, New Haven, v. 84, n. 4, p. 1523–1569, 2016.

CLARK, K. B.; SUMMERS, L. H. Demographic differences in cyclical employment variation. *The Journal of Human Resources*, Providence, v. 16, n. 1, p. 61–79, 1981. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/145219>. Acesso em: 01 jun. 2023.

COOLEY, T.; LEROY, S. Atheoretical macroeconometrics: a critique. *Journal of Monetary Economics*, Rochester, v. 16, n. 3, p. 283–308, 1985. Disponível em: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:eee:moneco:v:16:y:1985:i:3:p:283-308>. Acesso em: 25 maio 2023.

CORSEUIL, C. H. et al. Youth turnover in Brazil: job and worker flows and an evaluation of a youth-targeted training program. *CEDLAS, Working Papers*, n. 155, fev. 2014. Disponível em: <https://ideas.repec.org/p/dls/wpaper/0155.html>. Acesso em: 05 jan 2024.

COSTA, J. S.; BARBOSA, A. L. H.; HECKSHER, M. D. Desigualdades no mercado de trabalho e pandemia da Covid-19. *Texto para discussão IPEA*, Brasília, 2021. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/1105/10786>. Acesso em: 20 jun. 2023.

COUTO, S. V. V.; MEURER, R. Os impactos da política monetária na taxa de câmbio no Brasil: identificação via heterocedasticidade. *Revista de Economia Contemporânea*, Rio de Janeiro, v. 21, n. 2, Maio 2017.

DIEPPE, A.; ROYE, B. van; LEGRAND, R. The BEAR toolbox. *Working Paper Series, European Central Bank*, n. 1934, jul. 2016. Disponível em: <https://ideas.repec.org/p/ecb/ecbwps/20161934.html>. Acesso em: 02 ago. 2022.

DOLADO, J. J.; MOTYOVSKY, G.; PAPPA, E. Monetary policy and inequality under labor market frictions and capital-skill complementarity. *American Economic Journal: Macroeconomics*, Nashville, v. 13, n. 2, p. 292–332, April 2021.

DORNBUSCH, R. Expectations and exchange rate dynamics. *Journal of Political Economy*, Chicago, v. 84, n. 6, p. 1161–76, 1976. Disponível em: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:ucp:jpolec:v:84:y:1976:i:6:p:1161-76>. Acesso em: 06 set. 2022.

DUMONT, M.; RAYP, G.; WILLEMÉ, P. The bargaining position of low-skilled and high-skilled workers in a globalising world. *Labour Economics*, Tilburg, v. 19, n. 3, p. 312–319, 2012.

EBREGT, J. The CPB world trade monitor: technical description. *CPB Netherlands Bureau for Economic Policy Analysis*, 2023.

FONSECA, M. R. R.; ARAÚJO, E. C. D.; ARAÚJO, E. Não linearidade entre câmbio e preços no Brasil e implicações para uma estratégia de desenvolvimento econômico. *Brazilian Journal of Political Economy*, São Paulo, v. 39, n. 2, Apr 2019.

- FREEMAN, R. B. Employment and earnings of disadvantaged young men in a labor shortage economy. *NBER Working Papers*, Cambridge, n. 3444, set. 1990. Disponível em: <https://ideas.repec.org/p/nbr/nberwo/3444.html>. Acesso em: 15 jul. 2023.
- GARCIA, L.; TONET, C.; PIMENTA, G. O que importa na economia não é a Selic, mas as condições financeiras, diz campo neto. *Valor Econômico*, São Paulo, 27 de abril de 2023.
- GELMAN, A. et al. *Bayesian Data Analysis*. New York: Chapman and Hall/CRC, 2013.
- GEWEKE, J. F. Using simulation methods for Bayesian econometric models: inference, development, and communication. *Staff Report, Federal Reserve Bank of Minneapolis*, n. 249, 1998. Disponível em: <https://ideas.repec.org/p/fip/fedmsr/249.html>. Acesso em: 24 out. 2022.
- GIUDICI, T. D. M.; LIMA, E. C. R. O ciclo de negócios no Brasil: resultados obtidos por uma identificação via heterocedasticidade. In: *Encontro Nacional de Economia*, 51, 2022, Fortaleza *Anais ou artigos...* Fortaleza: ANPEC, 2022. Disponível em: https://www.anpec.org.br/encontro/2022/submissao/files_I/i4-318366026127da1dfe9c5e014ebae605.pdf. Acesso em: 15 jul. 2023.
- GONCALVES, C. E.; GUIMARÃES, B. Monetary policy, default risk and the exchange rate. *Revista Brasileira de Economia*, Rio de Janeiro, v. 65, n. 1, p. 33–45, Jan 2011.
- GONZAGA, G.; MALONEY, W. F.; MIZALA, A. Labor turnover and labor legislation in Brazil. *Economía*, Niterói, v. 4, n. 1, p. 165–222, 2003. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/20065453>. Acesso em: 04 jan 2024.
- GORDON, D.; LEEPER, E. The dynamic impacts of monetary policy: an exercise in tentative identification. *Journal of Political Economy*, Chicago, v. 102, n. 6, p. 1228–47, 1994. Disponível em: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:ucp:jpolec:v:102:y:1994:i:6:p:1228-47>. Acesso em: 21 ago. 2023.
- GREGORIO, J. D. Commodity prices, monetary policy and inflation. *Working Papers, University of Chile*, n. 359, jul. 2012. Disponível em: <https://ideas.repec.org/p/udc/wpaper/wp359.html>. Acesso em: 19 ago. 2022.
- GUGLIELMINETTI, E.; POURAGHDAM, M. Time-varying job creation and macroeconomic shocks. *Labour Economics*, Tilburg, v. 50, p. 156–179, 2018.
- HAMILTON, J. *Time Series Analysis*. [S.l.]: Princeton University Press, 1994. (Book collections on Project MUSE, v. 10).
- HEATHCOTE, J.; PERRI, F.; VIOLANTE, G. L. The rise of US earnings inequality: does the cycle drive the trend? *Review of Economic Dynamics*, Minneapolis, v. 37, p. 181–204, 2020.
- HUTCHISON, M.; WALSH, C. E. Empirical evidence on the insulation properties of fixed and flexible exchange rates: the japanese experience. *Journal of International Economics*, Santa Cruz, v. 32, n. 3-4, p. 241–263, May 1992. Disponível em: <https://ideas.repec.org/a/eee/inecon/v32y1992i3-4p241-263.html>. Acesso em: 11 ago. 2023.
- IBGE. Instituto brasileiro de geografia e estatística. *CAGED e PME - Diferenças Metodológicas e Possibilidades de Comparação*, Nota Técnica MTE - IBGE, 2004. Disponível em: https://ftp.ibge.gov.br/Trabalho_e_Rendimento/Pesquisa_Mensal_de_Emprego/Notas_Tecnicas/notante.pdf. Acesso em: 20 maio 2023.
- KAISER, B.; SIEGENTHALER, M. The skill-biased effects of exchange rate fluctuations. *The Economic Journal*, London, v. 126, n. 592, p. 756–780, 2016. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/24738161>. Acesso em: 11 junho 2023.

