



Universidade do Estado do Rio de Janeiro
Centro de Ciências Sociais
Faculdade de Ciências Econômicas


Fabício Chaves Vasconcelos

Relações causais entre o mercado financeiro e o ciclo de negócios no Brasil

Rio de Janeiro
2023

Fabício Chaves Vasconcelos

Relações causais entre o mercado financeiro e o ciclo de negócios no Brasil



Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Economia Quantitativa.

Orientador: Prof. Dr. Elcyon Caiado Rocha Lima

Rio de Janeiro
2023

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

V331 Vasconcelos, Fabrício Chaves.
Relações causais entre o mercado financeiro e o ciclo de negócios no Brasil / Fabrício Chaves Vasconcelos. – 2023.
74 f.

Orientador: Prof. Dr. Elyon Caiado Rocha Lima.
Dissertação (mestrado) – Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Faculdade de Ciências Econômicas.
Bibliografia: f. 61-67.

1. Mercado financeiro – Teses. 2. Política econômica – Brasil – Teses. 3. Macroeconomia – Teses. 4. Economia – Teses. I. Lima, Elyon Caiado Rocha. II. Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Faculdade de Ciências Econômicas. III. Título.

CDU 336.76 : 330.101.54(81)

Bibliotecário: Fabiano Salgueiro CRB7/6974

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

Assinatura

Data

Fabrcio Chaves Vasconcelos

Relaões causais entre o mercado financeiro e o ciclo de negcios no Brasil

Dissertaão apresentada, como requisito parcial para obtenão do ttulo de Mestre, ao Programa de Pcs-Graduaão em Ciẽncias Econõmicas, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentraão: Economia Quantitativa.

Aprovado em 10 de Março de 2023.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Elcyon Caiado Rocha Lima (Orientador)
Faculdade de Ciẽncias Econõmicas - UERJ

Prof.^a Dra. Daiane Rodrigues dos Santos
Faculdade de Ciẽncias Econõmicas - UERJ

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

Rio de Janeiro
2023

DEDICATÓRIA

Dedico esta dissertação ao meu avô, Hugo Jorge de Brito Chaves, in memoriam.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha mãe, Maria Celi, ao meu pai, Julio Cesar, e à minha irmã, Fernanda, pelo amor e incentivo.

Ao meu orientador, Elcyon Caiado Rocha Lima, e aos professores do Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas da UERJ, pelos valiosos ensinamentos.

A verdadeira dificuldade não está em aceitar ideias novas, mas escapar das antigas.

John Maynard Keynes

RESUMO

VASCONCELOS, Fabrício. **Relações causais entre o mercado financeiro e o ciclo de negócios no Brasil**, 2023. 74 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Econômicas) - Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2023.

O estudo das relações causais entre o mercado financeiro e o ciclo de negócios é fundamental para entender como variáveis financeiras afetam a economia real. A compreensão dessa interação pode fornecer uma base adequada para que o formulador de política econômica tome decisões. Se variáveis como taxas de juros, câmbio, inflação e crédito podem influenciar o PIB, a compreensão desta dinâmica ajudaria, em tese, a prever tendências econômicas, identificar riscos, oportunidades, e orientar políticas para promover o crescimento estável. Esta dissertação busca captar as principais relações causais entre o mercado financeiro e o ciclo de negócios no Brasil, focando nos feedbacks entre variáveis financeiras e variáveis macroeconômicas. O artigo inova em relação à literatura brasileira ao introduzir spreads de juros em um VAR bayesiano identificado por heterocedasticidade. Segundo Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020), a introdução destes spreads permite uma melhor identificação das perturbações financeiras e da política monetária. Os principais resultados encontrados foram: um maior efeito de choques exógenos no crédito às empresas sobre o PIB do que os do crédito às famílias, como em Silva e Zilberman (2017); os choques exógenos de aumento da incerteza financeira (spread entre a taxa Selic e a taxa preferencial cobrada dos grandes clientes dos bancos) afetam o produto no curto prazo; tanto os spreads quanto variáveis de crédito possuem baixa capacidade preditiva para as flutuações econômicas.

Palavras-chave: Variáveis Financeiras. Ciclo de Negócios. Flutuações Econômicas.

Crescimento Econômico. VAR Estrutural Bayesiano. Heterocedasticidade.

Crédito.

ABSTRACT

VASCONCELOS, Fabrício. **Causal relationships between the financial market and the business cycle in Brazil**, 2023. 74 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Econômicas) - Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2023.

The study of causal relationships between the financial market and the business cycle is fundamental to understanding how financial variables affect the real economy. Comprehension of this interaction can provide an adequate basis for the economic policy maker to make decisions. If variables such as interest rates, exchange rate, inflation and credit could influence GDP, understanding this dynamic will help, in theory, to predict trends, identify risks, opportunities, and guide policies to promote stable growth. This dissertation seeks to capture the main causal relationships between the financial market and the business cycle in Brazil, focusing on the feedbacks between financial variables and macroeconomic variables. The article innovates in relation to the Brazilian literature by introducing interest spreads in a Bayesian VAR identified by heteroscedasticity. According to Brunnermeier, Palia, Sastry, and Sims (2020), the introduction of these spreads allows a better identification of financial disturbances and monetary policy. The main results: a greater effect of exogenous shocks of business credit on GDP than those of credit to households, as in Silva e Zilberman (2017); the exogenous shocks of increased financial uncertainty (spread between the Selic rate and the preferential rate charged to large bank customers) affect output in the short-term; both the spreads and credit variables have a low predictive capacity for economic fluctuations.

Keywords: Financial Variables. Business Cycle. Economic Fluctuations. Economic growth.

Structural Bayesian VAR. Heteroskedasticity. Credit.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Quadro 1 - Regimes de Variância.....	35
Figura 1 - Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Choques no Produto, Inflação, Variáveis de Crédito e M1.....	41
Figura 2 - Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Choques nos Juros, Commodities, Variáveis de Spread e Câmbio; sobre o Produto, Inflação, Variáveis de Crédito e M1.....	42
Figura 3 - Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Choques no Produto, Inflação, Variáveis de Crédito e M1; sobre Juros, Commodities, Variáveis de Spread e Câmbio.....	43
Figura 4 - Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Choques nos Juros, Commodities, Variáveis de Spread e Câmbio.....	44
Figura 5 - Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Modelo Completo.....	45
Figura 6 - Previsões da Moda Posterior, Modelo Completo, Recessão de 2015.....	48
Figura 7 - Previsões da Moda Posterior, Modelo Sem Crédito, Recessão de 2015.....	49
Figura 8 - Previsões da Moda Posterior, Modelo Sem Spreads, Recessão de 2015.....	50
Figura 9 - Raiz do Erro Quadrático Médio das Previsões do PIB, Recessão de 2015-2016, 12 Meses	52
Figura 10 - Raiz do Erro Quadrático Médio das Previsões do PIB, Recessão de 2015-2016, 6 Meses	53
Figura 11 - Raiz do Erro Quadrático Médio das Previsões da SELIC, Recessão de 2015-2016, 12 Meses.....	53
Figura 12 - Raiz do Erro Quadrático Médio das Previsões da SELIC, Recessão de 2015-2016, 6 Meses.....	53
Figura 13 - Raiz do Erro Quadrático Médio, Previsões de Um Mês, Erros Gaussianos, Modelo Completo em Azul, Sem Spreads em Vermelho, Sem Crédito em Verde, Recessões Sombreadas.....	54
Figura 14 - Raiz do Erro Quadrático Médio, Previsões de Seis Meses, Erros Gaussianos, Modelo Completo em Azul, Sem Spreads em Vermelho, Sem Crédito em Verde, Recessões Sombreadas.....	55

Figura 15 - Raiz do Erro Quadrático Médio, Previsões de Doze Meses, Erros Gaussianos, Modelo Completo em Azul, Sem Spreads em Vermelho, Sem Crédito em Verde, Recessões Sombreadas	56
Figura 16 - Funções de Impulso Resposta, Distribuição Gaussiana, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%.....	68
Figura 17 - Funções de Impulso Resposta, Distribuição Mista, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%.....	69
Figura 18 - Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%.....	70
Figura 19 - Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Modelo com Variáveis de Dívida das Famílias e Dívida do Setor Público.....	71
Figura 20 - Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Modelo com 6 Defasagens.....	72
Figura 21 - Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Modelo com 3 Defasagens.....	73

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estatísticas Descritivas para os Dados.....	35
Tabela 2 - Medianas das Variâncias Relativas Posteriores, Dez Choques, Cinco Períodos Inovações T Distribuídas.....	36
Tabela 3 - Quatro Maiores Choques, Mediana Posterior, Quadro de Datas.....	37
Tabela 4 - Tabela de Dados.....	74

SUMÁRIO

	INTRODUÇÃO	12
1	REVISÃO DA LITERATURA	13
1.1	Panorama	13
1.1.1	<u>Modelos Estritamente Empíricos</u>	15
1.1.2	<u>Modelos de Datação Endógena de Ciclos Econômicos</u>	15
1.1.3	<u>Modelos de Projeção Local</u>	16
1.1.4	<u>Modelos VEC e TVAR</u>	18
1.1.5	<u>Modelos que introduzem as informações de Spreads de Crédito</u>	19
1.1.6	<u>Literatura Nacional</u>	21
1.1.7	<u>Modelos com spreads, taxa de juros endógena e política monetária identificada separadamente</u>	22
1.2	Identificação de um VAR Estrutural	23
2	METODOLOGIA	26
2.1	Estrutura e Consistência do Modelo	26
2.2	Interpretação	31
3	DADOS	33
4	ESTIMAÇÃO	36
5	RESULTADOS	39
5.1	Choques Estruturais e Funções de Impulso Resposta	39
5.2	Capacidade Preditiva das Variáveis	46
5.2.1	<u>Previsões Em Torno da Recessão de 2015</u>	46
5.2.2	<u>Capacidade de Previsão da Amostra Completa</u>	50
6	ROBUSTEZ	57
	CONCLUSÃO	59
	REFERÊNCIAS	61
	APÊNDICE A - Funções de Impulso Resposta em Variações do Modelo	68
	APÊNDICE B - Tabela de Dados	74

INTRODUÇÃO

A relação entre variáveis financeiras e a economia real é relevante para o entendimento de como determinados tipos de política econômica podem afetar o ciclo de negócios. Portanto, o estudo desta dinâmica é importante para a condução macroeconômica. Alguns trabalhos, como Dell’Ariccia et al. (2012), Schularick e Taylor (2012) e Mian et al. (2017,2018) sugerem que períodos de condições financeiras pouco restritivas podem amplificar as flutuações econômicas subsequentes, de tal modo que um forte crescimento de crédito estaria relacionado com o tamanho e duração de recessões posteriores. No caso brasileiro, a expansão abrupta de crédito pode ter contribuído com cenários econômicas adversos, como a recessão de 2015 e 2016. Outras publicações, como Gertler e Karadi (2015) e Caldara e Herbst (2016), apontaram que mais variáveis do mercado de capitais, além dos agregados de crédito, podem influenciar os ciclos de expansão e contração das economias.

Para contribuir com o estudo da dinâmica entre variáveis financeiras e a economia real, esta dissertação avaliou as principais relações causais entre o mercado financeiro e o ciclo de negócios no Brasil, focando nos feedbacks entre variáveis financeiras e variáveis macroeconômicas. O artigo inova em relação à literatura brasileira ao introduzir spreads de juros em um VAR bayesiano identificado por heterocedasticidade. Segundo Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020), a introdução destes spreads permite uma melhor identificação das perturbações financeiras e da política monetária.

Os resultados apontam um maior efeito de choques exógenos no crédito às empresas sobre o PIB do que os do crédito às famílias, como em Silva e Zilberman (2017); os choques exógenos de aumento da incerteza financeira (spread entre a taxa Selic e a taxa preferencial cobrada dos grandes clientes dos bancos) afetam o produto no curto prazo; tanto os spreads quanto variáveis de crédito possuem baixa capacidade preditiva para as flutuações econômicas.

1 REVISÃO DA LITERATURA

Apresenta-se um panorama geral da literatura pertinente. Em seguida, os modelos são divididos em relação à metodologia. A literatura nacional é apresentada em categoria própria. Posteriormente, há a revisão da identificação de um VAR estrutural.

1.1 Panorama

A dinâmica entre variáveis financeiras e a economia real precisa ser melhor pesquisada pela macroeconomia moderna. O objetivo é avaliar se, e como, essas variáveis afetam o ciclo de negócios. A crise global de 2008 renovou a preocupação em antever recessões, para evitar ou pelo menos diminuir o risco de surpresas desta magnitude. Desta forma, esta grave contração da economia mundial reaqueceu o interesse no estudo de relações causais entre o sistema financeiro e a economia real. Surgiu extensa literatura nesta área.

Modelos preditivos simples, baseados na interação entre variáveis financeiras e macroeconômicas, sugerem indícios de uma relação entre variáveis de crédito e flutuações do ciclo de negócios. Essa literatura ressurgiu tanto com modelos estritamente empíricos, de previsões binárias de crises, como Schularick e Taylor (2012) e Drehmann e Juselius, (2014), quanto modelos de datação endógena de ciclos econômicos, como Mendoza e Terrones (2008), Drehman (2012) e Dell’Ariccia et al. (2012). Porém, o conjunto de variáveis destes modelos é limitada, além de um foco estreito em períodos de crises. Não obstante, foram úteis para trazer parâmetros para análise.

Rompendo com estes trabalhos, Mian, Sufi e Verner (2017), Jordà et al. (2012,2013,2014,2015), buscaram relações não condicionais na dinâmica das variáveis macroeconômicas, fora de períodos de crises. Estes estudos utilizaram diferentes versões do modelo de projeção local de Jordà (2005). Surgiram evidências importantes para pesquisa, levando-se em conta novos fatores como dívida das famílias, taxas de juros de curto e longo prazo, inflação, dívida pública e financiamento habitacional. Estes modelos possuem estimação mais simples do que modelos VAR. Porém, são de difícil aplicação para países emergentes, pois se baseiam em extensos painéis de dados, remetendo ao século XIX.

Em estudos mais recentes sobre o tema, Juselius e Drehman (2015), Aikman et al. (2017) confirmaram, para a economia americana, a suspeita de influência de agregados de crédito sobre o ciclo real de negócios, por meio de modelos VEC e TVAR, respectivamente. No entanto, estes estudos não trabalham com variáveis de spread de crédito, elemento importante na modelagem de incerteza econômica.

Todavia, uma ampla gama de pesquisas estudou os movimentos nestes spreads, capturando a instabilidade na economia. Estes trabalhos evidenciaram a importância destas informações, alertando para o viés causado pela sua não incorporação: Lopez Salido, Stein e Zakrajsek, (2015); Krishnamurthy e Muir (2017), modelos de equação única; Gilchrist, Yankov e Zakrajsek, (2009); Gilchrist e Zakrajsek, (2012), formas reduzidas de modelos de equações múltiplas;

Além disso, os modelos estruturalmente identificados de equações múltiplas de Gertler e Karadi (2015) e Caldara e Herbst (2016) mostraram a importância de endogenizar a taxa de juros e identificar separadamente a política monetária, em conjunto com a utilização de spreads de crédito. Mas estes estudos não levaram em consideração o papel dos agregados de crédito.

A literatura nacional contribui com modelos de projeção local em Mian et al. (2018), de painéis dinâmicos de dados para os municípios brasileiros, em Ehrl Pereira e Zanchi (2020); e com modelos de equilíbrio geral dinâmico neoclássico e novo-keynesiano respectivamente, em Silva e Zilberman (2017) e Carvalho et al. (2018). Os resultados destes trabalhos se complementam. O modelo de projeção local infere que o comportamento da economia brasileira, entre 2003 e 2016, seguiu o padrão já visto em muitos episódios históricos envolvendo aumento significativo na dívida das famílias, associados à queda do PIB real em períodos posteriores. O modelo neoclássico indica que o crédito às empresas é superior ao crédito às famílias para induzir crescimento do produto. O modelo novo-keynesiano mostra, por meio do isolamento dos canais de demanda de crédito, que o crédito às famílias foi ineficaz no aumento do produto brasileiro, nos anos 2000. O modelo de dados em painel sugere que o crédito proveniente dos bancos públicos é o mais efetivo no crescimento dos municípios brasileiros. Estes modelos não discutem tantas variáveis financeiras em conjunto como os modelos de Stock e Watson (2012) e Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020). Os modelos de equilíbrio geral não trabalham incerteza.

Os modelos de Stock e Watson (2012) e Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020) utilizam spreads de crédito, endogenizam a taxa de juros, identificam política monetária separadamente e levam em conta os agregados de crédito. Surpreendentemente, ambos chegam a conclusões parcialmente conflitantes com a literatura anterior. Stock e Watson não associam

a maior parte da lenta recuperação após 2008 à crise financeira, mas a uma desaceleração secular do crescimento da força de trabalho. Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020) não enxergam grande capacidade preditiva dos spreads de crédito fora de momentos de crise. O modelo de Stock e Watson utiliza dados de uma coleção de 200 séries temporais, sendo de difícil aplicação ao Brasil; Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020) utilizam um conjunto de variáveis disponíveis pelas fontes de pesquisa nacionais.