- KRUEGER, A. *Exchange-rate determination*. Cambridge University Press, 1990. (Cambridge surveys of economic literature). Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=bVH9swEACAAJ>.
- KRUGMAN, P. R. et al. The persistence of the U.S. trade deficit. *Brookings Papers on Economic Activity*, Washington, v. 1987, n. 1, p. 1–55, 1987. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/2534513>. Acesso em: 6 jan. 2023.
- KULIKOV, D.; NETSUNAJEV, A. Identifying shocks in structural VAR models via heteroskedasticity: a bayesian approach. *Bank of Estonia Working Papers*, n. 8, 2016. Disponível em: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:eea:boewps:wp2015-8>. Acesso em: 13 ago. 2022.
- LAL, A. K.; LOWINGER, T. C. The J-curve: Evidence from east Asia. *Journal of Economic Integration*, Seoul, v. 17, p. 397–415, 2002. Disponível em: <https://ideas.repec.org/a/ris/integr/0201.html>. Acesso em: 14 out. 2023.
- LANNE, M.; LUTKEPOHL, H. Identifying monetary policy shocks via changes in volatility. *Journal of Money, Credit and Banking*, Columbus, v. 40, n. 6, p. 1131–1149, 2008. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/25096299>. Acesso em: 21 ago. 2023.
- LANNE, M.; LUTKEPOHL, H.; MACIEJOWSKA, K. Structural vector autoregressions with markov switching. *Journal of Economic Dynamics and Control*, Amsterdam, v. 34, n. 2, p. 121–131, 2010. Disponível em: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:eee:dyncon:v:34:y:2010:i:2:p:121-131>. Acesso em: 03 jan 2023.
- LIMA, E. C. R. Inflação e ativos financeiros no Brasil: uma análise de auto-regressão vetorial. *Pesquisa e Planejamento Econômico (PPE)*, Brasília, v. 20, n. 1, 1990. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/5844>. Acesso em: 21 ago. 2023.
- LIMA, E. C. R.; MAKKA, A.; ALVES, P. Monetary policy and exchange rate shocks in Brazil: sign restrictions versus a new hybrid identification approach. *Brazilian Review of Econometrics*, Rio de Janeiro, v. 31, n. 1, March 2011. Disponível em: <https://ideas.repec.org/a/sbe/breart/v31y2011i1a3410.html>. Acesso em: 14 ago. 2022.
- LIMA, E. C. R.; MARTINEZ, T.; CERQUEIRA, V. Monetary policy and exchange rate: effects on disaggregated prices in a FAVAR model for Brazil. *Brazilian Review of Econometrics*, Rio de Janeiro, v. 38, p. 129, 05 2018.
- LUTKEPOHL, H.; NETSUNAJEV, A. Structural vector autoregressions with heteroskedasticity: a review of different volatility models. *Econometrics and Statistics*, Berlin, v. 1, p. 2–18, 2017. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2452306216300223>. Acesso em: 08 ago. 2022.
- LUTKEPOHL, H.; WOZNIAK, T. Bayesian inference for structural vector autoregressions identified by markov-switching heteroskedasticity. *Journal of Economic Dynamics and Control*, Berlin, v. 113, n. C, 2020.
- MARODIN, F. A.; PORTUGAL, M. S. Exchange rate pass-through in Brazil: a markov switching estimation for the inflation targeting period (2000-2015). *Central Bank of Brazil Working Papers Series*, n. 473, fev. 2018. Disponível em: <https://ideas.repec.org/p/bcb/wpaper/473.html>. Acesso em: 13 dez. 2022.
- MDIC. Classificação da secretaria de comércio exterior por grandes categorias econômicas – CGCE. *Nota Metodológica DEAEX/SECEX/CGE*, n. 1, 2016. Disponível em: http://www.mdic.gov.br/balanca/metodologia/Nota_CGCE. Acesso em: 19 out. 2023.

- MENDONÇA, M.; MEDRANO, L.; SACHSIDA, A. The effects of monetary policy in Brazil: results from agnostic identification. *SSRN Electronic Journal*, 2008. Disponível em: <https://ssrn.com/abstract=1259942>. Acesso em: 14 out. 2022.
- MENEZES-FILHO, N. The costs of displacement in Brazil. In: *Econometric Society Latin American Meetings*, 16, 2004, Santiago Article... Santiago: LAM, jan. 2004.
- METZLER, L. A survey of contemporary economics. [Homewood: Richard Irwin], v. 1, 1948.
- MILANI, F. Expectation shocks and learning as drivers of the business cycle. *The Economic Journal*, London, v. 121, n. 552, p. 379–401, 2011. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/41236984>. Acesso em: 22 mar. 2023.
- MOREIRA, A. R. B.; FLORÊNCIA, A.; LIMA, E. C. R. Os impactos das políticas monetárias e cambial no Brasil pós-real. *Texto para Discussão IPEA*, Brasília, n. 579, 1998. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/2429>. Acesso em: 25 fev. 2023.
- MORTATTI, C. M.; MIRANDA, S. H. G. d.; BACCHI, M. R. P. Determinantes do comércio Brasil-China de commodities e produtos industriais: uma aplicação VECM. *Economia Aplicada*, São Paulo, v. 15, n. 2, p. 311–335, Apr 2011.
- MUMTAZ, H.; THEODORIDIS, K. Dynamic effects of monetary policy shocks on macroeconomic volatility. *Journal of Monetary Economics*, Rochester, v. 114, p. 262–282, 2020.
- NARAYAN, P. K. Examining the relationship between trade balance and exchange rate: the case of China's trade with the USA. *Applied Economics Letters*, London, v. 13, n. 8, p. 507–510, 2006.
- NEGRI, F. D. Conteúdo tecnológico do comércio exterior brasileiro: o papel das empresas estrangeiras. *Texto para Discussão IPEA*, Brasília, n. 1074, 2005.
- NUNES, D. U.; MENEZES-FILHO, N. A.; KOMATSU, B. K. Probabilidades de admissão e desligamento no mercado de trabalho brasileiro. *Estudos Econômicos*, São Paulo, v. 46, n. 2, p. 311–341, Apr 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/0101-416146222dnb>. Acesso em: 27 dez. 2023.
- OCDE. How does educational attainment affect participation in the labour market? *OECD Publishin*, 2011. Disponível em: <https://www.oecd.org/education/skills-beyond-school/48630772.pdf>. Acesso em: 18 jun. 2023.
- PINHEIRO, A. M. R. C. O contrato social e o teto de gastos. *Valor Econômico*, São Paulo, 22 de setembro de 2020. Disponível em: <https://valor.globo.com/opinia0/coluna/o-contrato-social-e-o-teto-de-gastos.ghtml>. Acesso em: 28 fev. 2023.
- POTJAGAILO, G. Spillover effects from euro area monetary policy across europe: A factor-augmented var approach. *Journal of International Money and Finance*, Kiel, v. 72, p. 127–147, 2017.
- RAVENNA, F.; WALSH, C. E. Screening and labor market flows in a model with heterogeneous workers. *Journal of Money, Credit and Banking*, Columbus, v. 44, p. 31–71, 2012.
- RIGOBON, R. Identification through heteroskedasticity. *The Review of Economics and Statistics*, Cambridge, v. 85, n. 4, p. 777–792, 2003. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/3211805>. Acesso em: 22 jan. 2023.
- ROBINSON, J. *Essays in the Theory of Employment*. New York: Macmillan, 1937. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=aD4sAAAAMAAJ>.

- SACHSIDA, A.; SCHETTINI, B.; GOUVÊA, R. Inflação, desemprego e choques cambiais: Estimativas var para a economia brasileira. *Análise Econômica*, Porto Alegre, v. 35, 03 2017.
- SCALCO, P. R.; CARVALHO, H. D.; CAMPOS, A. C. Choques na taxa de câmbio real e o saldo da balança comercial agropecuária brasileira: evidências da curva J entre 1994 e 2007. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, São Paulo, v. 50, n. 4, p. 595–610, Oct 2012.
- SEPLAN. Secretaria do planejamento. *Notas metodológicas do CAGED*, Nota técnica nº 4, 2010. Disponível em: https://www.sei.ba.gov.br/images/releases_mensais/pdf/caged/nota_tecnica/nota_tecnica_4.pdf. Acesso em: 25 mar. 2023.
- SILVA, S. D.; MOURA, G. Is there a brazilian J-curve? *Economics Bulletin*, Santa Catarina, v. 6, n. 10, p. 1–17, 2005. Disponível em: <https://ideas.repec.org/a/ebl/ecbull/eb-05f30007.html>. Acesso em: 20 out. 2023.
- SIMS, C.; UHLIG, H. Understanding unit rooters: a helicopter tour. *Econometrica*, New Haven, v. 59, p. 1591–99, 02 1991.
- SIMS, C.; WATSON, M.; STOCK, J. Inference in linear time series models with some unit roots. *Econometrica*, New Haven, v. 58, n. 1, p. 113–144, 1990.
- SIMS, C. A. Macroeconomics and reality. *Econometrica*, New Haven, v. 48, n. 1, p. 1–48, 1980. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/1912017>. Acesso em: 22 mar. 2023.
- SIMS, C. A. SVAR identification through heteroskedasticity with misspecified regimes. *Discussion paper, Princeton University*, Princeton, 2020. Disponível em: <http://sims.princeton.edu/yftp/bpss/IDHmsspcfdRgms.pdf>. Acesso em: 14 mar. 2023.
- SIMS, C. A.; ZHA, T. Bayesian methods for dynamic multivariate models. *International Economic Review*, Yale, v. 39, n. 4, p. 949–968, 1998. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/2527347>. Acesso em: 08 fev. 2023.
- SIMS, C. A.; ZHA, T. Were there regime switches in U.S. monetary policy? *The American Economic Review*, Princeton, v. 96, n. 1, p. 54–81, 2006. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/30034354>. Acesso em: 08 fev. 2023.
- SOUZA, M. C. d. Política monetária e mercado de trabalho no Brasil. *Revista de Economia Contemporânea*, Rio de Janeiro, v. 21, n. 21(1), Jan 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/198055272117>.
- STOCK, J.; WATSON, M. *Chapter 8 - Dynamic Factor Models, Factor-Augmented Vector Autoregressions, and Structural Vector Autoregressions in Macroeconomics*. [S.l.]: Elsevier, 2016. v. 2. 415-525 p. (Handbook of Macroeconomics, v. 2).
- STOCKL, M.; MOREIRA, R. R.; GIUBERTI, A. C. O impacto das commodities sobre a dinâmica da inflação no Brasil e o papel amortecedor do câmbio: evidências para o CRB Índice e Índice de Commodities Brasil. *Nova Economia*, Belo Horizonte, v. 27, n. 1, p. 173–207, January 2017. Disponível em: <https://ideas.repec.org/a/nov/artigo/v27y2017i1p173-207.html>. Acesso em: 6 mar. 2023.
- THORBECKE, W. Estimating the effects of disinflationary monetary policy on minorities. *Journal of Policy Modeling*, Fairfax, v. 23, n. 1, p. 51–66, 2001. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0161893800000296>. Acesso em: 22 mar. 2023.

- TOMAZZIA, E. C.; MEURER, R. Transmissão da política monetária: análise de quebras estruturais na economia brasileira recente por modelos VAR, SVAR e MS-VAR. In: *Encontro Nacional de Economia*, 38, 2010, Salvador *Anais ou artigos...* Salvador: ANPEC, 2010.
- TURNIP, G. Identification of small open economy SVARs via Markov-switching heteroskedasticity. *Economic Record*, Sidney, v. 93, n. 302, p. 465–483, set. 2017.
- UHLIG, H. What are the effects of monetary policy on output? Results from an agnostic identification procedure. *Journal of Monetary Economics*, Berlin, v. 52, n. 2, p. 381–419, 2005.
- VASCONCELOS, C. R. F. Dinâmica de curto e longo prazo da balança comercial brasileira: a validade da hipótese da curva J. *Texto para Discussão FE/UFJF*, Juiz de Fora, v. 007, 2010. Disponível em: <https://www2.ufjf.br/poseconomia/wp-content/uploads/sites/118/2010/04/TD-007-2010-Claudio.pdf>. Acesso em: 6 out. 2023.
- ZAGO, R. Skill mismatch and the great recession. *Banque de France Working Paper*, Paris, n. 755, 2020.
- ZANETTI, F. A non-Walrasian labor market in a monetary model of the business cycle. *Journal of Economic Dynamics and Control*, London, v. 31, n. 7, p. 2413–2437, 2007.
- ZAVODNY, M.; ZHA, T. Monetary policy and racial unemployment rates. *Economic Review*, Atlanta, v. 85, n. Q4, p. 1–16, 2000. Disponível em: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:fip:fedaeer:y:2000:i:q4:p:1-16:n:v.85no.4>. Acesso em: 11 mar. 2023.
- ZENS, G.; BOCK, M.; ZORNER, T. O. The heterogeneous impact of monetary policy on the us labor market. *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vienna, v. 119, 2020.

APÊNDICE A – Hyperparameter values used in dummy observations

Table. 19 - Hyperparameter values used in dummy observations

| Hyperparameter | Value |
|----------------|-------|
| μ_1 | 3 |
| μ_3 | 0.5 |
| μ_5 | 1 |
| μ_6 | 5 |

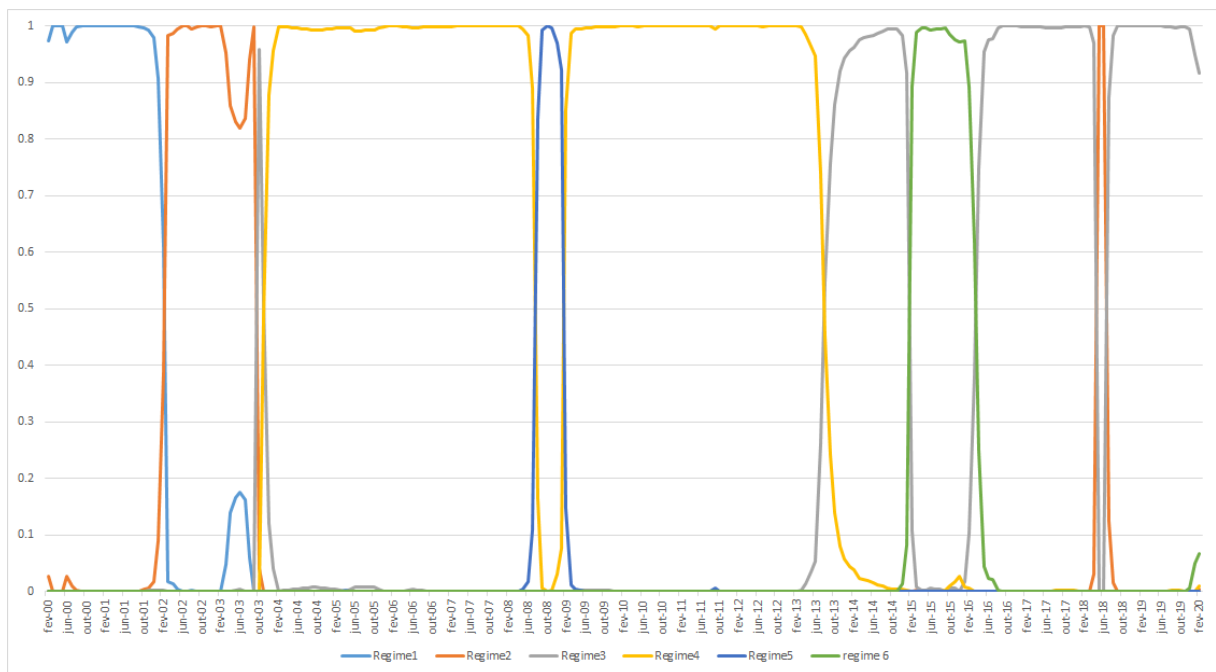
Source: The authors, 2023.