1.1.1 Modelos Estritamente Empíricos

Para reduzir os riscos de uma crise é importante encontrar indicadores antecedentes, que possam gerar alertas. Grande parte da literatura existente se propõe a analisar como uma expansão de crédito pode indicar colapsos econômicos futuros. Estudos como Schularick e Taylor (2012) e Drehmann e Juselius, (2014) trouxeram uma abordagem estritamente empírica, utilizando modelos em que a variável dependente é binária (crise, não crise), representando um evento de crise financeira no país i , no ano t , em função de informações defasadas no ano t . Para Schularick e Taylor (2012), o crescimento defasado do crédito acaba sendo altamente significativo como um preditor de crises financeiras. Drehmann e Juselius, (2014) concluem que o hiato do crédito em relação ao PIB é o melhor indicador antecedente de longo prazo, enquanto a proporção de serviço da dívida interna domina no curto prazo. Os autores supramencionados fizeram uso de listas de crises baseadas em registros históricos, muitas vezes subjetivas, especialmente para crises bancárias. Lopez-Salido e Nelson (2010), por exemplo, chegam a uma cronologia de crises nos EUA muito diferente de Reinhart e Rogoff (2009).

1.1.2 Modelos de Datação Endógena de Ciclos Econômicos

Boa parcela da literatura caracteriza os ciclos econômicos com métodos de filtragem estocástica, como Hodrick Prescott (1997) e o filtro band-pass proposto por Baxter e King (1995). Também são utilizadas análises de pontos de inflexão por meio dos algoritmos de Bry e Boschan (1971), para séries mensais, e Harding e Pagan (2002) para séries trimestrais. O objetivo é comparar trajetórias dos ciclos financeiros e de negócios, e identificar relações

empíricas entre expansões de crédito (total, ao setor privado não financeiro ou às famílias), PIB, inflação, déficits externos, taxas de câmbio, medidas de alavancagem no nível da empresa, condições de financiamento externo, indicadores de fragilidade bancária, preços de ações, preços de imóveis residenciais e propriedade comercial, entre outros. Mendoza e Terrones (2008), com um painel de 49 países entre 1960 e 2006, sugere associação positiva entre “booms” de crédito e expansões do PIB, além de forte relação positiva entre expansões de crédito e medidas de alavancagem das empresas. Drehman (2012) caracteriza empiricamente os ciclos financeiros para 7 países avançados no período 1960-2011, concluindo que a duração e amplitude do ciclo financeiro aumentaram significativamente desde a década de 1980. Os seus picos são associados a crises, com graves prejuízos à atividade econômica. Esses ciclos são capturados por combinações de crédito e preços de propriedade, com os preços das ações não se enquadrando bem. O ciclo financeiro é mais longo do que o ciclo de negócios tradicional e as recessões do ciclo de negócios são mais profundas quando coincidem com a fase de contração do ciclo financeiro. Dell’Ariccia et al. (2012) contribui com evidências de expansões de crédito positivas e negativas, sendo uma expansão negativa seguida por uma crise dentro de três anos do seu fim. Expansões negativas de crédito duram mais, possuem maior crescimento anual e começam em um já alto nível de crédito/PIB. Uma minoria das expansões acaba em crises, mas as que acabam possuem grande duração e efeitos reais. É difícil identificar expansões negativas cedo, havendo o risco de se intervir em uma expansão positiva. Estes trabalhos trouxeram evidências importantes para novas pesquisas.

1.1.3 Modelos de Projeção Local

Representando um ponto de partida dos modelos anteriores, outra vertente da literatura estuda a dinâmica das variáveis macroeconômicas, buscando relações não condicionais, fora de períodos de crises. Mian, Sufi e Verner (2017), Jordà et al. (2012,2013) e Jordà, Schularick e Taylor (2014,2015), utilizam modelos de projeção de equação única, a lá Jordà (2005). A ideia central destes modelos consiste em estimar projeções para o valor da variável dependente X, h períodos à frente. Um exemplo didático desta metodologia pode ser retirado de Alves (2017). Suponha o modelo linear: $\tilde{X}_{t+h} = \alpha_h + \psi(L)Z_{t-1} + \beta_h \text{choquet}_t + \varepsilon_{t+h}$, em que $\tilde{X}_{t+h} = \frac{X_{t+h} - X_{t-1}}{Y_{t-1}} \approx (\ln(X_{t+h}) - \ln(X_{t-1})) \frac{X_{t-1}}{Y_{t-1}}$, onde \tilde{X}_{t+h} é a variável de interesse, o vetor Z_{t-1} contém as

variáveis de controle, $\psi(L)$ é um polinômio do operador de defasagens de ordem 1. O parâmetro β_h na equação dá a resposta da variável dependente, no período $t+h$, a um choque identificado no período t . Desta maneira é possível construir as funções de impulso resposta como uma sequência das estimativas de $\{\beta_h\}_h^t = 0$, obtidas a partir de uma série de regressões individuais para cada horizonte.

Mian, Sufi e Verner (2017), utilizando um painel de 30 países, de 1960 a 2012, concluem que um aumento da dívida das famílias em relação ao PIB, no médio prazo, prevê menor crescimento do PIB subsequente, maior desemprego, e erros de previsão de crescimento negativos. Jordà et al. (2012) utiliza o painel de dados de Schularick e Taylor (2012), para 14 economias avançadas, com controles para recessões financeiras (coincidentes com crises bancárias) e recessões normais, assim como outras 9 variáveis. Aponta que recessões financeiras são piores do que recessões normais em termos de perda de produção; e para ambos os tipos de recessão, expansões mais intensivas em crédito tendem a ser seguidas por recessões mais profundas e recuperações mais lentas. Jordà et al. (2013) adiciona dívida pública ao modelo de Jordà et al. (2012). Ele conclui que em economias avançadas, riscos significativos de estabilidade financeira vêm principalmente do crescimento de crédito ao setor privado, e não da expansão da dívida pública. Porém, foram encontradas evidências de que os altos níveis da dívida pública tendem a exacerbar os efeitos da desalavancagem do setor privado após as crises, levando a períodos mais prolongados de depressão econômica. Jordà Schularick Taylor (2014) pesquisam o papel do financiamento habitacional na macroeconomia moderna, principalmente os riscos à estabilidade macroeconômica associados à dinâmica dos empréstimos imobiliários. Fortes expansões neste tipo de empréstimo normalmente são seguidas por recessões mais profundas e recuperações mais lentas. Jordà Schularick e Taylor (2015) retornam ao tema, analisando o papel das taxas de juros (taxa de política monetária) e do crédito, em impulsionar aumentos e quedas nos preços da habitação, com dados abrangendo 140 anos de história econômica moderna para as economias avançadas. Condições monetárias frouxas levam a “booms” no mercado imobiliário e bolhas nos preços de imóveis, que aumentam materialmente o risco de crises financeiras. Ambos os efeitos se tornaram mais fortes após a Segunda Guerra Mundial.

Segundo Jordà (2005), tais modelos de projeções locais podem ser alternativas competitivas a um modelo VAR, pois são estimados por técnicas de regressão simples e mais resistentes a erros de especificação. Esta afirmação é disputada em Kilian, L. e Kim, Y. J. (2011) e Brugnolini (2018). Os trabalhos de Jordà, Schularick e Taylor não utilizam informações de spreads de crédito, e seus painéis de informação são muito longos para aplicação no Brasil.

Mian, Sufi e Verner (2017), apesar de incluírem estes spreads, não endogenizam a taxa de juros ou identificam a política monetária.

1.1.4 Modelos VEC e TVAR

Juselius e Drehman (2015), Aikman et al. (2017), apresentam modelos VEC e TVAR para estudar os efeitos das expansões de crédito. O primeiro trabalho chama atenção para a análise do serviço da dívida das empresas em conjunto com a sua alavancagem (crédito/ativos), e o segundo inclui um indicador de condições financeiras junto com agregados de crédito. Juselius e Drehman (2015) inferem que a interação entre a alavancagem e o encargo da dívida das empresas é crucial para a compreensão da dinâmica macroeconômica, durante os ciclos de expansão e contração do crédito. Portanto, deveriam ser analisados em conjunto. Para isto, eles utilizam um VEC na forma $\Delta x_t = \gamma_0 + \Pi x_{t-1} + \sum_{i=1}^{l-1} \Pi_i \Delta x_{t-i} + \Gamma s_t + \varepsilon_t$, onde x_t é um vetor de variáveis endógenas, s_t um vetor de termos determinísticos (*dummies* sazonais e de impulso), e ε_t o termo de erro $\sim N_q(0, \Sigma)$. A matriz Π captura as propriedades de cointegração dos dados. O teste de Johansen (1991) sugere que as 2 cointegrações estão alinhadas com as relações entre alavancagem das empresas e o ônus da dívida empresarial, com dados para os Estados Unidos, de 1985 até 2013. Ao longo do tempo, as condições de alavancagem afrouxadas aumentam o estoque de crédito, aumentando assim o encargo da dívida. Em algum ponto, os efeitos negativos começam a dominar, os preços dos ativos entram em colapso e segue-se uma severa recessão. Aikman et al. (2017) inovam ao incluir variáveis de crédito e um índice de condições financeiras na mesma análise. Empregaram modelos vetoriais autorregressivos com limiar (TVARs), estimados com dados trimestrais dos EUA de 1975 até 2014, usando técnicas bayesianas, baseadas no Minnesota prior, com choques identificados por Cholesky. A especificação contém o PIB anualizado, o deflator do PIB anualizado, taxa de desemprego, hiato do crédito/PIB, o índice de condições financeiras desenvolvido pelos autores e a taxa de juros. Afirmam que quando o crédito está abaixo da tendência de longo prazo, um impulso às condições financeiras leva à melhoria do desempenho econômico. Quando o crédito está acima da tendência, um impulso semelhante leva a uma expansão econômica no curto prazo, mas a recessão em trimestres posteriores, confirmando Jordà et al. (2012,2013). Ambos

os papers focam apenas na economia americana, e Aikman et al. (2017) emprega pequena lista de variáveis. A dinâmica de spreads de crédito não é estudada.

1.1.5 Modelos que introduzem as informações de Spreads de Crédito

A não ser que haja observação contrária, define-se spread de crédito como a diferença entre os rendimentos de instrumentos de dívida privada e títulos do governo de maturidade comparável. Diversos trabalhos evidenciaram a importância das informações destes spreads, alertando para o viés causado pela sua não incorporação. Pode-se citar Lopez Salido, Stein e Zakrajsek, (2015); Krishnamurthy e Muir (2017), modelos de 1 equação; Gilchrist, Yankov e Zakrajsek, (2009); Gilchrist e Zakrajsek, (2012), formas reduzidas de equações múltiplas; Gertler e Karadi (2015) e Caldara e Herbst (2016), modelos com identificação estrutural e que endogenizam política monetária, mas que não trabalham com variáveis de crédito.

Estes trabalhos contribuíram com a literatura sobre o papel das variáveis financeiras nas flutuações do ciclo de negócios de diferentes maneiras. Destacam-se a identificação de quais variáveis são importantes, as razões de sua importância e seus canais de transmissão.

Lopez Salido, Stein e Zakrajsek, (2015) observam a natureza desestabilizadora de movimentos especulativos nos preços dos ativos. Segundo os autores, por reversão à média, níveis elevados dos indicadores de sentimento de crédito nos mercados, em dado momento, prenunciam más notícias para a atividade econômica futura. O aumento subsequente dos spreads de crédito equivaleria a uma redução na oferta de crédito, especialmente para empresas mal avaliadas, exercendo influência negativa na atividade econômica. O resultado do modelo é que um indicador de sentimento econômico elevado do mercado de crédito, no ano $t-2$, está associado a um declínio na atividade econômica nos anos t até $t + 2$. A análise foi feita de 1925 até 2013, para os EUA.

Outro exercício importante para testar a eficiência preditiva das variáveis de spread é revisitar a literatura, incluindo estes parâmetros. Krishnamurthy e Muir (2017) complementam o trabalho de Schularick e Taylor (2012), mostrando que a magnitude do choque nos spreads de crédito (definidos aqui como a diferença de retorno entre títulos de melhor e pior classificação de crédito dentro de um país), no início de uma crise, em conjunto com o crescimento do crédito pré-crise, descrevem melhor os desdobramentos desta crise do que o choque nos spreads ou o aumento do crédito analisados isoladamente.

O sucesso empírico dos spreads de crédito na previsão das condições macroeconômicas é considerável. No entanto, os resultados variam entre diferentes instrumentos, diferentes períodos e para diferentes maturidades. Títulos de curto prazo refletem o risco de inadimplência próxima, enquanto os de longo prazo são provavelmente melhores para expectativas das condições econômicas associadas ao ciclo de negócios. Gilchrist, Yankov e Zakrajsek, (2009) utilizam um modelo FAVAR a lá Stock e Watson (2005), demonstrando que uma piora imprevista das condições do crédito empresarial, identificada através da ampliação dos spreads entre títulos corporativos e títulos públicos, prevê quedas substanciais e duradouras na atividade econômica. A decomposição da variância do erro de previsão implica que estes choques do mercado de crédito respondem, em média, por mais de 30% da variação na atividade econômica (medida pela produção industrial), no horizonte de 2 a 4 anos, e que a incorporação de informações do mercado de ações não causa alteração. Gilchrist e ZakrajSek (2012) constroem e testam um novo índice de spread de crédito, denominado “GZ”, a média aritmética dos spreads de crédito de títulos corporativos em aberto em um dado mês, nos EUA, entre 1973 e 2010. Menos da metade da variação nos spreads de crédito de títulos corporativos pode ser atribuída à avaliação de solvência do emissor. Portanto, a parte inexplicada da variação do spreads de crédito parece refletir um fator de risco de inadimplência que captura a compensação exigida pelos investidores, acima e além de perdas esperadas, para assumir a exposição ao risco de crédito corporativo, chamada de excesso de prêmio dos títulos. Parte substancial do conjunto de informações do spread de crédito “GZ” para a atividade econômica pode ser atribuído a desvios na precificação de títulos corporativos em relação ao risco de default do emissor. Os autores encontram, através de um VAR, respostas negativas do consumo, investimento e produção, aos choques no excesso de prêmio dos títulos corporativos.

De acordo com Gertler e Karadi (2015), a crise financeira de 2008 sugere repensar modelos de transmissão da política monetária que tratam os mercados financeiros como livres de fricção, ou seja, cuja resposta das taxas de empréstimo deve depender inteiramente da trajetória esperada da taxa de juros de curto prazo do Banco Central, sem movimento nos spreads de crédito. Utilizando um VAR a lá Kuttner (2001), com dados dos EUA de 1979:7 a 2012:6, uma mistura de variáveis econômicas e financeiras, identificado por instrumentos externos, os autores concluíram que a resposta dos custos de crédito é significativamente maior do que a taxa de juros de curto prazo por si só sugeriria, refletindo a necessidade de incorporar efeitos de spreads de crédito na modelagem da transmissão da política monetária. Utilizando um VAR estrutural bayesiano, Caldara e Herbst (2016) confirmam o trabalho anterior, mostrando que a falta de contabilização da reação endógena da política monetária aos spreads

de crédito induz a viés na resposta de todas as variáveis aos choques monetários. Choques de política monetária têm grande papel nas flutuações dos ciclos de negócios e explicam cerca de 20% dos movimentos na produção industrial e nos spreads de crédito corporativo.

1.1.6 Literatura Nacional

Abordando a literatura nacional, quatro artigos recentes demonstram resultados que se complementam. Silva e Zilberman (2017) trazem evidências de que o crédito às empresas, e não o crédito às famílias, produz impactos significativos sobre o PIB e a produtividade total dos fatores. Isso é confirmado por Carvalho et al. (2018), que vê apenas um crescimento modesto acima da tendência no consumo, investimento e PIB, com pequenos efeitos agregados. Ehrl Pereira e Zanchi (2020) analisam as fontes dos recursos, avaliando que o estoque de crédito em bancos privados e públicos está positivamente relacionado ao PIB. A influência dos bancos públicos seria maior do que a dos bancos privados, e os empréstimos do BNDES operados indiretamente mais efetivos que os diretos. Mian et al. (2018) analisam a economia brasileira e concluem que um aumento substancial da dívida das famílias por um longo período é associado a recessões em períodos posteriores. Este resultado está de acordo com a análise de Mian Sufi e Verner (2017) para economias avançadas.