μ_1 controls the tightness we give to the assumption that economic variables follow a random walk, being only correlated due to innovations. μ_3 is a scaling coefficient controlling the speed at which coefficients for lags greater than 1 converge to 0 with greater certainty. In the limiting case when $\mu_5 \rightarrow \infty$ implies there is a unit root in each equation and there is no cointegration, whereas when $\mu_5 \rightarrow 0$, it means a diffuse prior. $\mu_6 \rightarrow 0$ means that it is diffuse and $\mu_6 \rightarrow \infty$ implies that all variables follow the path of their unconditional mean, that is, the model is stationary.

APÊNDICE B – Markov switching model result

The computational cost to run the Markov switching VAR model, based on Sims e Zha (2006), using the *Dynare* software (version 4.5.7), allowed only one lag length. Table 4 presents the variables used in the model, from January 2000 to February 2020. The model allows up to 6 different regimes in the residual covariance matrices and assumes that the coefficients of the matrices of relationships between the variables are constant. The probabilities (vertical axis) of each regime in time (horizontal axis) are presented in the Figure below:

Figure. 8 - MS VAR model results

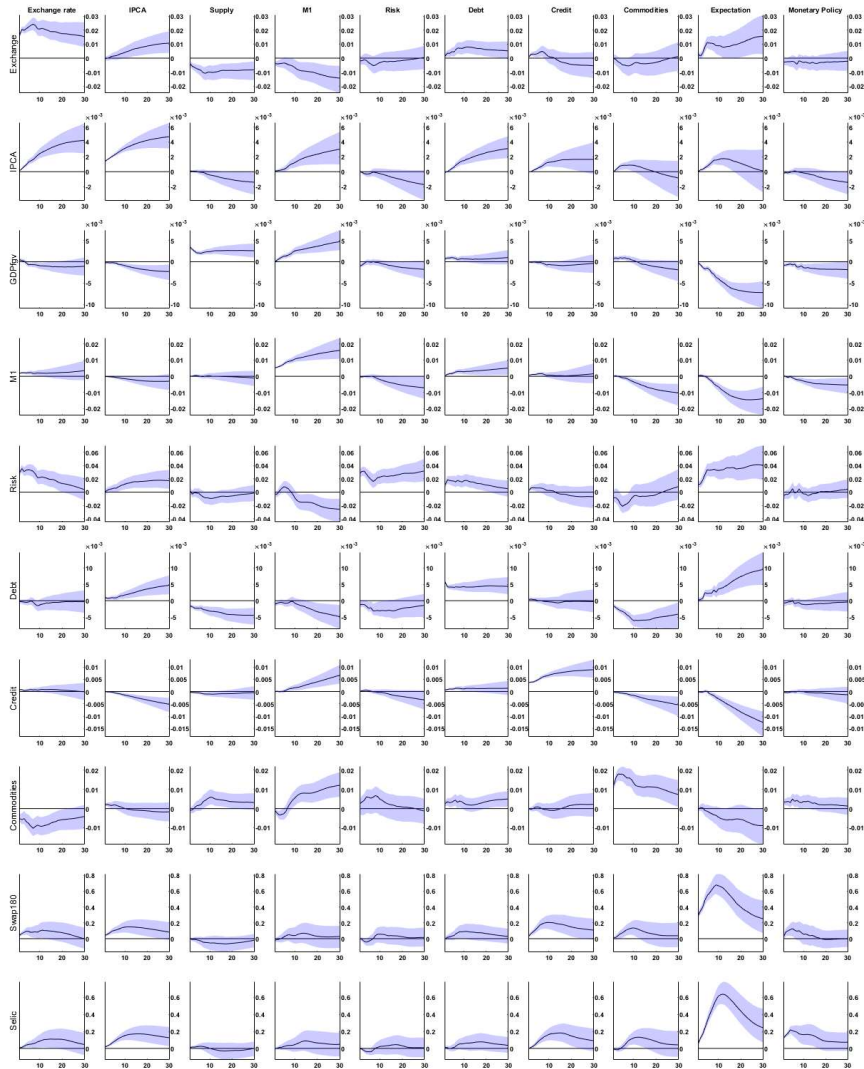


Source: The authors, 2023.

APÊNDICE C – Impulse response functions. All variables

Figure 9 shows the impulse response function over thirty months, with 68% (light blue) posterior uncertainty regions.

Figure. 9 - Impulse response functions from the structural shocks of the BSVAR model identified via heteroskedasticity with t distributed errors. The columns reproduce the responses of each shock.



Source: The authors, 2023.

APÊNDICE D – Sign restrictions identification

We use a MATLAB based toolbox named Bayesian Estimation, Analysis and Regression toolbox (BEAR) to estimate a BSVAR model identified by sign restrictions, as proposed by Arias, Rubio-Ramírez e Waggoner (2018)¹⁰¹.

We identified a monetary policy, an exchange rate, a commodities, and a expectation shock (Swap 180). The first two ones are the most common in the literature that uses sign restrictions, while the third we consider an important shock in the Brazilian context. Table 20 shows the sign restrictions used to identify these shocks based on the literature presented in section 1.2. As for the expectation shock, we are the first to identify it using this type of identification with the signs chosen from the results obtained by the heteroskedasticity approach (see the fifth column in Figure 2).