Em Silva e Zilberman (2017), analisou-se os efeitos do aumento do crédito com recursos livres sobre o PIB per capita no Brasil, no período 2001-2011. Um modelo de equilíbrio geral dinâmico neoclássico, a lá Lucas (1978), foi utilizado. Carvalho et al. (2018) utiliza um modelo de equilíbrio geral dinâmico novo-keynesiano padrão, projetado para isolar os efeitos do aprofundamento do crédito por canais do lado da demanda, abstraindo de efeitos potenciais da oferta de crédito sobre a produtividade total dos fatores. Ehrl Pereira e Zanchi (2020) se basearam no modelo de painel dinâmico e método dos momentos generalizado sistêmico (MMG-Sis), de Blundell e Bond (1998), como em Valverde, Paso e Fernández (2007). O PIB per capita do município i no ano t foi utilizado como variável dependente, a formação bruta de capital fixo per capita, % de trabalhadores formais com ensino médio, estoque de crédito livre per capita oferecido por bancos públicos, estoque de crédito livre per capita oferecido por bancos privados, estoque de crédito direto per capita oferecido pelo BNDES e o estoque de crédito indireto per capita oferecido pelo BNDES, como variáveis explicativas. Mian et al. (2018) realiza um teste fora da amostra da capacidade preditiva do modelo projeção local de

Mian, Sufi e Verner (2017), já mencionado neste trabalho, utilizando os dados da economia brasileira entre 2003 e 2016.

Os modelos de equilíbrio geral dinâmico não avaliam incerteza, citada por trabalhos como Stock e Watson (2012) como fundamental para análise do ciclo de negócios, e, assim como Ehrl Pereira e Zanchi (2020), consideram poucas variáveis financeiras em conjunto.

1.1.7 Modelos com spreads, taxa de juros endógena e política monetária identificada separadamente

Para Stock e Watson (2012), a recessão de 2007-2009 foi o resultado de choques maiores que os experimentados anteriormente, aos quais a economia respondeu de uma forma historicamente previsível. Os choques emanaram principalmente, mas não exclusivamente, de choques financeiros e incerteza. A maior parte da lenta recuperação no emprego, e quase toda a lenta recuperação em produção, foi devido a uma desaceleração secular na tendência de crescimento da força de trabalho. Eles utilizaram um modelo de fatores dinâmicos com observações trimestrais de 1959T1 até 2011T2, para os EUA, com 200 séries temporais macroeconômicas, envolvendo contas nacionais, produção industrial, emprego, projetos de construção, estoques, pedidos e vendas, preços, renda e produtividade, taxas de juros e spreads, moeda e crédito, preços de ações, preços de habitação e taxas de câmbio. Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020), demonstraram que o crescimento do crédito e do produto são positivamente associados, e que choques de “stress financeiro” nos spreads de crédito causam quedas nos níveis de produção. Porém, nem os agregados de crédito nem os spreads fornecem boa previsão da crise de 2008-9, e os spreads melhoram a qualidade das previsões apenas durante a crise. Eles adotaram um VAR estrutural bayesiano, identificado por heteroscedasticidade, com dados mensais sobre a produção industrial, inflação, crédito às famílias, crédito às empresas, base monetária, taxa de juros, índice de preços de commodities e 3 medidas de spread (entre títulos do tesouro americano de 10 anos e 3 meses, a medida “GZ” de Gilchrist e Zakrajsek (2012), e entre o eurodólar e o tesouro americano de 3 meses). O modelo de Stock e Watson utiliza dados de uma coleção de 200 séries temporais, sendo de difícil aplicação ao Brasil, deixando Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020) como modelo metodológico referencial.

1.2 Identificação de um VAR Estrutural

Os modelos VAR permitem analisar as relações entre múltiplas variáveis a partir de restrições que identificam o componente “exógeno” de cada variável, possibilitando a estimação do efeito de um “choque” nessa variável sobre as demais. Porém, o problema de determinar o melhor procedimento de identificação não foi resolvido, explicando a coexistência de vários métodos na literatura. Cavalcanti (2010)

Existem diversas abordagens para fazer suposições que permitem a identificação de VARs estruturais. As mais comuns são restrições de zeros em A_0 , Sims (1980, 1986), Bernanke (1986), Aikman et al.(2017), Gilchrist, Yankov e Zakrajsek, (2009), restrições de respostas de longo prazo nas funções de impulso resposta, Blanchard e Fisher (1989), Gilchrist e Zakrajsek (2012), restrições de sinais nas funções de impulso resposta, Uhlig (2005); e a abordagem de instrumentos externos, Lopez Salido, Stein e Zakrajsek, (2015), Gertler e Karadi (2015), Stock e Watson (2012), Ehrl Pereira e Zanchi (2020), Caldara e Herbst (2016).

Porém, a busca por alternativas de identificação se dá pela insatisfação com métodos em que o pesquisador ordena a causalidade das variáveis em análise, a partir de argumentos teóricos. Segundo Demiralp & Hoover (2003), apenas raramente a teoria econômica impõe ordenações causais contemporâneas em particular, e argumentos plausíveis sobre quais variáveis poderiam ou não afetar outras variáveis no decorrer de um mês ou trimestre podem ser igualmente plausíveis para ordenações concorrentes. De acordo com Leeper et al. (1996), o Banco Central não observa a inflação e o nível de atividade correntes, de modo que tais variáveis não podem afetar contemporaneamente o instrumento de política monetária, sendo ordenadas em sequência no VAR. Entretanto, a hipótese alternativa, na qual as variáveis de estado da economia podem afetar contemporaneamente o instrumento de política monetária, e não vice-versa, também é utilizada, segundo Christiano et al. (1999).

Para contornar este problema, alguns economistas passaram a identificar o VAR, pelo menos parcialmente, por métodos estatísticos, como as distribuições dos resíduos em Pesaran e Shin (1998), quebras estruturais e heterocedasticidade em Lanne et al.(2009), Lanne & Lutkepohl (2008) e correlações condicionais entre os resíduos do VAR de Swanson e Granger (1997).

O trabalho de Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020) defende a identificação de um modelo VAR por heterocedasticidade, por meio da argumentação a seguir.

A abordagem de instrumentos externos requer encontrar, para cada choque estrutural identificado, uma variável observada que está correlacionada com aquele choque e não correlacionada com qualquer outro choque estrutural. Pretende-se descobrir choques interpretáveis, que correspondam a influências de crescimento do crédito e distúrbios do mercado financeiro sobre a economia, além de serem distintos dos choques de política monetária. A identificação por meio de heterocedasticidade permite fazer isso de uma forma direta, com suposições que parecem aceitáveis. A abordagem de instrumentos externos é plausível quando o choque é o choque de política monetária, e o instrumento é a surpresa na fixação da taxa de juros, medida pelo comportamento do mercado futuro de juros em janelas estreitas de tempo, em torno de anúncios de política. Para as perturbações do mercado financeiro, no entanto, esta abordagem parece pouco prática ou pouco convincente. Existem muitas variáveis que são susceptíveis de estar correlacionadas com distúrbios do mercado financeiro, mas nenhuma que seja plausivelmente conhecida a priori como não correlacionada com qualquer outra fonte de perturbação da economia.

Stock e Watson (2012), tentam separar fontes interpretáveis de perturbação da economia. Eles aplicam uma abordagem de instrumentos externos, definida acima, tentando identificar 6 fontes de variação. Eles descobrem que seus distúrbios estruturais estimados, embora estimados por um método que assume que os distúrbios estruturais são independentes, são fortemente correlacionados. Isso reflete o quão difícil é encontrar instrumentos que atendam aos rigorosos requisitos desta abordagem para identificação.

A abordagem de restrições de sinais rejeita funções impulso-resposta que apresentem comportamento contrário às crenças qualitativas sobre a provável forma de respostas a impulsos de choques estruturais, para alcançar a identificação parcial. Esta identificação fornece mais de um valor para um ou mais parâmetros estruturais. A identificação por heterocedasticidade usa crenças qualitativas semelhantes para anexar interpretações aos choques estruturais estimados. A diferença é que a identificação por heterocedasticidade geralmente permite a identificação exata, ou seja, valores únicos de coeficientes estruturais podem ser obtidos, assim como estimativas consistentes, enquanto a abordagem de restrições de sinal não.

Na maior parte da literatura aplicada sobre VARs estruturais usando outras abordagens para identificação, a heteroscedasticidade variável no tempo não foi modelada e a constância de $A(L)$ foi assumida. A ideia central da modelagem SVAR é que distúrbios estruturais não devem ser correlacionados. (Caso contrário, há um mecanismo causal que não foi capturado pela estrutura do modelo.) Manter essa suposição de constância de $A(L)$ ao mesmo tempo que permite a variação de tempo em Σ , denota a identificação por meio de heteroscedasticidade, se

heterocedasticidade está presente. Aplicar restrições adicionais, para implementar qualquer uma das outras abordagens possíveis para a identificação, conduz a um modelo estritamente menos geral.

2 METODOLOGIA

A metodologia aqui proposta é a mesma adotada por Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020), que utiliza um modelo VAR estrutural identificado por heterocedasticidade, e se distingue da literatura relacionada por usar uma lista maior de variáveis, três tipos de spread, canais de interação entre variáveis financeiras e da macroeconomia, endogenizar a dinâmica da taxa de juros e identificar separadamente a política monetária. Outra publicação, Sims (2020), será utilizada para a demonstrar a consistência do modelo escolhido.

2.1 Estrutura e Consistência do Modelo

Se as variâncias relativas dos choques estruturais mudam ao longo dos períodos, rotulados "regimes", então os coeficientes de um VAR estrutural (SVAR) são identificados. Assumindo que as variâncias relativas são constantes dentro dos regimes, mas na realidade, elas variam tanto dentro quanto entre os regimes, possivelmente porque a datação dos regimes é imprecisa, mesmo assim os coeficientes são geralmente estimados de forma consistente.

Um modelo VAR estrutural para uma série temporal de vetor n -dimensional y_t é escrito:

$$A(L)y_t = \varepsilon_t \quad (1)$$

sendo $A(L)$ a matriz de ordem finita de polinômios do operador de defasagens em potências não negativas; ε_t , um vetor de choques estruturais de distribuição gaussiana. Λ_t é a matriz diagonal de covariâncias dos resíduos na forma estrutural.

Se A_0 não for singular, pode-se multiplicar o sistema por A_0^{-1} para obter sua representação na forma reduzida:

$$B(L)y_t = \eta_t \quad (2)$$

$$\text{Var}(\eta_t) = \Sigma_t = A_0^{-1}\Lambda_t(A_0')^{-1} \quad (3)$$

Se $\Lambda_t \equiv I$, então não há variação no tempo em Σ_t , no modelo na forma reduzida, porque $B_0 = I$, por construção, tem $(n^2 - n)/2$ menos parâmetros do que a forma estrutural original. A identificação por meio de heterocedasticidade reconhece que se Λ_t varia o suficiente ao longo do tempo, pode ser possível identificar todos os parâmetros de (1) sem restrições sobre $A(L)$. No caso mais simples, os dados podem ser divididos em dois "regimes", um período no qual

$\Lambda_t \equiv \Lambda^0$ e aquele em que é Λ^1 . Contanto que $A(L)$ seja constante entre os regimes, $B(L)$ também será constante em todos os regimes. Se $B(L)$ é estimado por máxima verossimilhança, para cada regime, sob suposições gaussianas ou por mínimos quadrados, chega-se às estimativas de máxima verossimilhança dentro de cada regime. Independentemente de como a matriz de covariâncias residuais se comporta ou se os resíduos são normalmente distribuídos, $B(L)$, estimada por MQO, irá convergir, conforme o tamanho da amostra aumenta, para o melhor preditor linear de y , de acordo com Sims (2020). À medida que o número de observações dentro de cada regime aumenta, obtém-se as equações:

$$\widehat{\Sigma}^0 \rightarrow \mathbf{A}_0^{-1} \Lambda^0 (\mathbf{A}_0^{-1})' \text{ e } \widehat{\Sigma}^1 \rightarrow \mathbf{A}_0^{-1} \Lambda^1 (\mathbf{A}_0^{-1})' \quad (4)$$

“ \wedge ” indica estimação de máxima verossimilhança sob suposições gaussianas. Portanto,

$$((\widehat{\Sigma}^0)')^{-1} \Sigma_1 = \mathbf{A}_0' (\Lambda^0)^{-1} \Lambda^1 (\mathbf{A}_0')^{-1} \quad (5)$$

Se todos os elementos diagonais λ_i^1/λ_i^0 de $(\Lambda^0)^{-1} \Lambda^1$ são distintos, os autovetores do produto em (5) são as colunas de \mathbf{A}_0' . Assim, $A(L)$ pode ser estimado de forma consistente sob premissas padrão, contanto que seja constante entre os regimes, e as razões das variâncias de choque estrutural entre os regimes sejam todas distintas.

E se forem modelados os dados gerados por dois regimes, com Λ^0 e Λ^1 constantes dentro de cada regime, porém o primeiro regime tem dois sub-regimes distintos, com Λ^3 e Λ^4 prevalecendo? A matriz de covariâncias da forma reduzida estimada para o primeiro regime será convergente em grandes amostras para

$$\mathbf{A}_0^{-1} (\Lambda^3 \boldsymbol{\pi} + \Lambda^4 (\mathbf{1} - \boldsymbol{\pi})) (\mathbf{A}_0')^{-1} \quad (6)$$

$\boldsymbol{\pi}$ é a proporção do primeiro regime em que Λ^3 prevalece. Ainda é verdade que $(\widehat{\Sigma}^0)^{-1} \widehat{\Sigma}^1$ converge para um limite que tem as colunas de \mathbf{A}_0' como autovetores, então $A(L)$ ainda será estimado de forma consistente pelos mesmos procedimentos usados para uma constante Λ^0 .

Sob a suposição de erros distribuídos simetricamente, os coeficientes da forma reduzida $\eta_{i,t}$, e, portanto, choques individuais da forma reduzida são estimados de forma consistente. A log verossimilhança sob a distribuição independente-t com graus de liberdade ν é:

$$\mathbf{log}(l) = -\frac{\nu+1}{2} \sum_{i,t} \mathbf{log} \left(\mathbf{1} + \frac{(A_i \eta_t(B))^2}{\nu} \right) + T \mathbf{log} |A| \quad (7)$$

onde A_i é a i ésima linha de \mathbf{A}_0 em (1) e B representa todos os coeficientes de $B(L)$ em (2). As condições de primeira ordem em relação à B para um máximo dessa verossimilhança são:

$$-\frac{\nu+1}{\nu} \sum_{i,t} \frac{A_i \eta_t \frac{\partial \eta_t}{\partial B}}{1 + \frac{1}{\nu} (A_i \eta_t)^2} = \mathbf{0} \quad (8)$$

Os termos $\frac{\partial \eta_t}{\partial B}$ na expressão são apenas variáveis dependentes defasadas. Assume-se que são independentes dos verdadeiros choques da forma reduzida. Com a suposição de simetria:

$$E \left[\frac{A_i \eta_t(B) \frac{\partial \eta}{\partial B}}{1 + \frac{1}{\nu} (A_i \eta_t(B))^2} \right] = \mathbf{0} \quad (9)$$

Derivam-se as condições de primeira ordem (CPO) em relação aos elementos de A_i , com os resultados para diferentes valores de i empilhados. Avalia-se a expressão com B em seu valor verdadeiro, permitindo-nos usar η_t sem seu argumento B na expressão de CPO. O resultado é:

$$-\frac{\nu+1}{\nu} \sum_t \Lambda_t A \eta_t \eta_t' = T(A')^{-1} \quad (10)$$

Λ_t é uma matriz diagonal com elemento diagonal típico:

$$\frac{1}{1 + \frac{1}{\nu} (A_i \eta_t)^2} \quad (11)$$

A (sem subscrito) é a matriz formada pelo empilhamento dos vetores A_i . Quando A é definido com o valor verdadeiro, o coeficiente A_0 do polinômio $A(L)$ em (1), $A \eta_t = \varepsilon_t$; então multiplicando (11) à direita por A' , obtém-se:

$$\left[-\frac{\nu+1}{\nu} \frac{1}{T} \sum_{i,t} \frac{\varepsilon_{it} \varepsilon_{jt}}{\left(1 + \frac{1}{\nu} \varepsilon_{it}^2\right) \left(1 + \frac{1}{\nu} \varepsilon_{jt}^2\right)} \right]' = I \quad (12)$$

O modelo é geralmente consistente.

Seja y_t um vetor ($n \times 1$) de variáveis observadas em períodos de tempo $t \in \tau := \{1, \dots, T\}$.

Modela-se y_t com o seguinte sistema de equações:

$$A_0 y_t = \sum_{j=1}^p A_j y_{t-j} + C + \varepsilon_t \quad (13)$$

onde A_0 é uma matriz ($n \times n$) de relacionamentos contemporâneos, $(A_j)_{j=1}^p$ são matrizes ($n \times n$) de coeficientes em cada defasagem j , C é um vetor ($n \times 1$) de constantes e ε_t é um vetor ($n \times 1$) de choques independentes entre equações e tempo.

A variância desses choques difere por período. Deixe $M = \{1, \dots, M\}$ identificar regimes sobre os quais as variâncias são constantes e a função $m: \tau \rightarrow M$ mapear datas para seus respectivos regimes. Em cada regime, a variância dos choques estruturais é uma matriz diagonal Λ_m diferente:

$$E[\varepsilon_t \varepsilon_t'] = \Lambda_{m(t)} \quad (14)$$

Os coeficientes $(A_j)_{j=0}^p$ permanecem fixos em todos os períodos.

Conforme o modelo é escrito, pode-se multiplicar as linhas de A_0 e Λ por fatores de escala sem alterar o comportamento implícito dos dados. Impõe-se a restrição

$$\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \lambda_{i,m(t)} = \mathbf{1}, \quad \forall i \in \{1 \dots n\} \quad (15)$$

onde $\lambda_{i,m(t)}$ é o i ésimo elemento da diagonal de $\Lambda_{m(t)}$. Isso torna a média da variância estrutural entre períodos igual a 1 em cada equação. Dada essa normalização e a condição técnica de que cada par de equações difira em variância em pelo menos um período, é possível identificar exclusivamente todos os parâmetros n^2 de A_0 , até inverter o sinal de uma linha inteira, ou permutando a ordem das linhas. Uma prova formal disso pode ser encontrada, por exemplo, em Lanne, Lutkepohl e Maciejowska (2010). Se Σ_j é a matriz de covariância residual de forma reduzida para o regime j , e a suposição de A_0 constante é válida, então

$$\Sigma_j = \mathbf{A}_0^{-1} \Lambda_j (\mathbf{A}_0^{-1})' \quad (16)$$

Dadas as matrizes de covariância de dois regimes i e j , pode-se calcular

$$\Sigma_i^{-1} \Sigma_j = \mathbf{A}_0' \Lambda_i^{-1} \Lambda_j (\mathbf{A}_0^{-1})' \quad (17)$$

que tem a forma de uma decomposição de autovalor, com as colunas de \mathbf{A}_0' sendo os autovetores. Contanto que os autovalores, os elementos diagonais de $\Lambda_i^{-1} \Lambda_j$, sejam únicos, ou seja, não há k, l tal que $\frac{\lambda_{j,k}}{\lambda_{i,k}} = \frac{\lambda_{j,l}}{\lambda_{i,l}}$, as linhas de A_0 são, portanto, unicamente determinadas, uma vez que Σ_i e Σ_j são conhecidas.

Equações (13) e (14), combinadas com a normalização de variâncias, descrevem um modelo com n^2 parâmetros livres em A_0 , $(M - 1)n$ parâmetros livres em Λ_m e $n^2 p$ parâmetros livres em A_j , onde n é o número de variáveis observadas, M o número de regimes de variância, T o número de observações excluindo as condições iniciais e p o número de defasagens. Os distúrbios t -distribuídos adicionam outros nT parâmetros. São utilizados métodos bayesianos para atualizar as crenças sobre os parâmetros condicionais aos dados observados $\{y_1 \dots y_T\}$ e as condições iniciais $\{y_{-p-1} \dots y_0\}$.

Para A_0 , as priores gaussianas são independentes em todos os elementos, centralizadas em torno de 100 vezes a matriz identidade, com desvio padrão de 200. Para $\lambda_{\cdot,i} = \{\lambda_{1,i} \dots \lambda_{M,i}\}$, o vetor de variâncias em cada equação i , coloca-se uma priori de Dirichlet (com $\alpha = 2$) em $\frac{\lambda_{\cdot,i}}{M}$.

Isso restringe cada uma das variâncias relativas a se situar em $[0, M]$, $M=5$, centraliza a priori em variâncias iguais e impõe a normalização de que para cada choque estrutural a média das variâncias relativas seja de 1 entre os períodos. A centralização em $A_0 = 100I$ implica que

são esperadas variâncias residuais, em cada equação, em torno de 0,01 em ordem de magnitude. Esta é uma suposição padrão para séries temporais de acordo com Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020).

Utiliza-se uma variação do "Minnesota prior" descrito em Sims e Zha (1996) para as prioris nos coeficientes da forma reduzida B_j . Primeiro, um conjunto de observações *dummy* centraliza as crenças em torno dos passeios aleatórios em cada equação. Utiliza-se um aperto de 3 e decaimento de 0,5, seguindo Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020), e Sims e Zha (1996). Um segundo conjunto de *dummies*, uma "raiz unitária a priori", expressa a crença de que as variáveis permanecerão em um "nível médio". Especifica-se aperto de 5 e persistência de 1, de acordo com a referência de Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020), e Sims e Zha (1996). Transformam-se as prioris dos coeficientes da forma reduzida B_j em prioris dos coeficientes da forma estrutural A_j , multiplicando as *dummies*, juntamente com os dados reais, por A_0 .

O método de amostragem de Gibbs, um caso especial do algoritmo de Metropolis-Hastings, coletando iterativamente amostras de distribuições condicionais é utilizado para a distribuição a posteriori de todos os parâmetros acima mencionados. Isso implica distribuições a priori e a posteriori para todas as transformações dos coeficientes, incluindo as funções de impulso resposta da variável i para cada choque j . Os parâmetros são separados em 3 blocos:

$$\theta_1 = \{A_0, (\Lambda_m)_{m=1}^M\} \quad (18)$$

coeficientes contemporâneos e suas escalas,

$$\theta_2 = \{(A_i)_{i=1}^p, (\varepsilon_{i,t})_{i,t=1}^{n,T}\} \quad (19)$$

coeficientes da forma estrutural e os choques estruturais,

$$\theta_3 = \{(\zeta_{i,t})_{i,t=1}^{n,T}\} \quad (20)$$

ajustes de variância para cada equação em cada período.

Procede-se com a apresentação de amostras de $P[\theta_1, \theta_2, \theta_3 | \gamma]$. Método de distribuição das etapas: $P[\theta_1 | \theta_3, \gamma]$, Metropolis-Hastings, $P[\theta_2 | \theta_1, \theta_3, \gamma]$, condicional exata, $P[\theta_3 | \theta_1, \theta_2, \gamma] = P[\theta_3 | \theta_2, \gamma]$, condicional exata.

2.2 Interpretação

O modelo não altera a dinâmica de resposta a choques, pois os coeficientes não variam entre regimes. O tamanho relativo desses choques e, portanto, o tamanho relativo de seus efeitos na economia, varia, pois a variância dos choques muda entre os regimes. Portanto, gráficos de impulso resposta devem sempre ter a mesma forma, mas, em regimes diferentes, tamanhos diferentes.

O termo "identificação por heterocedasticidade" pode sugerir que o lugar para procurar por uma possível falha da abordagem é a possibilidade de variabilidade insuficiente na forma reduzida das matrizes de covariância. Que a volatilidade de macro agregados e das variáveis financeiras varia com o tempo, não há dúvida. Além disso, se a suposição de $A(L)$ constante estava correta, mas houve de fato pouca variação ao longo do tempo nas matrizes de covariância da forma reduzida, o problema de identificação se revelaria em uma função de verossimilhança plana e, portanto, bandas de erro muito largas nas funções de impulso resposta estimadas.

O calcanhar de Aquiles desta abordagem de identificação, então, não é a possibilidade de pouca heteroscedasticidade, mas sim a possibilidade de que a suposição de $A(L)$ constante seja incorreta. A variação em $A(L)$ produziria variação na forma reduzida das matrizes de covariância estimadas Σ , para um modelo que foi ajustado sob a falsa suposição de $A(L)$ constante.

Existe literatura estrangeira e nacional validando a suposição de constância em $A(L)$, mas a discussão segue aberta. Na literatura internacional, Sims e Zha (2006) confrontaram um modelo multivariado aplicado à política monetária, que permite a simultaneidade e a mudança de regime nos coeficientes e nas variâncias, com dados mensais da economia americana, entre 1959 e 2003. Eles apontam uma versão do modelo VAR estrutural que não mostra nenhuma variação nos coeficientes, apenas nas variâncias dos distúrbios estruturais entre "regimes", como a que melhor se encaixa aos dados. Isso significa que diferenças no comportamento da economia, entre os períodos, são causados pela variação das fontes de distúrbios estruturais, e não pela variação da dinâmica dos efeitos de uma dada perturbação. Segundo os autores, essa é a descoberta empírica mais importante do artigo.

Sims, Waggoner e Zha (2008) confirmam a descoberta anterior para a economia americana, utilizando um modelo VAR com mudança de regime, tendo como variáveis o PIB, o deflator do PIB e a taxa de fundos federais, com cinco defasagens e dados trimestrais de 1959 até 2005. O modelo com variações apenas na variância dos distúrbios se ajusta melhor do que

os outros modelos, levando em consideração o maior valor da densidade marginal para os dados.

Chan (2016) testa duas aplicações empíricas para variação no tempo de coeficientes e volatilidades de um modelo VAR. A primeira para volatilidade da inflação nos países do G7. A segunda para variação de tempo da NAIRU nos EUA. O autor encontra evidências de que os maiores ganhos do modelo são provenientes da inclusão da volatilidade estocástica ao invés da variação dos coeficientes do VAR, sugerindo que mudanças da variância dos choques exógenos são mais importantes do que mudanças no regime de política monetária.

Na literatura nacional, Castelo-Branco, Rocha Lima, De Paula (2015) testaram a estabilidade dos multiplicadores fiscais no Brasil no período 1999-2012, utilizando um VAR estrutural bayesiano com mudança de regimes. Não encontraram evidências de que multiplicadores fiscais se alterem com mudanças no estado da economia, porém as variâncias dos resíduos das equações do modelo alteram-se de forma significativa.

Borges e Portugal (2017) abordaram a capacidade preditiva fora da amostra de um modelo VAR, com coeficientes variáveis e volatilidade estocástica, em relação à taxa de inflação, ao PIB e a taxa de juros no Brasil, com dados entre 1994 e 2016. A performance foi comparada com a de outros modelos que restringem a variação dos coeficientes. No caso da inflação e da taxa de juros, os resultados apontam que o VAR bayesiano com coeficientes constantes e volatilidade estocástica apresenta resultados acurados. Especialmente para a taxa de juros, o VAR bayesiano com coeficientes fixos apresenta melhor desempenho em todos os horizontes de previsão do que VAR bayesiano com coeficientes que variam.

O resultados demonstram a importância da incorporação de mudanças na variância dos distúrbios à especificação do modelo. Para os modelos que realizam esta abordagem, torna-se mais difícil encontrar diferenças decisivas entre os que utilizam coeficientes restritos dos que possuem coeficientes que variam. Pesquisas futuras devem avançar nesta análise, mas a hipótese de coeficientes fixos não pode ser descartada.

3 DADOS

O modelo principal trabalha dados mensais de dez séries temporais, de 2005 até 2019. O ano de 2005 foi escolhido por não haver informações anteriores em relação à Taxa Preferencial Brasileira, variável de escolha para spread de crédito, a lá Carvalho et al.(2018).

Utilizam-se os logaritmos do Produto Interno Bruto, Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo, M1, o Índice de Preços de Commodities e o câmbio. A taxa de juros (SELIC), Spread Soberano, e o Spread entre a taxa Selic e a taxa Preferencial, Crédito às Famílias e Crédito às Empresas estão em unidades decimais. Cada variável possui dez defasagens.

Para o Produto Interno Bruto (PIB), utiliza-se o índice de volume real, com ajuste sazonal, PIB a preços de mercado, código 1.428.682, da Fundação Getúlio Vargas.

Para a inflação (IPCA), os números-índice (dez 97 = 100), atualizados pela série histórica de variação mensal do Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo, do IBGE, dessazonalizado, tabela 118.

Para o M1, papel-moeda em poder do público mais depósitos à vista, utiliza-se a série 27.841 do Banco Central do Brasil: Meios de pagamento, M1 (saldo em final de período), em R\$ milhões, sazonalmente ajustado. Fez-se a opção pela série com saldo final de período, ao invés da média mensal, pois é a única já dessazonalizada.

Utiliza-se a série número 4.189 do BACEN - Taxa de juros – (SELIC), acumulada no mês, anualizada, base 252, como a taxa econômica básica e instrumento de política monetária. Ela é apurada nas operações de empréstimos de um dia entre as instituições financeiras, que utilizam títulos públicos federais como garantia.

Para os preços das commodities (COM_PRICE), o IC-BR, Índice de Commodities Brasil, em dólares, série número 29.042 do Banco Central.

Para o crédito às famílias (CREDFAM), utiliza-se a série 17.483 do BACEN, saldo das operações de crédito com recursos livres a pessoas físicas em relação ao PIB, de 2005/01 até 2012/12. Como estes dados foram descontinuados após 2012, calculou-se a proporção de 2013/01 até 2019/12, dividindo a série 20.570, saldo da carteira de crédito de pessoas físicas - recursos livres - total R\$ (milhões), pelo PIB mensal do Banco Central em valores correntes, série 4.380. A amostra final foi dessazonalizada pelo método TRAMO/SEATS.

Para o crédito às empresas (CREDEMPR), utiliza-se a série 17.488 do BACEN, saldo das operações de crédito com recursos livres a pessoas jurídicas em relação ao PIB, de 2005/01

até 2012/12. De 2013/01 até 2019/12, optou-se pela série 20.543, saldo da carteira de crédito de pessoas jurídicas - recursos livres - total R\$ (milhões), dividida pelo PIB mensal do Banco Central em valores correntes, série 4.380. Série também dessazonalizada pelo método TRAMO/SEATS.

A primeira variável de spread (SPREAD_SELIC_TX_PREF) segue uma abordagem a lá Carvalho et al.(2018), incorporando a diferença entre a taxa preferencial brasileira (série 20.019 do Banco Central), e a taxa SELIC, série 4.189. A taxa preferencial brasileira é calculada como a média das operações contratadas entre as instituições bancárias e seus clientes preferenciais. Tende a refletir o custo dos empréstimos para os clientes com menor risco, notadamente o financiamento das grandes empresas junto aos bancos.

A segunda variável de spread (SPREAD_SOBERANO) é o risco-país, a diferença entre os rendimentos dos títulos da dívida do Brasil e os títulos do Tesouro dos Estados Unidos com características semelhantes, calculada como a média mensal de EMBI + Risco-Brasil. Esta é a série JPM366_EMBI366 do banco JPMorgan, retirada do IPEADATA.

A média mensal da taxa de câmbio livre, de venda, em reais por dólar americano, série de código 1 do Banco Central, finaliza a lista de variáveis observadas.

Mais detalhes sobre os dados no Apêndice B.

O Quadro 1 apresenta a datação dos regimes de variância nos resíduos das equações, utilizando Castelo-Branco, Rocha Lima, De Paula (2015), até 2012, para identificar os regimes 1, 2 e início do 3, e Portugal et al.(2018), nos regimes 3, 4 e 5. É essencial que as variâncias das inovações estruturais variem, em média, entre os regimes. Má especificação, com pequena variação nas variâncias das inovações entre os regimes, prejudica a identificação e leva a amplas faixas de erro e resultados mal determinados. Mas a identificação não depende da captura exata de todas as variações nas variâncias das inovações pelos regimes, ou seja, o início e fim dos regimes com total precisão.

Quadro 1 – Regimes de Variância

	Início	Fim	Descrição
1	2005.1	2008.6	Regime 1
2	2008.7	2009.3	Regime 2
3	2009.4	2014.6	Regime 3
4	2014.7	2016.1	Regime 4
5	2016.2	2019.12	Regime 5

Fonte: CASTELO-BRANCO *et al.*, 2015. PORTUGAL *et al.*, 2018.

A Tabela 1 apresenta as medidas de tendência central e o desvio padrão dos dados. Todas as distribuições são assimétricas. A média e a mediana da taxa Selic possuem valores próximos, a moda é menor que ambas, sendo a distribuição assimétrica concentrada à esquerda da mediana, com cauda à direita. A distribuição do PIB está concentrada à direita da mediana, com cauda à esquerda. As séries com maior desvio padrão são o M1, o câmbio e o IPCA. As séries com maior desvio padrão como proporção da média são o câmbio, o spread soberano e taxa SELIC. O crédito às famílias e o crédito às empresas possuem média de 14% e 14,2% do PIB no período, respectivamente. A taxa SELIC possui valor médio de 11,2% ao ano.