Table. 20 - Sign Restrictions used to identify the BSVAR model

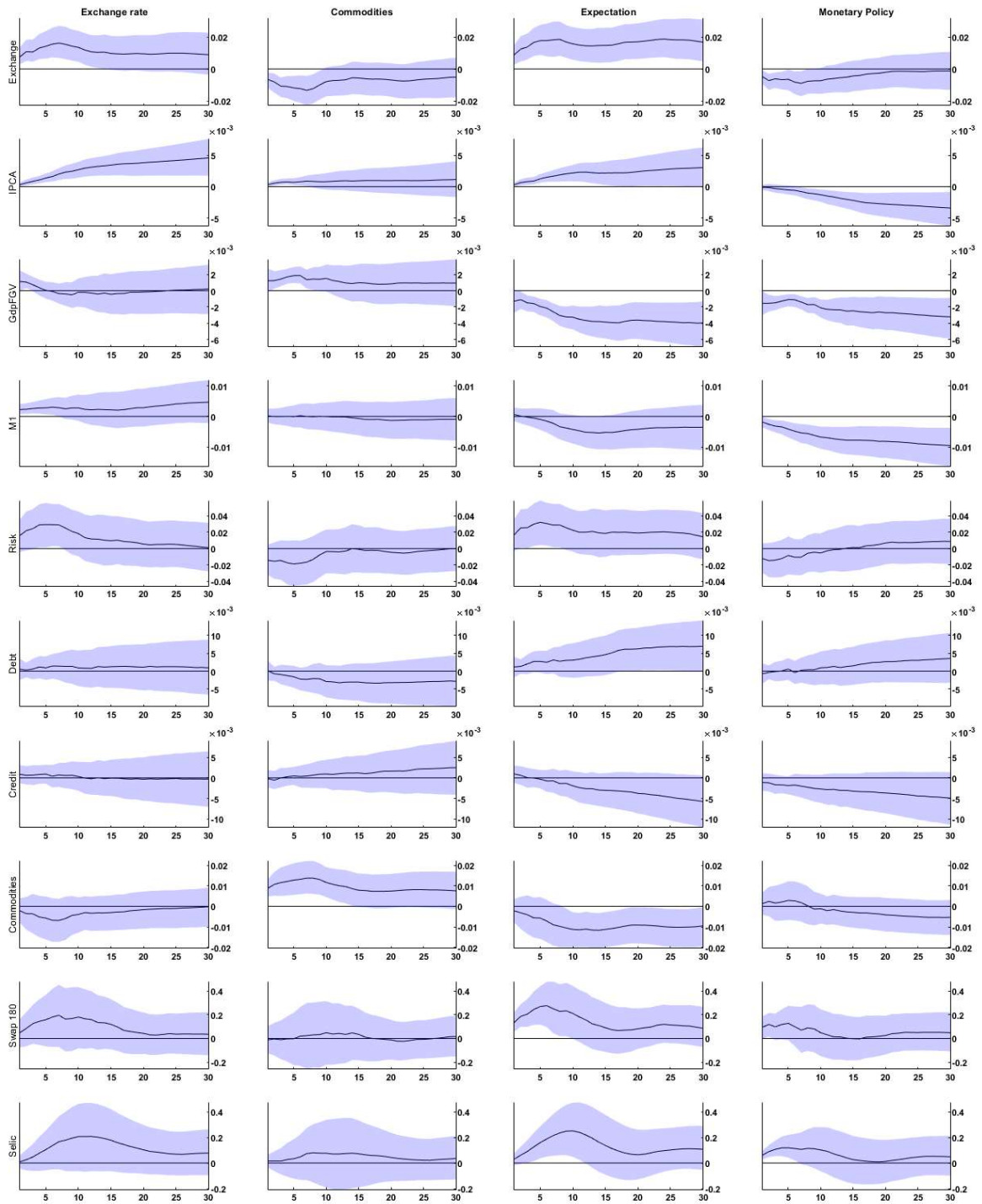
| Variables | Shocks | | | |
|-------------|---------------|-------------|-------------|-----------------|
| | Exchange rate | Commodities | Expectation | Monetary policy |
| Exchange | + | - | + | - |
| IPCA | + | + | + | - |
| GDPfgv | + | + | - | - |
| M1 | + | | | - |
| Risk | | | | |
| Debt | | | | |
| Credit | | | | |
| Commodities | | + | | |
| Swap180 | | | + | |
| Selic | | | | + |

Source: The authors, 2023.

Figure 10 bellow shows the impulse response functions over thirty months with 68% (light blue) posterior uncertainty regions, from the orthogonal structural shocks of the BSVAR model estimated, identified by sign restrictions based on Table 20, with all ten variables presented in Table 4, lag length p set to 10, assuming Gaussian-distributed errors and dummy observation priors centering belief around independent random walks in each equation, with the same hyperparameters presented in Table 19.

¹⁰¹ See Dieppe, Roye e Legrand (2016) section 4.6 for more details.

Figure. 10 - Impulse response function over thirty months, with 68% (light blue) posterior uncertainty regions, from the structural shocks of the BSVAR model identified via sign restrictions with Gaussian distributed errors. The columns reproduce the responses of each shock.



Source: The authors, 2023.

APÊNDICE E – Identificação via heterocedasticidade

Esta seção é extraída, com poucas mudanças textuais, a metodologia apresentada em Giudici e Lima (2022), baseada em Brunnermeier et al. (2021).

E.0.1 VAR estrutural

A equação do VAR na forma estrutural possui a seguinte forma:

$$A_0 y_t = \sum_{j=1}^p A_j y_{t-j} + C + \epsilon_t \quad (26)$$

Sendo

$$\epsilon_t \sim Normal(0, \Lambda) \quad (27)$$

Seja y_t um vetor $n \times 1$ de variáveis observadas no período $t \in \tau := 1, \dots, T$, A_0 uma matriz $n \times n$ de relações contemporâneas com valores um na diagonal, $(A_j)_{j=1}^p$ uma matriz $n \times n$ de coeficientes para cada defasagem j , C um vetor de constantes $n \times 1$ e ϵ_t um vetor $n \times 1$ de choques estruturais não correlacionados no tempo e $E[\epsilon_t \epsilon_t'] = \Lambda$ uma matriz diagonal.

E.0.2 VAR estrutural e identificação via heterocedasticidade

O número de parâmetros livres em A_0 e Λ_ϵ são $n(n+1)$, n^2 de A_0 e n de Λ_ϵ . No entanto, na forma reduzida, devido a matriz de covariância dos resíduos ser simétrica, têm-se apenas $n(n+1)/2$ equações únicas (DIEPPE; ROYE; LEGRAND, 2016). Assim, a fim de se identificar A_0 e Λ_ϵ , necessita-se de mais $n(n+1)/2$ restrições adicionais.

Caso haja pelo menos dois regimes na matriz de covariância dos resíduos da forma reduzida (Σ_i), obtemos:

$$\begin{aligned} \Sigma_1 &= A_0^{-1} \Lambda_{\epsilon,1} (A_0^{-1})' \\ \Sigma_2 &= A_0^{-1} \Lambda_{\epsilon,2} (A_0^{-1})' \end{aligned} \quad (28)$$

Normalizando a diagonal das variâncias dos choques estruturais (Λ_1 e Λ_2) para que tenham média um entre os dois regimes, tem-se n parâmetros a serem identificados de um dos Λ e n^2 de A_0 . Portanto, a matriz de covariância dos resíduos da forma reduzida no regime um (Σ_1) apresenta $n(n+1)/2$ equações únicas, o mesmo no regime dois (Σ_2), obtendo-se assim $n^2 + n$ equações únicas. Desse modo, o número de equações iguala ao número de parâmetros

que precisam ser identificados¹⁰².

Da equação 28, tem-se:

$$\Sigma_1^{-1}\Sigma_2 = A_0'\Lambda_{\epsilon,1}^{-1}\Lambda_{\epsilon,2}(A_0^{-1})' \quad (29)$$

A equação 29 possui a forma da decomposição da matriz $\Sigma_1^{-1}\Sigma_2$ em autovalores, cuja as colunas de $(A_0^{-1})'$ são os autovetores. Caso os elementos de $\Lambda_{\epsilon,1}^{-1}\Lambda_{\epsilon,2}$ sejam distintos e $\Sigma_1^{-1}\Sigma_2$ conhecidos, conseguimos identificar A_0 (Lanne et al. 2010).

Pode-se ter mais de uma quebra de regimes. Seja $m = 1, \dots, M$ regimes com variâncias dos choques constantes, porém distintas entre si. A função $m : \tau \rightarrow M$ indica o regime para determinado período de tempo. Cada regime m , possui uma matriz diagonal das variâncias dos choques estruturais diferente:

$$E[\epsilon_t\epsilon_t'] = \Lambda_{m(t)} \quad (30)$$

Nesta metodologia, assume-se que os coeficientes de $(A_j)_{j=0}^p$ são fixos durante todo o período.

A normalização em Brunnermeier et al. (2021) impõe que¹⁰³:

$$\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \lambda_{i,m(t)} = 1 \quad \forall i \in 1 \dots n \quad (31)$$

Onde $\lambda_{i,m(t)}$ é o i -ésimo elemento da diagonal da matriz diagonal dos choques estruturais $\Lambda_{m(t)}$. Portanto, a média das variâncias dos choques de cada equação (i), entre os regimes, é igual a um.

E.0.3 Distribuição dos erros

Segundo Brunnermeier et al. (2021), a correção da estimação via heterocedasticidade funciona de maneira adequada quando as mudanças de regimes na matriz de covariância dos resíduos possuem certa persistência no tempo. No entanto, todavia, para elevados choques isolados e de curta duração, o modelo não corrige a estimação dos parâmetros, o que pode distorcer a inferência.

O uso da distribuição dos choques $\epsilon_{i,t}$, assumindo uma distribuição *t-Student*, pode

¹⁰² Ver Lanne et al. (2010) para uma prova completa.

¹⁰³ Equivalente ao trabalho de Sims e Zha (1998) no qual normaliza a matriz de covariância dos choques estruturais sendo igual a 1.

melhorar a inferência. Para isso adiciona-se, no modelo, um parâmetro aleatório ζ :

Com a seguinte distribuição:

$$\zeta_{i,t} \propto \text{Gama inversa}(\text{forma} = \alpha/2, \text{taxa} = 2/\alpha) \quad (33)$$

Dessa forma Brunnermeier et al. (2021) assumem que os choques possuem distribuição *t-Student*, com escala unitária e com 5,7 graus de liberdade, $(\alpha = 5, 7)^{104}$, que permite capturar melhor valores extremos, pois a distribuição possui caudas mais grossas que a gaussiana.

E.0.4 Procedimento Bayesiano

O uso do procedimento Bayesiano de estimação tem vantagens em amostras pequenas, pois pode-se inserir informação pré-amostra no modelo a partir de distribuições *a priori* para os parâmetros (considerados como variáveis aleatórias). Após observar uma amostrada dos dados, multiplica-se a função de verossimilhança pela distribuição de probabilidade *a priori* dos parâmetros, para chegar em uma distribuição de probabilidade proporcional *a posteriori* dos parâmetros. Da distribuição *a posteriori*, extrai-se amostras dos parâmetros, o que permite obter as bandas de probabilidade das funções impulso resposta. Este procedimento de estimação é apresentado nas próximas cinco subseções.

E.0.4.1 *Prioris*

É utilizado no estudo em tela as mesmas distribuições e hiperparâmetros *a priori* que em Brunnermeier et al. (2021) e Giudici e Lima (2022). Nestes estudos, adota-se uma distribuição *a priori* normal independente para cada elemento da matriz de relações contemporâneas dos coeficientes, A_0 , sendo ela uma matriz igual a 100 vezes a matriz identidade, $A_0 = 100I$, com desvio padrão igual a 200 para cada coeficiente. A Distribuição de Dirichlet¹⁰⁵, com parâmetro igual a 2, é adotada *a priori* para $\lambda_{i,\cdot}/M$. *A priori* impõe que as variâncias dos erros para cada equação (i), do modelo, serem iguais em cada regime e normalizadas para que a média, entre os regimes, ser igual a um. $A_0 = 100I$ implica que as variâncias esperadas dos resíduos de cada

¹⁰⁴ Tendo um custo muito alto em rodar diversos modelos para distintos valores deste parâmetro, optou-se por usar o valor de 5,7. Como será apresentado nas seções seguintes, usando este valor, a melhora do modelo em relação ao modelo assumindo erros com distribuição gaussiana foi significativamente maior.

¹⁰⁵ A Distribuição de Dirichlet é uma distribuição discreta multivariada, sendo frequentemente usada em análises Bayesianas. É representada por $\text{Dir}(\alpha)$ com um parâmetro α real e não-negativo.

equação serem em torno de 0,01. Para os demais coeficientes da regressão, a *priori* é inserida como observações artificiais (observações dummy), que são combinadas com as observações reais como proposto por Sims e Zha (1998). A tabela 19 mostra os valores dos hiperparâmetros usados neste estudo.

E.0.4.2 Amostrador de Gibbs

Esta etapa, do procedimento de estimação Bayesiano, utiliza o amostrador de Gibbs e segue a segunda seção do Apêndice em Brunnermeier et al. (2021). Seja:

(1) $\theta_1 = \{A_0, (\Lambda_m)\}$, para $m = 1..M$: A matriz dos coeficientes das relações contemporâneas entre as variáveis e a matriz diagonal com as variâncias dos choques para cada regime.

(2) $\theta_2 = \left\{ \begin{array}{l} (A_i)_{i=1}^p, \text{ para } i = 1..p \\ (\epsilon_{i,t})_{i,t=1}^{n,T}, \text{ para } i = 1..n \text{ e } t = 1..T \end{array} \right\}$: A matriz dos coeficientes de relações defasadas entre as variáveis e os choques estruturais.

(3) $\theta_3 = (\zeta_{i,t})_{i,t=1}^{n,T}$, para $i = 1..n$ e $t = 1..T$: O parâmetro aleatório que ajusta a variância dos erros de cada observação ¹⁰⁶.

A distribuição de probabilidade *a posteriori* $P[\theta_1, \theta_2, \theta_3|Y, X]$, na forma não normalizada, é obtida ao multiplicar a distribuição de probabilidade *a priori* pela função de verossimilhança. A distribuição *a posteriori* não é uma função padrão, portanto, não é possível extrair diretamente dela amostras dos parâmetros e obter as bandas das funções impulso resposta que informam a incerteza em relação aos parâmetros.

Para obter as amostras dos parâmetros da distribuição *a posteriori*, deve-se usar um caso especial de Metropolis-Hasting, conhecido como amostrador de Gibbs. Este procedimento é um esquema iterativo de amostragem de uma cadeia de Markov que utiliza, como núcleo de transição, distribuições condicionais. O procedimento do amostrador de Gibbs em Brunnermeier et al. (2021) segue os seguintes passos:

| <i>Passos</i> | <i>Distribuição</i> | <i>Método</i> |
|---------------|-------------------------------------|-----------------------------|
| (1) | $P[\theta_1 \theta_3, Y]$ | <i>Metropolis – Hasting</i> |
| (2) | $P[\theta_2 \theta_1, \theta_3, Y]$ | <i>Condicional</i> |
| (3) | $P[\theta_3 \theta_1, \theta_2, Y]$ | <i>Condicional</i> |

¹⁰⁶ Assumindo que os erros possuem distribuição t de student, incrementa nxT parâmetros no modelo.

E.0.4.3 O primeiro passo($P[\theta_1|\theta_3, Y]$)

Seja o modelo estrutural (equação 26) e $\epsilon_{i,t} \sim Normal(0, \lambda_i \zeta_{i,t})$. Empilhando as observações do lado esquerdo da equação 26 em uma matriz Y ($T \times n$) e adicionando as observações dummy, obtém-se \tilde{Y} . Coletando todas as observações do lado direito da equação 26 e empilhando em relação ao tempo, obtém-se a matriz X ($T \times np+1$). Juntando com as observações dummy, obtém-se a matriz \tilde{X} . Seja $(A_0)_i$, a i -ésima linha da matriz de relações contemporâneas. Da i -ésima coluna da matriz formada pela junção das transpostas das matrizes A_j e da constante C , tem-se o vetor $(A_+)_i$. Empilhando os valores no tempo de $\epsilon_{i,t}$ obtém-se E_i . Usando estas notações, tem-se a seguinte representação para a i -ésima variável do VAR¹⁰⁷:

$$\tilde{Y}((A_0))'_{i,\cdot} = \tilde{X}(A_+)'_{i,\cdot} + E_i \quad (34)$$

Para que os erros com distribuição Gaussiana, E_i , tenham variância unitária, deve-se multiplicar a equação 34 por uma matriz Ξ_i , cujos elementos da diagonal são $\sqrt{\zeta_{i,t}}$, e por uma matriz Λ_i , cujo elementos da diagonal são $\sqrt{\lambda_{i,t}}$:

$$\Lambda_i \Xi_i \tilde{Y}((A_0))'_{i,\cdot} = \Lambda_i \Xi_i \tilde{X}(A_+)'_{i,\cdot} + \Lambda_i \Xi_i E_i \quad (35)$$

Com o VAR da equação 35, pode-se obter a moda da posteriori, as matrizes de covariância para os coeficientes de cada equação em $(A_+)_i$ e a função de verossimilhança $P[Y_t|Y_0, \theta_1, A_+, \theta_3]$.