Tabela 1 – Estatísticas Descritivas para os Dados

Medida	SELIC	PIB	M1	IPCA	SPREAD_SELIC_TX_PREF	SPREAD_SOBERANO	COM_PRICE	CREDEMPR	CREDFAM	CAMBIO
Média	0,1119	5,0629	12,4392	5,5212	0,0425	0,0263	4,7735	0,1400	0,1418	0,8833
Mediana	0,1116	5,1044	12,5365	5,4991	0,0440	0,0240	4,7487	0,1456	0,1519	0,8110
Moda	0,0640	5,1150		5,8710	0,0470		4,8674			
Desvio Padrão	0,0348	0,0969	0,3437	0,2481	0,0125	0,0084	0,1532	0,0212	0,0260	0,2924
Desvio Padrão / Média	0,3112	0,0191	0,0276	0,0449	0,2944	0,3185	0,0321	0,1516	0,1834	0,3310

Fonte: O autor, 2013.

4 ESTIMAÇÃO

Utiliza-se o código disponibilizado por Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020), adaptado às mudanças pertinentes, notoriamente um banco de dados de 10 variáveis, 180 observações para cada, e 5 regimes de variância.

Opta-se pela distribuição t, pois muda as propriedades estatísticas nas caudas em relação a uma distribuição normal, com mais probabilidade de eventos de maior desvio, como grandes choques. Foram produzidas um milhão de amostras e duzentas mil gravadas, uma a cada cinco, sendo este o limite computacional alcançado.

A Tabela 2 traz as variâncias relativas:

Tabela 2 – Medianas das Variâncias Relativas Posteriores, Dez Choques, Cinco Períodos, Inovações T Distribuídas

Choque	Jan 2005 - Jun 2008	Jul 2008 - Mar 2009	Abr 2009 - Jun 2014	Jul 2014 - Jan 2016	Fev 2016 - Dez 2019
PIB	0,904	0,565	1,071	1,300	1,204
IPCA	0,490	0,601	0,767	1,953	1,203
CREDFAM	0,075	0,243	1,187	1,678	1,755
CREDEMPR	0,369	0,526	1,124	0,857	2,064
M1	1,951	0,525	0,992	0,521	0,967
SELIC	0,848	1,020	0,826	0,813	1,460
COM_PRICE	0,935	1,111	1,890	0,459	0,551
SPREAD_SOBERANO	0,554	1,837	0,511	1,487	0,571
SPREAD_SELIC_TX_PREF	0,539	1,967	0,875	0,611	0,937
CÂMBIO	0,677	0,544	0,969	1,970	0,809

Fonte: O autor, 2013.

Na Tabela 2, para cada um dos dez choques em cinco períodos, a partir de um modelo com inovações t-distribuídas, evidencia-se que as variâncias dos resíduos mudam consideravelmente entre os regimes, justificando a opção pela identificação por heterocedasticidade.

A variância dos choques nos spreads tem agressivo aumento durante a crise financeira de 2008, retraindo após o período. Chama atenção o comportamento do Spread Soberano, cuja volatilidade segue exatamente um padrão menor em períodos normais e proeminente em períodos de crise, oposto ao choque no M1, cuja variância cresce em períodos normais e diminui em períodos de crise. O choque de spread de crédito tem a maior instabilidade durante a crise

monetária, todavia uma das menores durante a recessão de 2015, o que pode revelar uma maior incerteza em depressões econômicas de origem bancária.

Tanto os choques no crédito às famílias quanto os choques no crédito às empresas apresentam pico de variância após a recessão dupla, crescendo ao longo do tempo. O crédito às empresas atinge a maior variância de todos os choques da série no último regime. PIB, IPCA e câmbio tem o seu máximo durante a última recessão. O choque de política monetária teve maior variância durante a crise financeira do que na crise subsequente, apesar dos efeitos reais da crise de 2008 na economia terem sido significativamente menores.

Em seguida, estima-se a tabela de maiores choques:

Tabela 3 – Quatro Maiores Choques, Mediana Posterior, Quadro de Datas

Month	ϵ_{it}	$dy_{i,t}$	Month	ϵ_{it}	$dy_{i,t}$
PIB			Política Monetária		
mai/18	-6,197	-0,017	jun/17	-4,931	-0,006
dez/08	-3,592	-0,01	set/11	-4,683	-0,006
mar/10	3,341	0,009	ago/19	-3,590	-0,005
mai/06	-2,574	-0,007	mar/17	-2,866	-0,004
IPCA			COM_PRICE		
jun/18	7,015	0,009	jul/12	4,569	0,061
mar/15	5,237	0,007	dez/05	3,827	0,051
fev/15	4,824	0,006	jul/10	3,773	0,051
jan/15	3,789	0,005	jan/11	3,404	0,046
CREDFAM			SPREAD_SOBERANO		
mar/13	-8,611	-0,008	out/08	11,780	0,017
out/13	-7,062	-0,007	set/15	4,324	0,006
mar/15	-6,649	-0,007	dez/15	3,887	0,006
set/13	6,370	0,006	mar/16	-3,667	-0,005
CREDEMPR			SPREAD_SELIC_TX_PREF		
mai/18	-7,110	-0,004	nov/08	8,451	0,014
mai/17	-6,203	-0,004	dez/08	5,508	0,009
jun/17	5,626	0,003	dez/15	-5,166	-0,009
jun/18	4,759	0,003	out/08	3,772	0,006
M1			CÂMBIO		
dez/07	13,156	0,098	ago/15	5,176	0,077
jan/08	-11,869	-0,089	jul/13	3,262	0,048
fev/08	-6,281	-0,047	mar/15	2,981	0,045
fev/06	4,134	0,031	abr/11	-2,927	-0,044

Fonte: O autor, 2013.

A tabela 3 lista os 4 maiores choques posteriores para cada equação. Estes estão em unidades de desvio padrão e não de λ . Mostram assim o maiores choques, não as “surpresas”.

O maior destes choques é o M1, de dezembro de 2007. O ano de 2007 foi bom para a economia brasileira, com expansão do crédito e do setor imobiliário, gerando forte demanda. No entanto, houve forte ajuste nos dois meses subsequentes em meio às notícias de desaceleração da economia americana, sendo o segundo maior choque da tabela, o M1 em janeiro de 2008. Em terceiro lugar, o Spread Soberano de outubro de 2008, marcando o momento em que o Brasil começou a sentir mais fortemente os impactos da crise econômica mundial. Este choque foi seguido em novembro e dezembro pelos maiores choques no spread de crédito, indicando stress financeiro.

Sugerindo que estes choques são em boa parte não esperados, ou não usuais, o maior choque do PIB reflete os 10 dias de greve dos caminhoneiros, em maio de 2018. O de política monetária foi resultado da deflação ocorrida em junho de 2017, onde pela primeira vez em 11 anos, o IPCA registrou queda no referido mês. Este choque foi acompanhado, um mês depois, pelo maior choque positivo no IPCA. No entanto, estes choques tendem a vir de períodos com grandes valores de λ_{it} , por isso não são obrigatoriamente as maiores surpresas.

No próximo item, são discutidos os resultados das estimações, as funções de impulso resposta e os exercícios de previsão.

5 RESULTADOS

Os choques estruturais são avaliados pelas funções de impulso resposta, tentando associá-las a interpretações econômicas. São considerados os diferentes efeitos das variáveis e suas flutuações, com o objetivo de compará-los. As Figuras 1 a 4, em quatro “blocos” de 5 por 5, mostram as respostas das 10 variáveis a impulsos, ao longo de cinco anos, dos choques estruturais ortogonais do modelo, que foram dimensionados por extrações de uma distribuição t de escala unitária com 5,7 graus de liberdade. Como a diagonal é normalizada para somar 1 entre os regimes, essas respostas são um tipo de média. Os choques recebem o nome da variável com a qual eles estão mais fortemente associados. Em seguida, realizam-se exercícios para verificar a capacidade preditiva das variáveis.

5.1 Choques Estruturais e Funções de Impulso Resposta

Na Figura 4, o choque de política monetária traz uma resposta positiva imediata da taxa Selic. Isto gera, na Figura 2, uma resposta negativa contemporânea do PIB, uma resposta negativa de curto prazo do crédito às famílias e crédito às empresas. A resposta do IPCA tende a ser negativa no longo prazo, porém não totalmente determinada. A resposta do M1 é imediatamente indefinida, porém negativa no curto prazo. A mediana de resposta do PIB à política monetária contracionista não é tão forte, nem tão persistente, o que concorda com a maior parte das estimativas da literatura, segundo Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020). Ao contrário do trabalho anteriormente citado, que estima uma resposta mais forte do PIB, incluir as variáveis de spread não nos ajudou a capturar o aumento do stress financeiro do sistema bancário diante de um aperto da política monetária. Observando a Figura 4, a resposta dos spreads é imediata, como relataram Caldara e Herbst (2016), mas não é bem determinada, com ambos se aproximando do terreno negativo no curto prazo. O efeito no spread de crédito é persistente, porém de forma não estatisticamente definitiva.

Os choques nos spreads são as fontes mais importantes de variação nos mesmos. Eles possuem uma trajetória semelhante de resposta, porém efeitos diferentes nas outras variáveis do modelo. Observando a Figura 2, ambos possuem efeito negativo sobre o PIB, estando de acordo com as conclusões de Gilchrist, Yankov e Zakrajsek,(2009). Porém, estes choques dos

spreads na produção não são persistentes, na presente pesquisa, tendo o spread de crédito um efeito maior. Possuem efeito indeterminado sobre o IPCA ao longo da trajetória, mas o spread de crédito se situa negativamente no curto prazo e o spread soberano positivamente. O spread de crédito possui efeito negativo de curto prazo no crédito às empresas e imediato no crédito às famílias, enquanto o spread soberano possui o efeito inverso nestas variáveis. Entretanto, estes resultados não são bem definidos probabilisticamente. Voltando à Figura 4, o spread de crédito possui um efeito rápido e persistente de redução na SELIC, no entanto o spread soberano não apresenta um direcionamento definido. Este padrão pode favorecer a crença que distingue um choque de crédito bancário de um distúrbio financeiro não bancário, com a política monetária tentando compensar parcialmente seus efeitos. Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020).

Observando a Figura 1, o choque no crédito às empresas tem um efeito positivo determinado no PIB, no curto prazo, e positivo indeterminado de longa duração, contrastando com o efeito indeterminado do crédito às famílias ao longo da trajetória. Aponta-se na mesma direção de Silva e Zilberman (2017), onde a maior parte do efeito do crédito sobre o PIB per capita é explicada pelo aumento do crédito para as empresas, e Carvalho et al.(2018), que conclui que o crédito às famílias foi ineficaz no aumento de produto nos anos 2000, com apenas pequenos efeitos agregados. Eventualmente, isto poderia implicar em espaço para crescimento econômico, caso a política privilegiasse o crédito ao produtor.

Na Figura 2, o choque exógeno positivo nos preços da commodities leva a um crescimento persistente do PIB e do IPCA, porém não determinado ao fim da trajetória. Tanto o crédito às famílias quanto o crédito às empresas sobem no longo prazo, mas de forma não estatisticamente significativa.

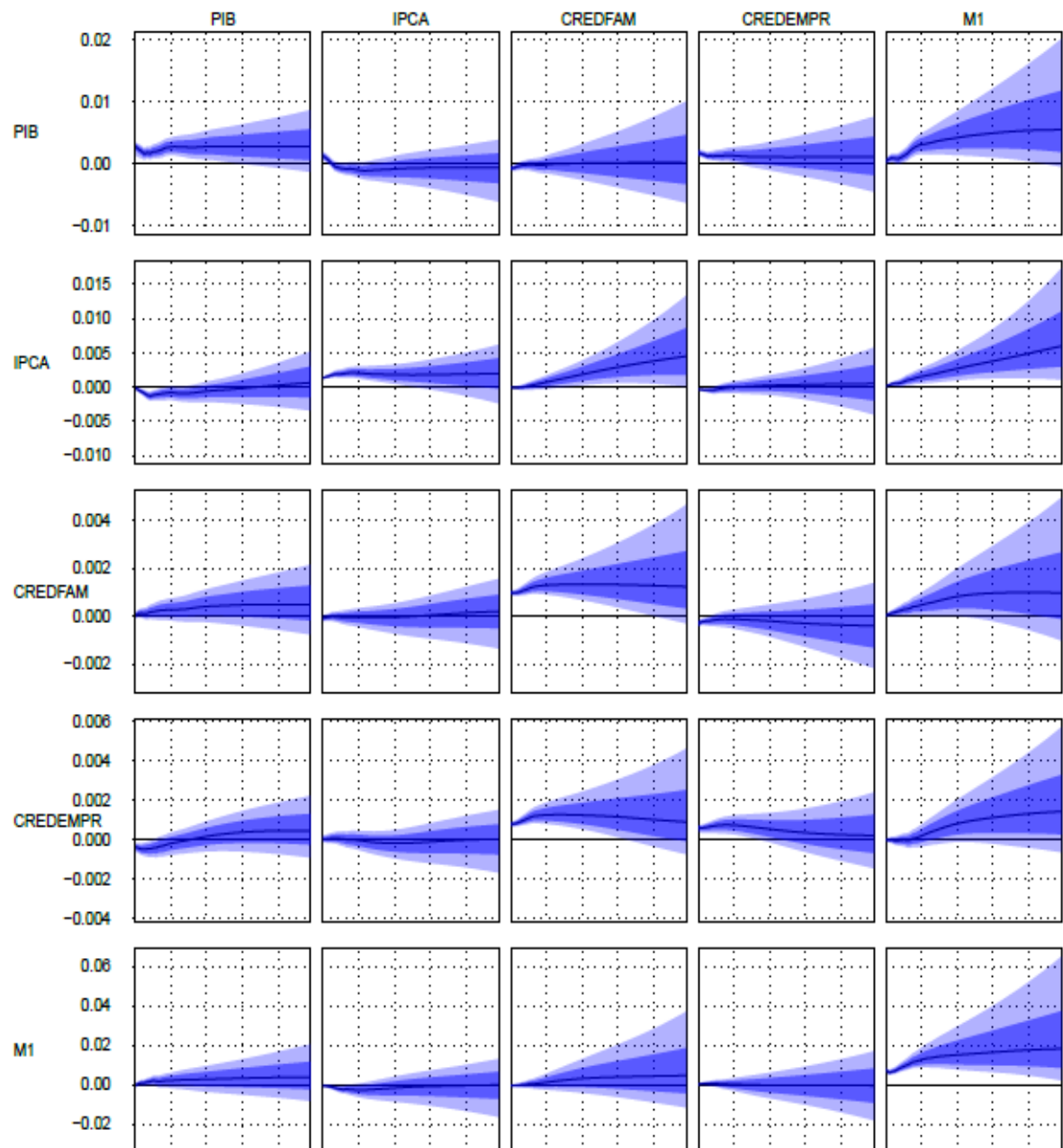
O choque de câmbio produz aumento imediato no produto, porém este efeito se torna negativo e persistente no médio prazo. O efeito sobre o crédito às empresas é claramente negativo ao longo da trajetória, e o efeito sobre a SELIC é imediatamente positivo, assim como o efeito sobre o spread soberano.

De acordo com a Figura 1, M1 positivo causa crescimento do PIB e do IPCA de forma bem definida, e do crédito às famílias e às empresas de forma indeterminada, na trajetória e no longo prazo.

Um choque positivo no PIB leva a uma diminuição do IPCA no curto e médio prazos, com retorno à trajetória positiva, porém indeterminada. Também há um efeito imediato de desvalorização do câmbio, porém transitório.