O objetivo deste passo é obter extrações de valores para θ_1 a partir da distribuição condicional não padrão¹⁰⁸:

$$P[Y_t|\theta_1, A_+, \theta_3, Y_0]P[\theta_1]$$

Com esse propósito, utiliza-se o algoritmo de Metropolis-Hastings, o qual é iniciado com um valor de $\theta_{1,j}$. Uma proposta para o valor deste parâmetro, $\theta_1^{(k)}$, é extraída de uma função de importância, neste caso uma distribuição gaussiana $\sim N(\theta'_1, V_{\theta_1})$ com média θ'_1 e variância V_{θ_1} , estes dois valores são estimados a partir da otimização descrita em Brunnermeier et al. (2021), vezes um fator de escala.

Dado a proposta, $\theta_1^{(k)}$, $\theta_1^{(k+1)} = \theta'_1$ com probabilidade:

$$\min \left\{ 1, \frac{P[Y_t|Y_0, \theta'_1, A_+, \theta_3]P[\theta'_1]}{P[Y_t|Y_0, \theta_1^{(k)}, A_+, \theta_3]P[\theta_1^{(k)}]} \right\}$$

¹⁰⁷ Uma explicação detalhada, dessa manipulação de matrizes, é encontrada na seção 3.1 em Dieppe, Roye e Legrand (2016).

¹⁰⁸ A distribuição condicional é integrada em relação ao parâmetro θ_2 , com intuito de aumentar a eficiência do algoritmo de Metropolis-Hastings, pois elimina n^2p parâmetros dependentes em cada iteração.

caso contrário, $\theta_1^{(k+1)} = \theta_1^{(k)}$.

E.0.4.4 O segundo passo ($P[\theta_2|\theta_1, \theta_3, Y]$)

Seja a distribuição condicional de A_+ gaussiana e $\hat{X} = \Lambda_i \Xi_i \tilde{X}$, $\hat{Y} = \Lambda_i \Xi_i \tilde{Y} ((A_0)_i)'$:

$$P[(A_+)_{i,\cdot} | A_0, \Lambda] \sim \text{Normal}((\hat{X}'\hat{X})^{-1}\hat{Y}, (\hat{X}'\hat{X})^{-1}) \quad (36)$$

Dos valores extraídos de A_+ , obtém-se os valores dos erros estruturais. O formato de interesse dos erros é $u_{i,t} := \epsilon_{i,t}/\lambda_{i,t}$, desta forma controla-se o impacto dos choques no ajuste do modelo, isto é, em períodos de elevadas variâncias, passa-se menor peso aos choques, enquanto que, choques ocorridos em períodos com baixa variância são considerados mais “surpreendentes”, possuindo maior impacto no ajuste do modelo. Estes choques são obtidos pela seguinte equação:

$$U_i = (\Xi)^{-1}(\hat{Y} - \hat{X}(A_+)_{i,\cdot}) \quad (37)$$

E.0.4.5 O terceiro passo ($P[\zeta_{i,t}|\theta_1, \theta_2, Y]$)

Ao assumir que os erros possuem distribuição *t-Student*, tem-se que $P[\zeta_{i,t}|\theta_1, \theta_2] = P[\zeta_{i,t}|u_{i,t}]^{109}$.

Como $\zeta_{i,t}$ possui distribuição gamma inversa (equação 33), a distribuição *a posteriori* de $\zeta_{i,t}$ condicional a $u_{i,t}$ é:

$$\zeta_{i,t} \propto \text{Gama inversa}(\alpha + 1/2, \beta + u_{i,t}^2/2)^{110} \quad (38)$$

Com os valores extraídos de $\zeta_{i,t}$, retorna-se ao primeiro passo. Após um grande número de iterações desta simulação, obtém-se amostras de θ_1 como extrações da distribuição não padrão do primeiro passo, caso as extrações sugerirem convergência do algoritmo de Gibbs.¹¹¹ Com as amostras dos parâmetros do modelo, extraídas através dos três passos apresentados nesta subseção, obtém-se as bandas das funções impulso resposta.

¹⁰⁹ $u_{i,t}$ somente é obtido após as extrações de (θ_1, θ_2) .

¹¹¹ Uma referência completa sobre a simulação da posteriori é vista em Gelman et al. (2013).

APÊNDICE F – Descrição das variáveis

Table. 21 - Descrição das variáveis usadas na estimação dos fatores

| Nome | Descrição | Fonte e Unidade |
|-------------|--|------------------------|
| Aanaf | Admitidos analfabetos | Caged(Unidades) |
| Ainc5 | Admitidos com 5º ano incompleto | Caged(Unidades) |
| Acom5 | Admitidos com 5º anocompleto | Caged(Unidades) |
| Ae6a9 | Admitidos 6 a 9 fundamental | Caged(Unidades) |
| Afund | Admitidos fundamental completo | Caged(Unidades) |
| AmdINC | Admitidos com ensino medio incompleto | Caged(Unidades) |
| AmdCOM | Admitidos com ensino medio completo | Caged(Unidades) |
| AsupINC | Admitidos com superior incompleto | Caged(Unidades) |
| Asup | Admitidos com superior completo | Caged(Unidades) |
| Danaf | Desligados não voluntários analfabetos | Caged(Unidades) |
| Dinc5 | Desligados não voluntários com 5º ano incompleto | Caged(Unidades) |
| Dcom5 | Desligados não voluntários com 5º ano completo | Caged(Unidades) |
| De6a9 | Desligados não voluntários com 6 a 9 fundamental | Caged(Unidades) |
| Dfund | Desligados não voluntários com fundamental | Caged(Unidades) |
| DmdINC | Desligados não voluntários com ensino médio incompleto | Caged(Unidades) |
| DmedCOM | Desligados não voluntários com ensino médio completo | Caged(Unidades) |
| DsupINC | Desligados não voluntários com superior incompleto | Caged(Unidades) |
| DsupCOM | Desligados não voluntários com superior completo | Caged(Unidades) |
| indEmpr | Pessoal empregado indústria | CNI(Índice) |
| admiTot | Admitidos Geral | Caged(Unidades) |
| deslTot | Desligados não voluntários Geral | Caged(Unidades) |
| horas | Horas trabalhadas - indústria | CNI(Índice) |
| credtPIB | Saldo da carteira de crédito em relação ao PIB | BCB(u.m.c. milhões) |
| IPCNCOMER | IPC-BR - Bens não Comercializáveis - Total | FGV(Índice) |
| IPCCOMER | IPC-BR - Bens Comercializáveis | FGV(Índice) |
| varejoTo | Índice volume de vendas no varejo | IBGE(Índice) |
| utilCAP | Utilização da capacidade instalada - indústria | CNI(Índice) |
| salarioMed | Salário real médio industria | FIESP(R\$) |
| prodAutom | Produção Automóveis e comerciais leves | Anfavea(Unidades) |

Fonte: Os autores, 2023.