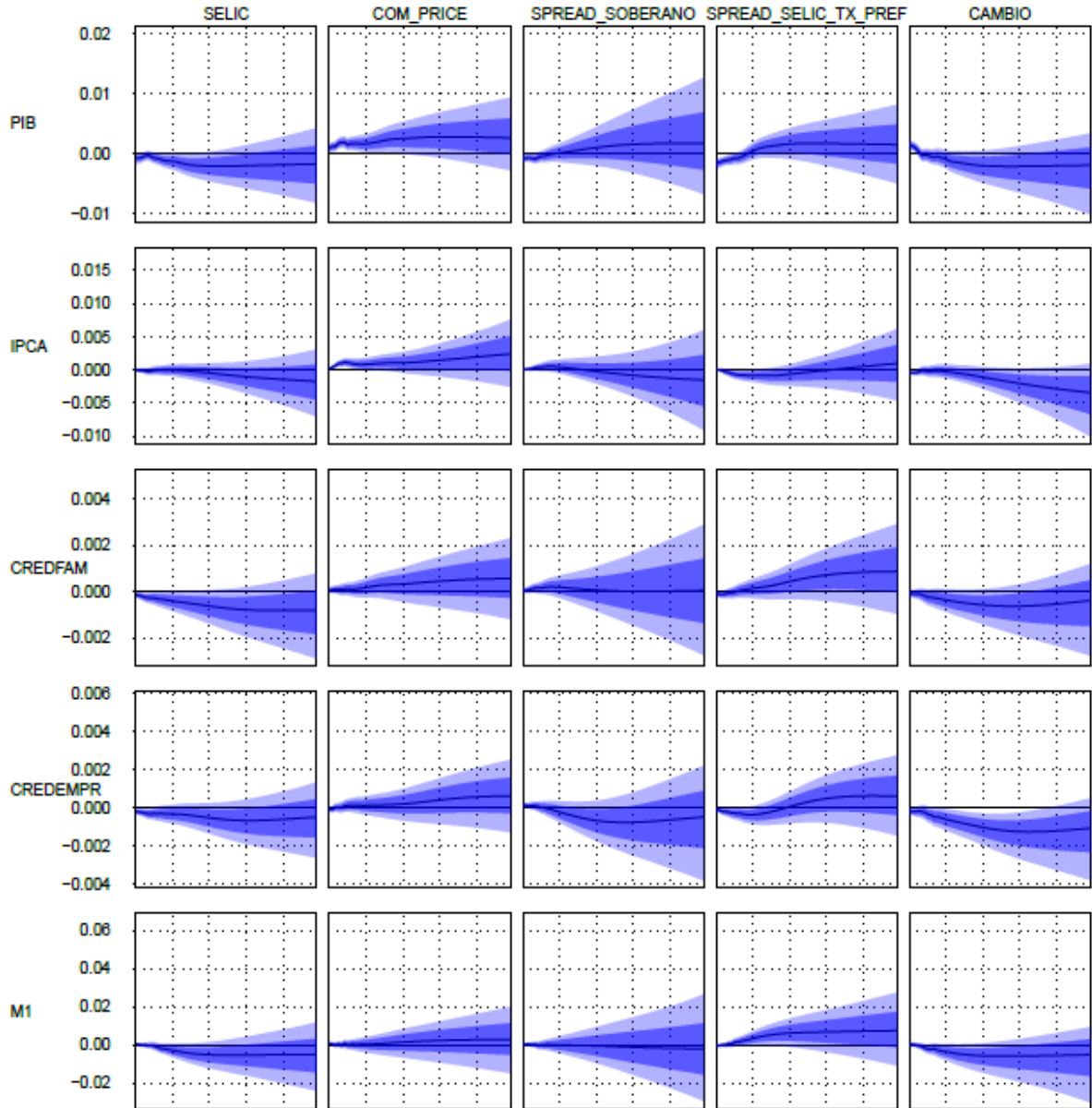
Gráficos abaixo:

Figura 1 – Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Choques no Produto, Inflação, Variáveis de Crédito e M1



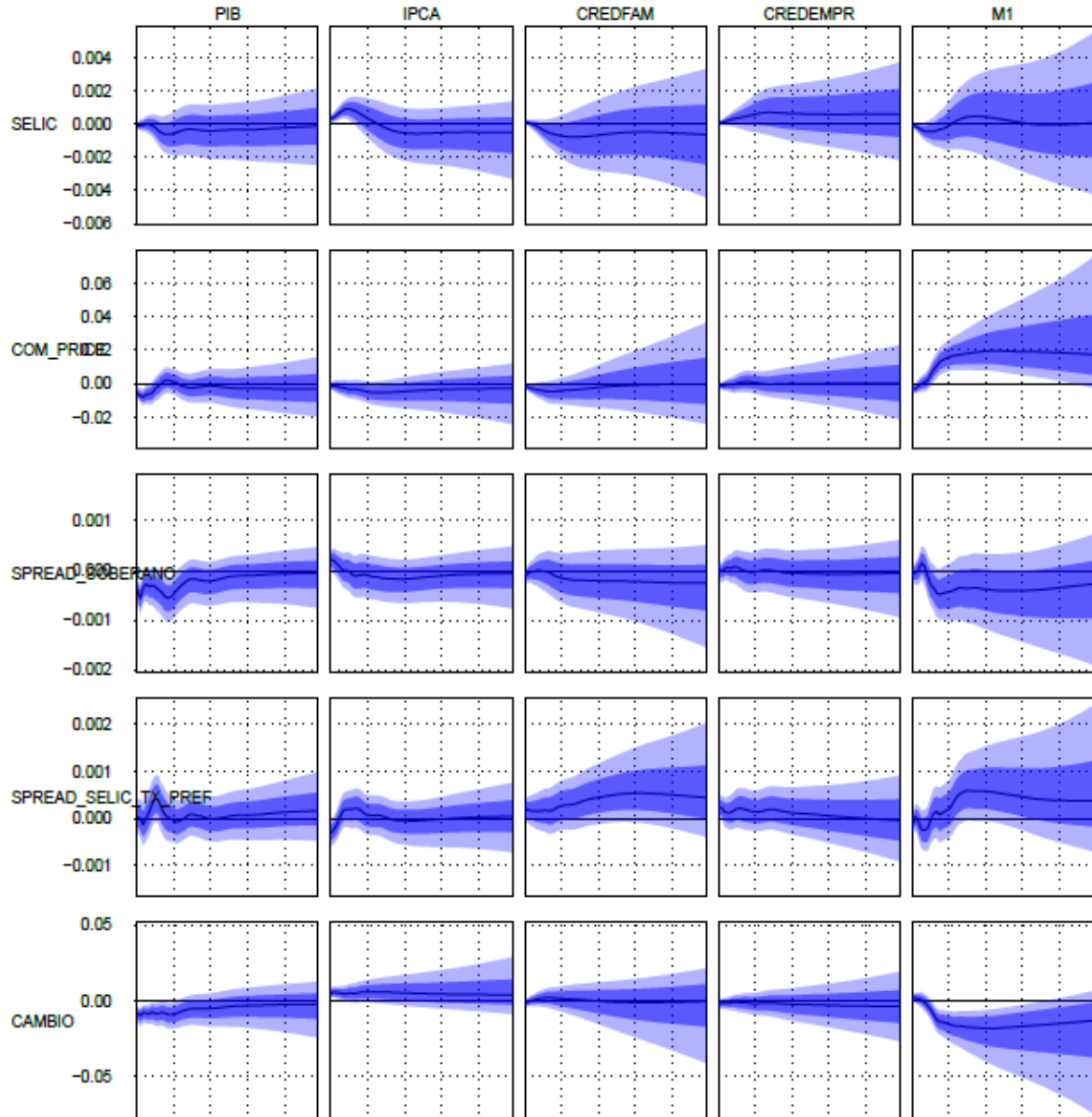
Fonte: O autor, 2013.

Figura 2 – Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Choques nos Juros, Commodities, Variáveis de Spread e Câmbio; sobre o Produto, Inflação, Variáveis de Crédito e M1



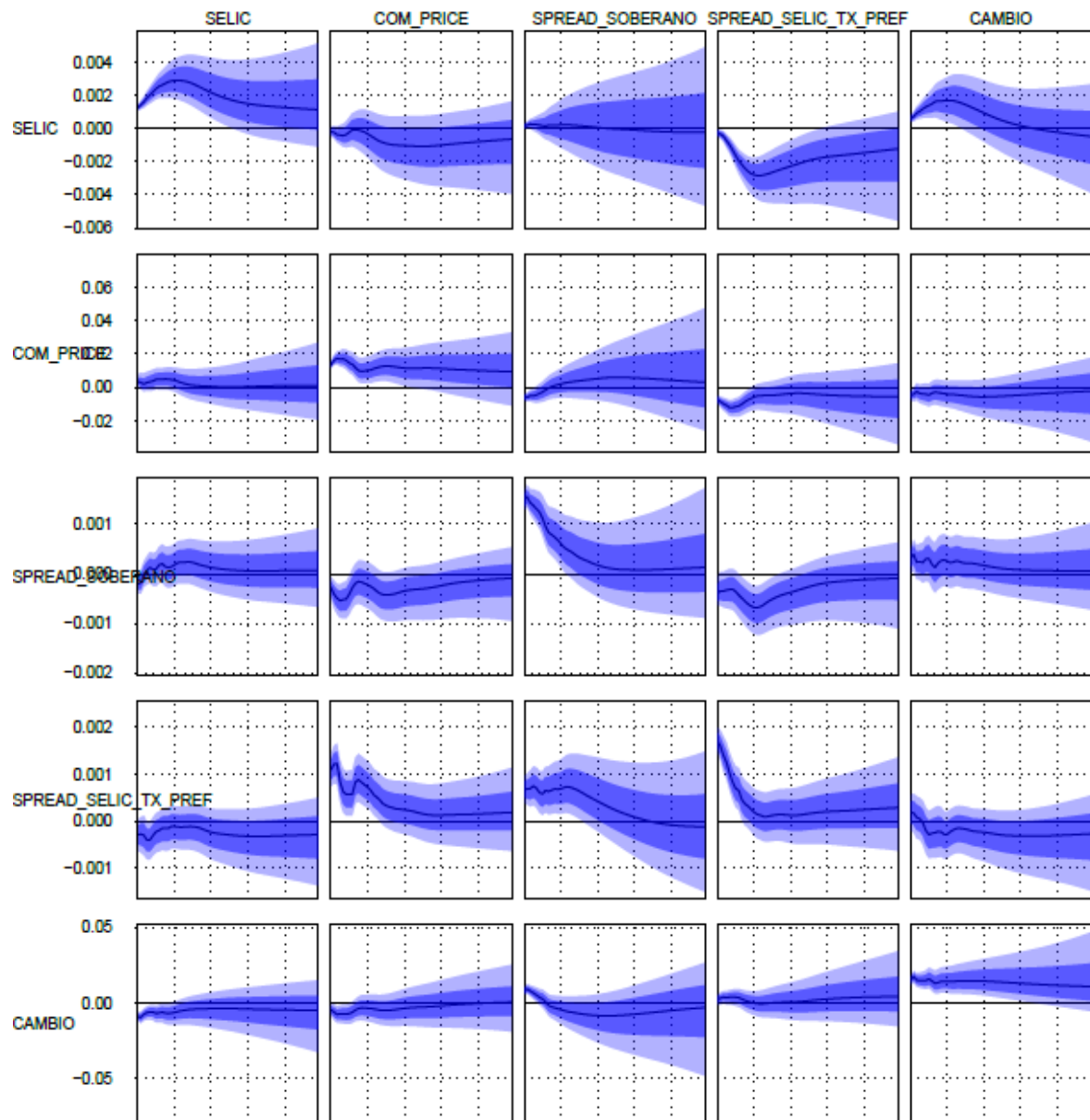
Fonte: O autor, 2013.

Figura 3 – Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Choques no Produto, Inflação, Variáveis de Crédito e M1; sobre Juros, Commodities, Variáveis de Spread e Câmbio



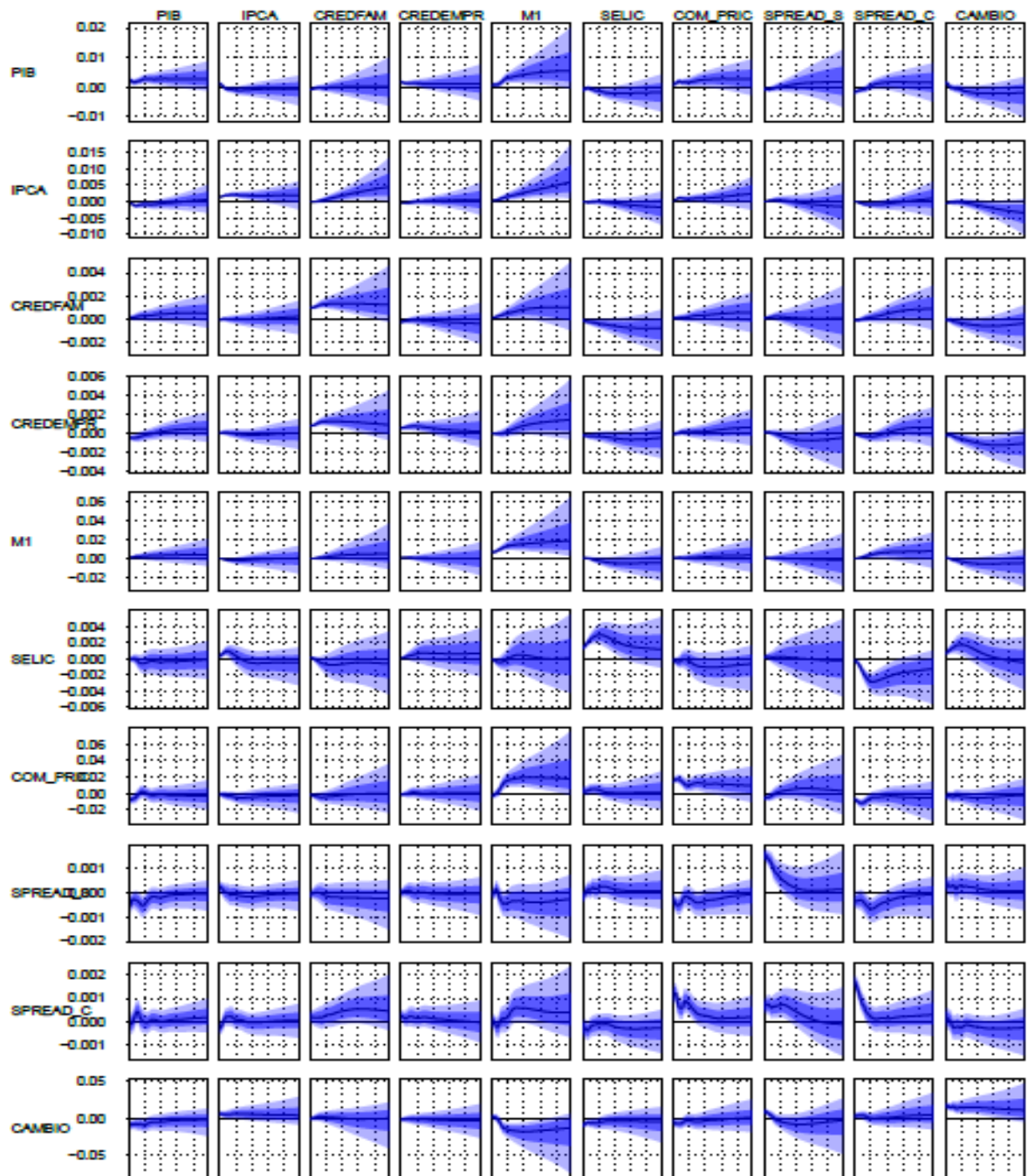
Fonte: O autor, 2013.

Figura 4 – Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Choques nos Juros, Commodities, Variáveis de Spread e Câmbio



Fonte: O autor, 2013.

Figura 5 – Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Modelo Completo



Fonte: O autor, 2013.

A Figura 5 traz todas as funções de impulso resposta consolidadas. Cabe ressaltar a identificação nítida da política monetária, observando a sexta linha, ponto de partida para a análise.

5.2 Capacidade Preditiva das Variáveis

O objetivo desta seção é testar a capacidade preditiva das variáveis em relação ao ciclo de negócios. As variações nos spreads podem indicar mudanças nas condições de crédito, no risco de inadimplência e na confiança dos investidores. As variáveis de crédito podem indicar a alavancagem de consumidores e empresas, sendo, em tese, úteis na previsão de eventos econômicos importantes, pelo risco de default. A estimação das previsões em torno da recessão de 2015 inicia o estudo, e um exercício com todo o período da amostra é apresentado em seguida.

5.2.1 Previsões Em Torno da Recessão de 2015

Esta seção busca analisar as condições de previsão do modelo. A fim de investigar se as informações sobre spreads e agregados de crédito ajudam a mensurar melhor a recessão de 2015, estima-se a moda posterior do modelo com e sem estas variáveis. A estimação é feita utilizando as informações até cada mês, entre janeiro de 2014 e dezembro de 2016. Em seguida, previsões 12 meses à frente são realizadas. Representa-se graficamente o modelo principal de dez variáveis, porém com erros gaussianos, uma versão sem os agregados de crédito e uma versão sem os spreads, nas figuras 6, 7 e 8, respectivamente. O intervalo entre as previsões é de três meses, a partir de janeiro de 2014. A distribuição gaussiana é utilizada por ser mais fácil para realizar computações recursivas e por captar o modelo principal.

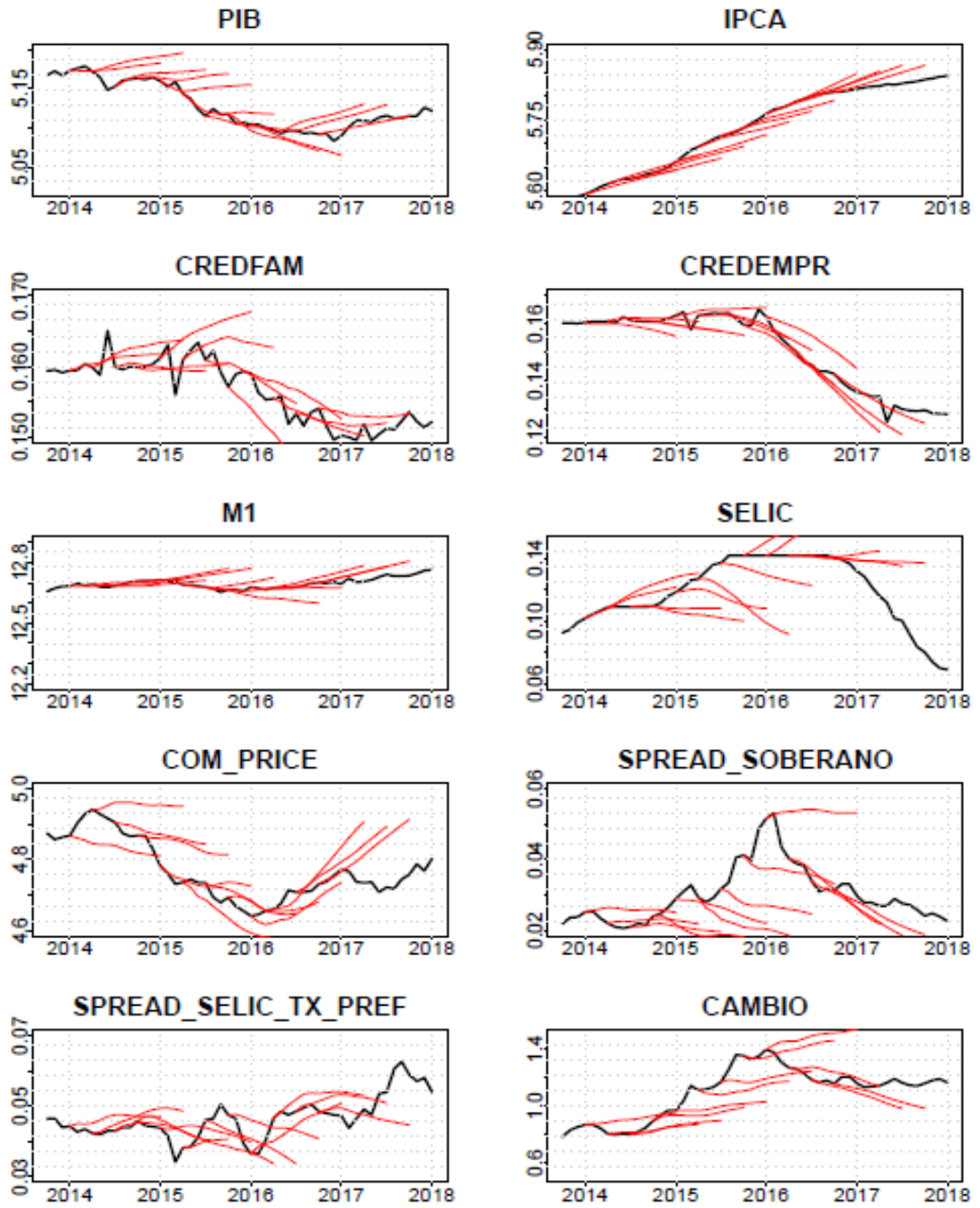
O modelo sem spreads consegue capturar a dinâmica da recessão, uma vez dentro dela, já apontando para a direção negativa do PIB no primeiro trimestre de 2015 e voltando à direção positiva em 2016. A segunda e terceira previsões de 2016 se aproximam do valor real do PIB em 2017. Isto contrasta com os resultados de Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020), cujo modelo sem spreads não aceita a crise de 2008, indicando aumento do PIB durante toda a fase de contração. Entretanto, os modelos com spread parecem captar melhor a saída da crise, sendo as projeções para o PIB de setembro 2016, em ambos os modelos, próximas ao valor real de setembro 2017. Isto é confirmado pelo gráfico da raiz do erro quadrático médio de doze meses. O modelo sem spreads é o que performa pior na saída da crise. Esta observação também é consistente com a análise de impulsos resposta, que indica efeitos macroeconômicos de curto

prazo dos choques nos spreads. Nenhum dos modelos fornece alerta antecipado para a queda do produto, em torno do início da recessão, mas o primeiro a detectar a recessão é o modelo completo.

Todos os modelos antecipam o aumento da taxa de juros em 2015. A primeira projeção de 2014 do modelo sem crédito se aproxima do valor real. Porém, próximo e durante a crise, nenhuma das projeções é satisfatória.

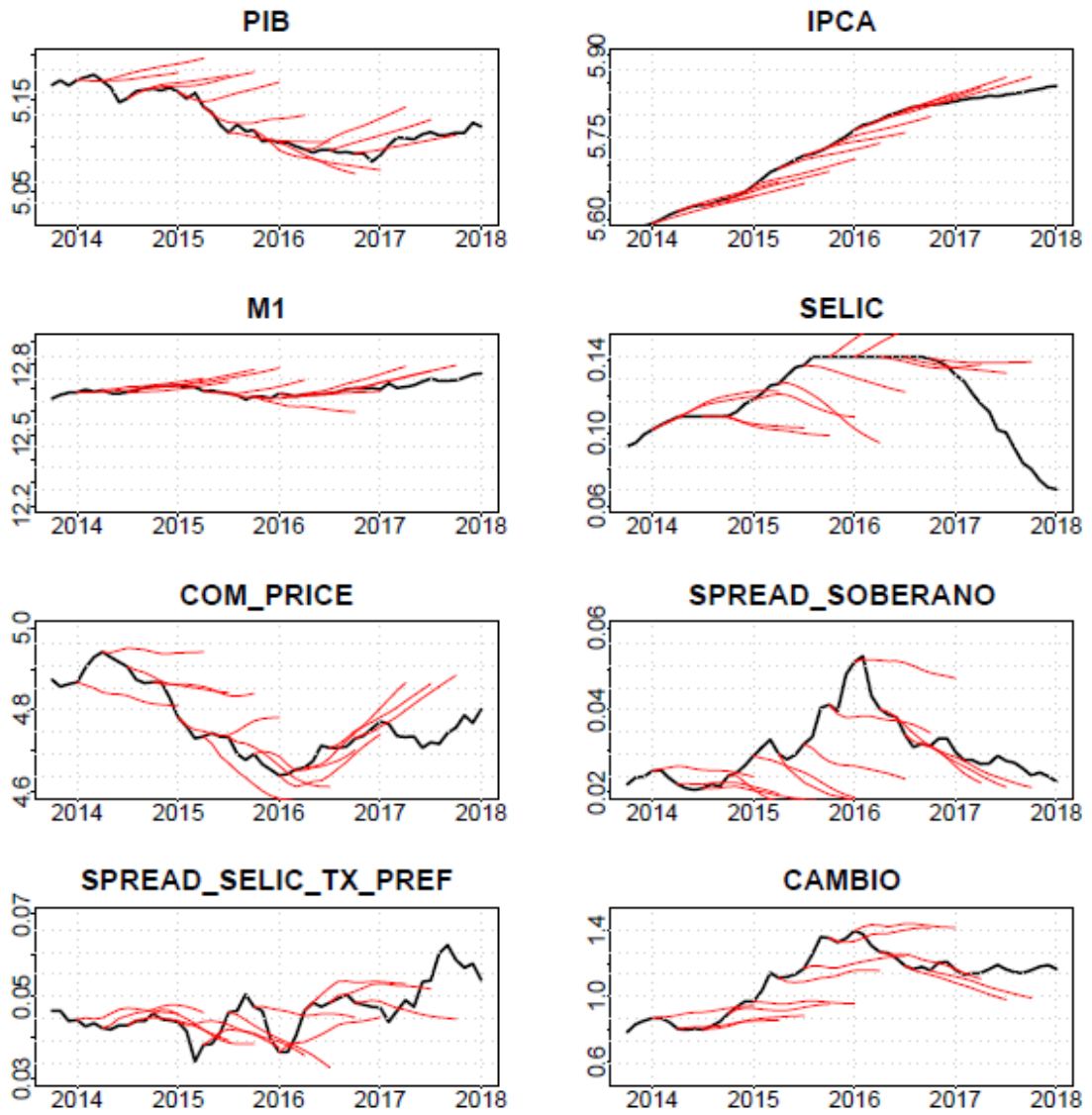
A inclusão de variáveis de crédito melhorou a previsão do modelo em torno do início da recessão, enquanto a inclusão dos spreads captou melhor por volta do seu final. Apresentam-se os gráficos das previsões abaixo.

Figura 6 – Previsões da Moda Posterior, Modelo Completo, Recessão de 2015



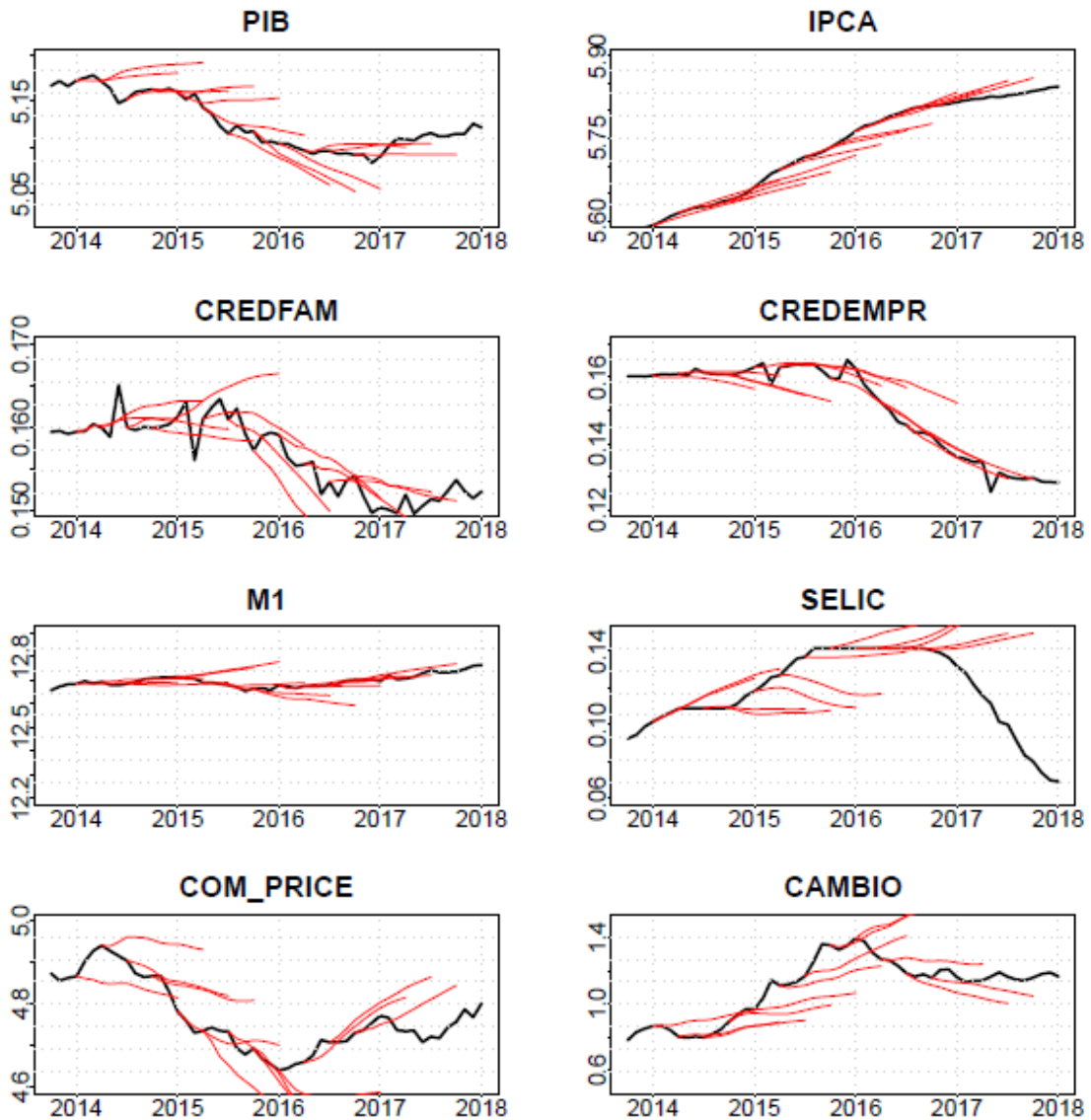
Fonte: O autor, 2013.

Figura 7 – Previsões da Moda Posterior, Modelo Sem Crédito, Recessão de 2015



Fonte: O autor, 2013.

Figura 8 – Previsões da Moda Posterior, Modelo Sem Spreads, Recessão de 2015



Fonte: O autor, 2013.

5.2.2 Capacidade de Previsão da Amostra Completa

A capacidade preditiva do modelo completo é avaliada, assim como uma versão sem variáveis de spread e outra versão sem agregados de crédito. A avaliação é feita ao longo do período da amostra, a partir de agosto de 2008. Estima-se a moda posterior do modelo até cada mês. Em seguida, são feitas previsões de um mês, seis meses e doze meses. O objetivo é comparar as previsões por meio da raiz do erro quadrático médio, aqui identificada pelas iniciais REQM, seguindo a métrica utilizada em Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020). A REQM

é calculada pela raiz quadrada da média dos quadrados das diferenças entre as previsões do modelo e os valores reais:

$$REQM = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - p_i)^2},$$

sendo n o número de amostras, y_i é o valor real observado da amostra i , e p_i é o valor previsto pelo modelo para a amostra i .

A vantagem de usar a raiz do erro quadrático médio é a diminuição dos efeitos de valores extremos nos dados, pois são reduzidos pela raiz quadrada. A REQM é menos sensível a estes valores do que o erro quadrático médio. Portanto, pode fornecer uma melhor medida de desempenho geral do modelo. Quanto maior a REQM, pior a capacidade preditiva do modelo.

Observa-se, nas figuras 9 até 15, a REQM do modelo com todas as variáveis (azul), do modelo sem spreads (vermelho), e do modelo sem agregados de crédito (verde). As previsões são de um mês, seis meses e doze meses, indicadas em cada figura. As figuras 9, 10, 11 e 12 mostram apenas a recessão de 2015, enquanto as figuras 13, 14 e 15 apresentam todo o período.

Observando as Figuras 9, 10 e 13, próximo ao início da recessão de 2015, o modelo sem crédito tem a maior REQM para a previsão do PIB em todos os horizontes de previsão. O modelo completo tem menor REQM nos horizontes de um mês e seis meses. Perto do fim da recessão, nos horizontes de seis e doze meses, o modelo sem spreads tem a maior REQM.

Durante a recessão, o modelo completo tem a menor REQM, enquanto os outros dois alternam posições. O modelo sem spreads possui melhores previsões em torno do início da recessão, e o modelo com spreads no final. Como a recessão de 2015 não é oriunda de uma crise bancária internacional, poderia surgir a argumentação de que os modelos com spreads seriam melhores previsores apenas em recessões oriundas de crises financeiras. No caso da crise de 2008, observando as figuras 13, 14 e 15, o modelo completo tem maior REQM em todos os horizontes, enquanto o modelo sem spreads tem a menor. Portanto, tal argumento não encontraria respaldo na presente pesquisa.

Observando as figuras 11 e 12, em relação à previsão da taxa Selic, durante a recessão de 2015, o modelo sem crédito dificilmente possui a maior REQM, sendo o modelo sem spreads o de maior REQM ao final do período recessivo. Todavia, o modelo sem spreads capta melhor os aumentos de juros de 2015 imediatamente antes da recessão, proporcionando o menor REQM nos três horizontes de previsão.

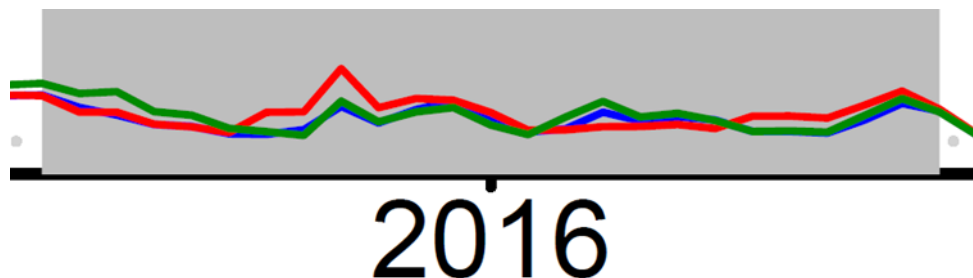
Observando as figuras 13, 14 e 15, o modelo completo possui menor REQM para o IPCA em torno do início da recessão de 2015. Todos os modelos possuem alta REQM no horizonte de um mês para inflação.

Fora dos períodos de crise, o modelo completo e o modelo sem crédito possuem REQM de comportamento parecido na previsão do PIB, exceto quando a recessão se aproxima. As trajetórias de previsão se descolam e o modelo sem crédito passa a ter a maior REQM em todos os horizontes. Enquanto isso, a REQM do modelo principal se aproxima do modelo sem spreads. O modelo sem spreads parece ter menor REQM que os outros até 2012, inclusive na crise de 2008. Avaliando-se os modelos até 2012, a não necessidade das variáveis de spread poderia se tornar uma conclusão. Após a recessão, o modelo sem spreads performa melhor que os outros, notadamente nas previsões de curto prazo. Isto poderia denotar que pequenas flutuações nos spreads em períodos normais não são úteis para previsão do PIB, segundo Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020).