APÊNDICE G – Estimação dos fatores, método não paramétrico

Esse Apêndice contém a transcrição da seção 2.3 de Stock e Watson (2016), com algumas mudanças textuais.

Métodos não-paramétricos estimam os fatores f_t diretamente, sem especificar um modelo para os fatores ou assumindo uma distribuição específica das inovações. Este método usa uma média dos dados transversais para remover a influência das inovações idiossincráticas, obtendo apenas a variação associada pelos fatores. Por exemplo, para um fator, a relação entre a média das variáveis observadas \bar{X}_t com o fator f_t pode ser escrita como $\bar{X}_t = \bar{\Phi}^f f_t + \bar{e}_t$, onde \bar{X}_t , $\bar{\Phi}^f F$ e \bar{e}_t são as médias dos dados transversais $\bar{X}_t = h^{-1} \sum_{i=1}^h X_{it}$, etc. Se a correlação transversal entre e_{it} é limitada, então pela lei dos grandes números $\overline{e}_t \rightarrow 0$, isto é, $\bar{X}_t - \bar{\Phi}^f f_t \rightarrow 0$. Portanto, se $\bar{\Phi}^f \neq 0$, \bar{X}_t estima f_t . Caso haja mais de um fator, este argumento se mantém usando ponderações em X_t . Suponha que $h^{-1} \Phi^{f'} \Phi^f$ possui um limite não singular, então a média ponderada $h^{-1} \Phi^{f'} X_t$, satisfaz $h^{-1} \Phi^{f'} X_t \Phi^{f'} P h_i^{f'} F_t \rightarrow 0$, logo $h^{-1} \Phi^{f'} X_t$ tende, assintoticamente, ao espaço informacional dos fatores.

G.0.1 Estimação de Componentes principais

Componentes principais utilizam o método de mínimo quadrado ordinário (MQO) no qual Φ^f e F_t são tratados como parâmetros desconhecidos a serem estimados:

$$\begin{aligned} \min_{F_1, \dots, F_T, \Phi^f} V_K(\Phi^f, F) &= \frac{1}{hT} \sum_{t=1}^T (X_t - \Phi^f F_t)' (X_t - \Phi^f F_t) \\ \text{sujeito a : } & h^{-1} \Phi^{f'} \Phi^f = I \end{aligned} \quad (39)$$

Dada a normalização na seção 3. Assumindo os erros idiossincráticos serem não correlacionados, isto é, $E(e_{it} e_{\iota j}) = 0$ para todo t e ι , sendo $i \neq j$, variância homogênea e fatores tratados como parâmetros, a equação é o estimador gaussiano de máxima verossimilhança. Caso não haja dados faltantes em X_t , então a solução para a equação 39 é $\hat{F} = h^{-1} \hat{\Phi}^{f'} X_t$, onde $\hat{P} h_i^f$ é a matriz dos autovetores da matriz covariância de X_t , $\hat{\Sigma}_X =$, associada aos K (número de fatores) maiores autovalores de $\hat{\Sigma}_X$.

APÊNDICE H – Resultado do teste de cointegração de Johansen

Tabela. 22 - Resultados do teste de traço e máximo auto valor do teste de cointegração de Johansen.

| | Traço | | | | Máximo autovalor | | | |
|------------|--------------|------------|-----------|-----------|-------------------------|------------|-----------|-----------|
| | teste | 10% | 5% | 1% | teste | 10% | 5% | 1% |
| $r \leq 8$ | 10.87 | 15.66 | 17.95 | 23.52 | 10.84 | 12.91 | 14.90 | 19.19 |
| $r \leq 7$ | 24.38 | 28.71 | 31.52 | 37.22 | 13.51 | 18.90 | 21.07 | 25.75 |
| $r \leq 6$ | 45.48 | 45.23 | 48.28 | 55.43 | 21.11 | 24.78 | 27.14 | 32.14 |
| $r \leq 5$ | 73.20 | 66.49 | 70.60 | 78.87 | 27.72 | 30.84 | 33.32 | 38.78 |
| $r \leq 4$ | 104.65 | 85.18 | 90.39 | 104.20 | 31.45 | 36.25 | 39.43 | 44.59 |
| $r \leq 3$ | 145.28 | 118.99 | 124.25 | 136.06 | 40.62 | 42.06 | 44.91 | 51.30 |
| $r \leq 2$ | 199.12 | 151.38 | 157.11 | 168.92 | 53.84 | 48.43 | 51.07 | 57.07 |
| $r \leq 1$ | 258.62 | 186.54 | 192.84 | 204.79 | 59.50 | 54.01 | 57.00 | 63.37 |
| $r = 0$ | 343.43 | 226.34 | 232.49 | 246.27 | 84.80 | 59.00 | 62.42 | 68.61 |

Fonte: Os autores, 2023.

APÊNDICE I – Variâncias dos choques entre os regimes

A Tabela 23 exibe a mediana das variâncias dos choques estruturais identificados entre os regimes. Há variações notáveis. Por exemplo, em relação aos choques na política monetária, o primeiro regime, de janeiro de 2000 a janeiro de 2004, apresenta maior variância em relação aos demais. Esse período abrange eventos como a crise energética de 2001, as eleições presidenciais em 2002 e o primeiro ano do governo Lula, caracterizado por uma elevada incerteza.

Table. 23 - Mediana das variâncias da posteriori para cada choque e respectivos regimes

| Choque | 01/2000-01/2004 | 02/2004-06/2013 | 07/2013-02/2022 |
|--------------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| Câmbio | 0.696 | 1.203 | 1.104 |
| IPCA | 1.589 | 0.405 | 1.007 |
| M1 | 1.663 | 0.678 | 0.653 |
| PibExt | 0.688 | 1.384 | 0.942 |
| PibFgv | 0.856 | 0.889 | 1.251 |
| Commodities | 0.505 | 1.719 | 0.774 |
| Expectativa | 2.231 | 0.500 | 0.255 |
| Política Monetária | 2.288 | 0.373 | 0.337 |
| Bcapital | 0.602 | 0.966 | 1.435 |
| Bduraveis | 0.644 | 1.335 | 1.026 |
| Binterm | 1.383 | 0.892 | 0.724 |
| Bsemi | 0.821 | 0.604 | 1.578 |
| Bcomb | 0.903 | 1.253 | 0.846 |

Fonte: Os autores, 2023.

APÊNDICE J – Maiores choques

A Tabela 24 exibe os períodos (mês e ano) e os valores dos quatro principais choques identificados. Esses valores são baseados nas medianas das posteriores dos desvios padrões dos resíduos de cada equação, sem levar em consideração as diferentes variâncias do regime em que ocorreram.

Table. 24 - Data e valor dos 4 maiores choques exógenos identificados na subseção anterior

| Mês | Valor | Mês | Valor | Mês | Valor | Mês | Valor |
|----------------|--------------|--------------------|--------------|--------------------|--------------|---------------------------|--------------|
| Cambial | | Commodities | | Expectativa | | Política Monetária | |
| set-08 | 4.240 | out-08 | -8.927 | jul-01 | 10.337 | set-03 | -6.746 |
| jun-13 | 4.095 | jan-09 | 6.893 | jun-02 | 9.244 | jan-03 | 6.390 |
| out-02 | 4.042 | fev-08 | 4.134 | nov-01 | -8.445 | out-02 | 5.344 |
| mar-05 | 3.816 | mai-10 | -3.975 | jan-03 | -8.220 | ago-03 | -5.084 |

Fonte: Os autores, 2023.