Não há evidências de que o acréscimo das variáveis de spread melhore as previsões fora de períodos de crise, e dentro destes períodos, suas previsões são melhores do que os outros modelos apenas próximo ao fim da recessão.

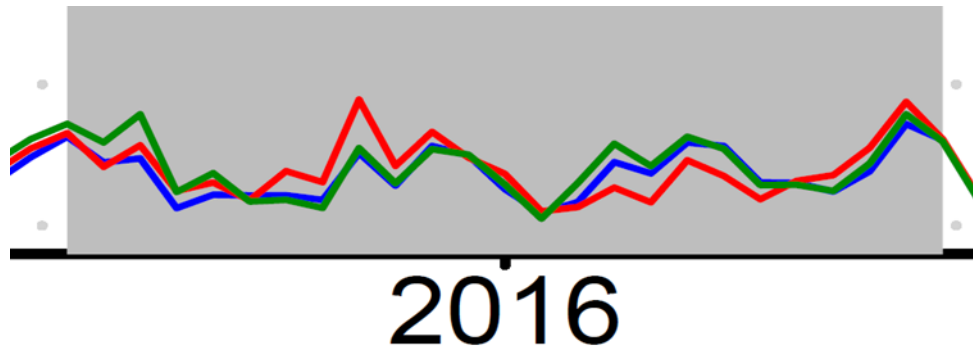
Gráficos abaixo:

Figura 9 – Raiz do Erro Quadrático Médio das Previsões do PIB, Recessão de 2015-2016, 12 Meses



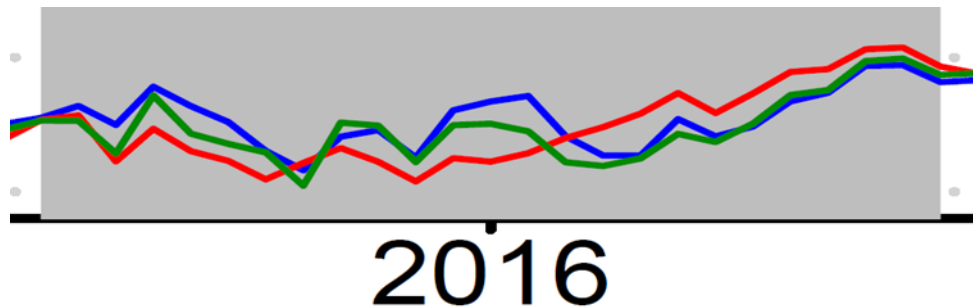
Fonte: O autor, 2013.

Figura 10 – Raiz do Erro Quadrático Médio das Previsões do PIB, Recessão de 2015-2016, 6 Meses



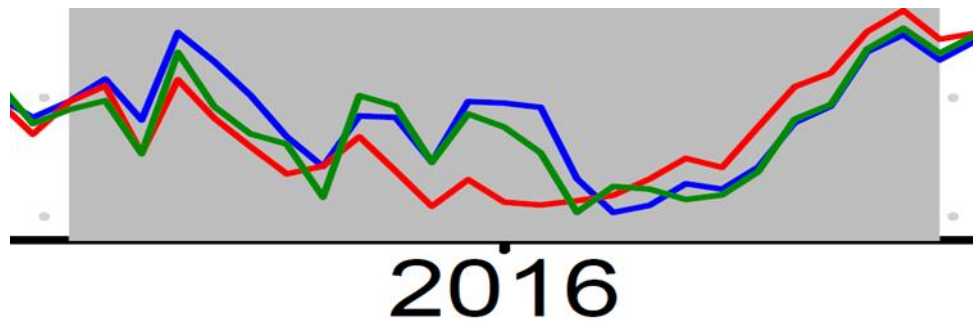
Fonte: O autor, 2013.

Figura 11 – Raiz do Erro Quadrático Médio das Previsões da SELIC, Recessão de 2015-2016, 12 Meses



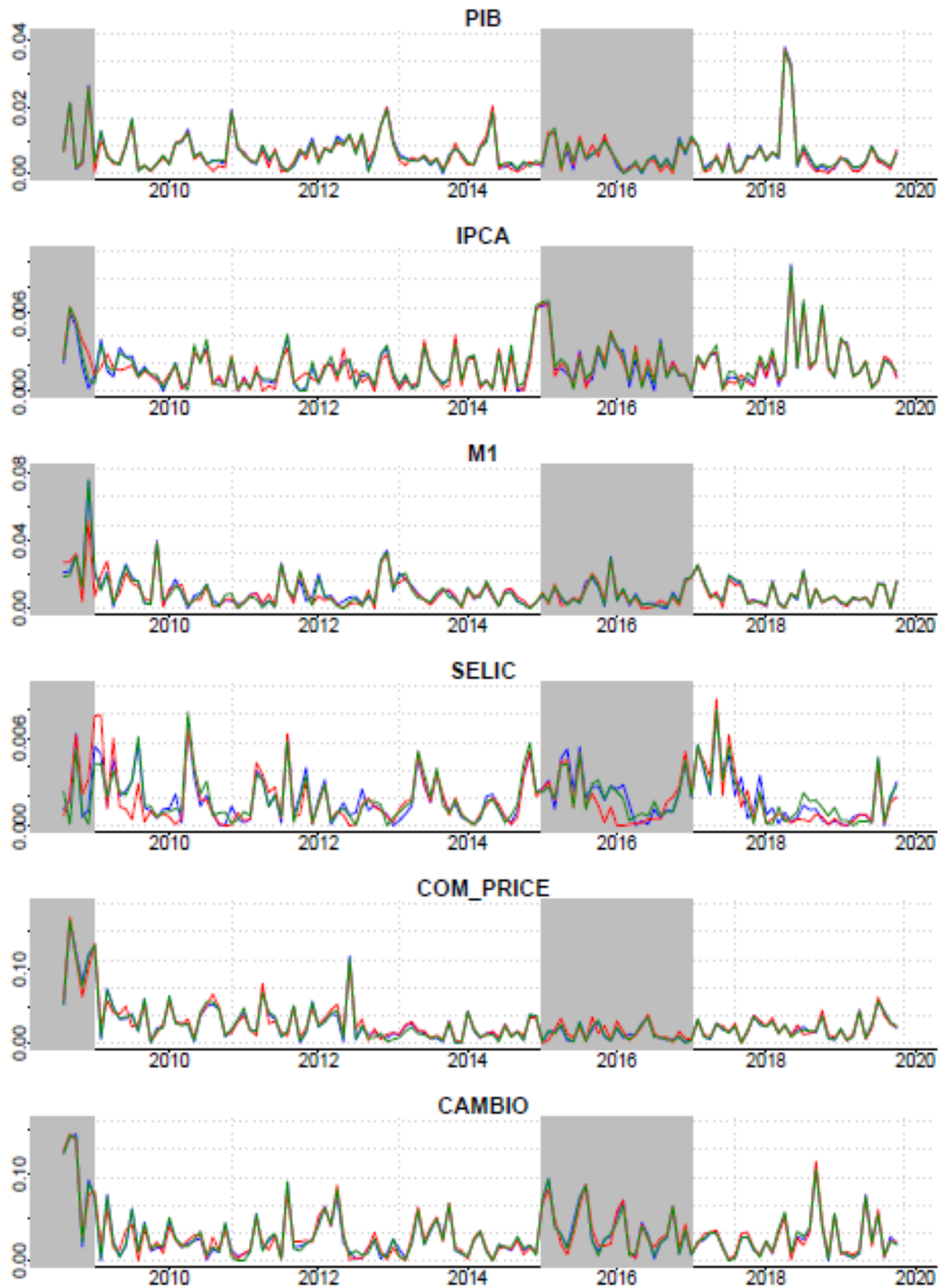
Fonte: O autor, 2013.

Figura 12 – Raiz do Erro Quadrático Médio das Previsões da SELIC, Recessão de 2015-2016, 6 Meses



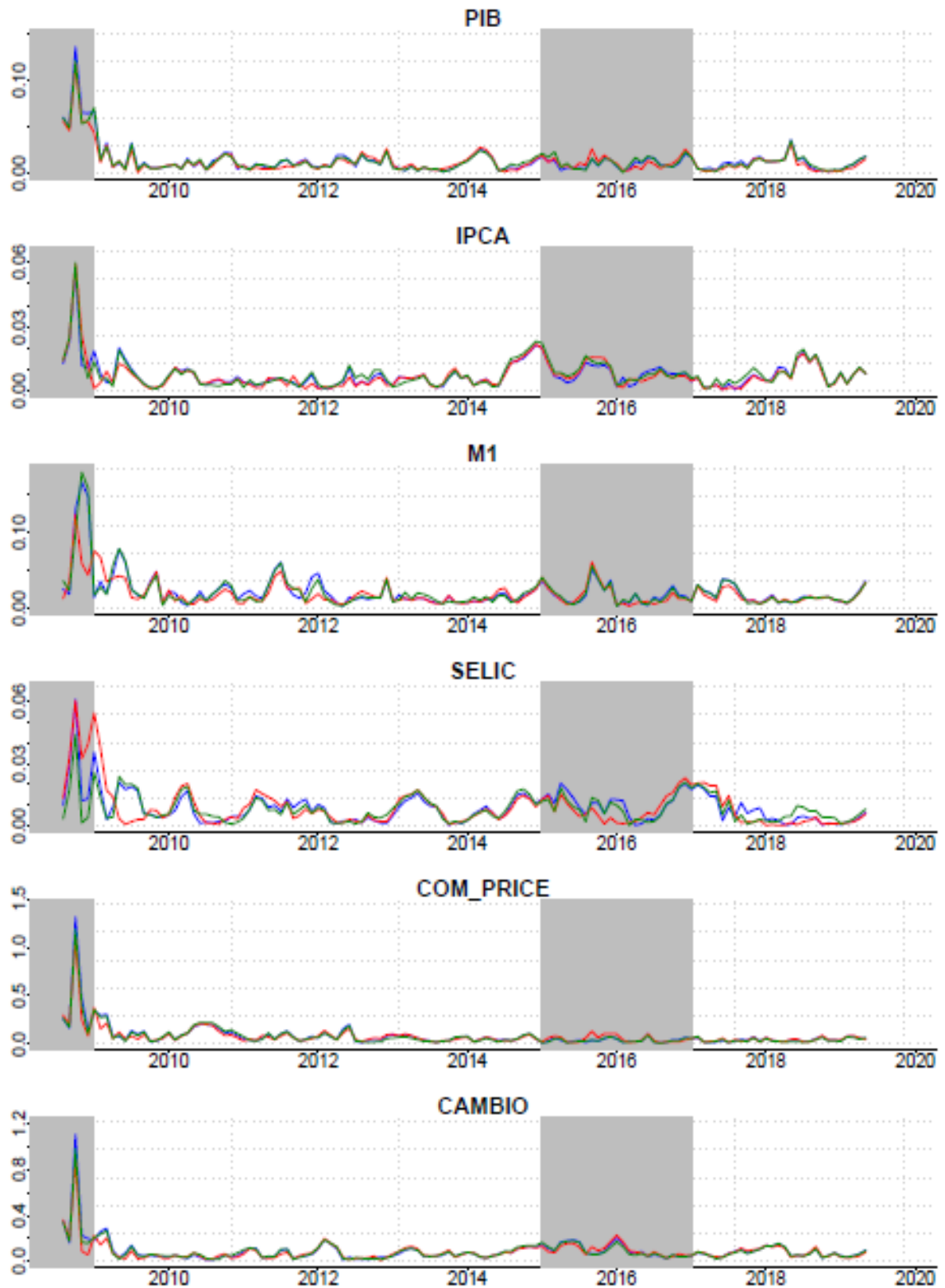
Fonte: O autor, 2013.

Figura 13 – Raiz do Erro Quadrático Médio, Previsões de Um Mês, Erros Gaussianos, Modelo Completo em Azul, Sem Spreads em Vermelho, Sem Crédito em Verde, Recessões Sombreadas



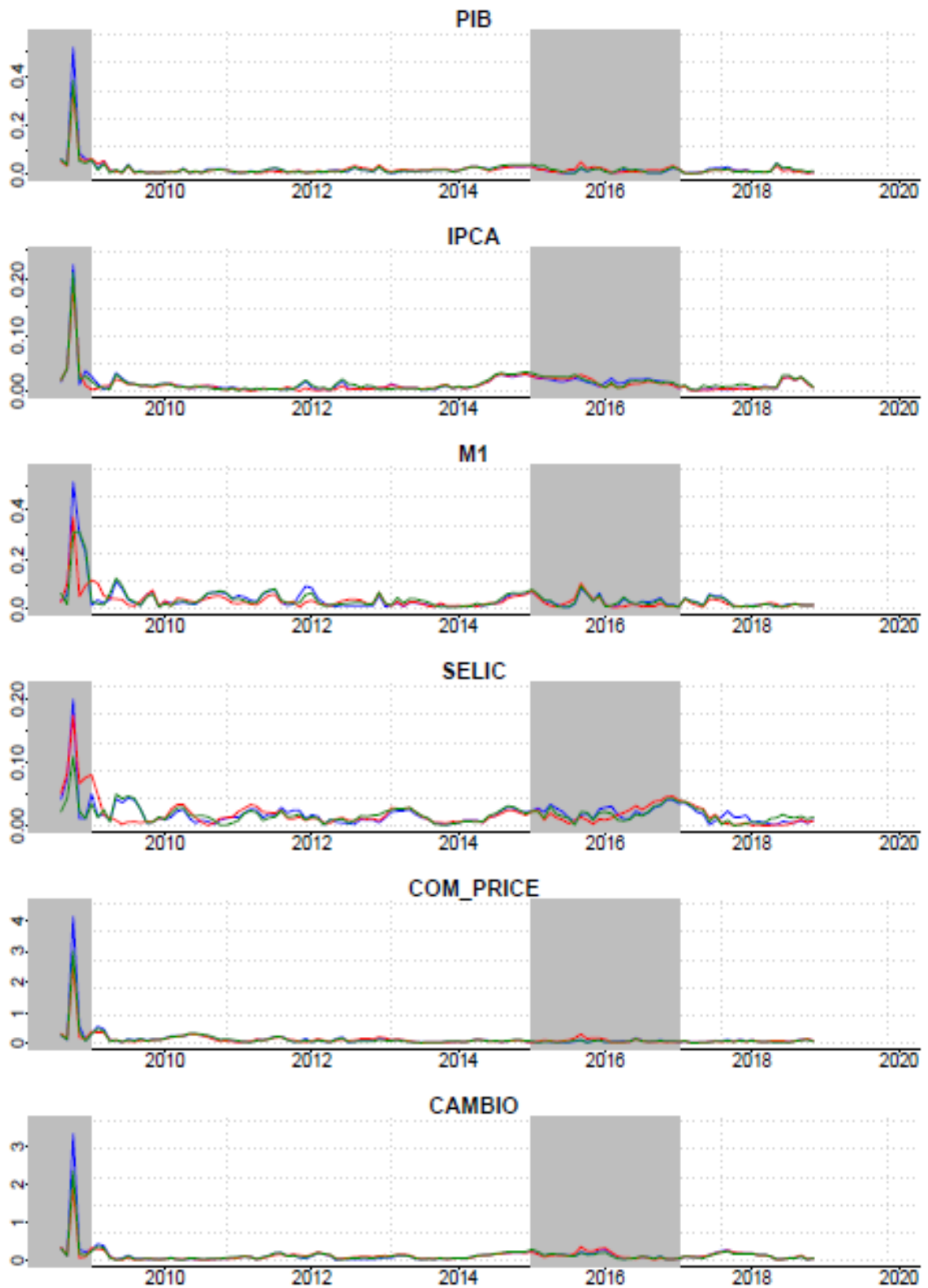
Fonte: O autor, 2013.

Figura 14 – Raiz do Erro Quadrático Médio, Previsões de Seis Meses, Erros Gaussianos, Modelo Completo em Azul, Sem Spreads em Vermelho, Sem Crédito em Verde, Recessões Sombreadas



Fonte: O autor, 2013.

Figura 15 – Raiz do Erro Quadrático Médio, Previsões de Doze Meses, Erros Gaussianos, Modelo Completo em Azul, Sem Spreads em Vermelho, Sem Crédito em Verde, Recessões Sombreadas



Fonte: O autor, 2013.

6 ROBUSTEZ

Algumas variantes do modelo principal são estimadas para testar de que forma os resultados das probabilidades posteriores seriam modificados, e se essas alterações poderiam refutar as evidências encontradas nesta pesquisa. Os gráficos estão no Apêndice A. Essas mudanças incluem novas distribuições dos choques estruturais, utilização de outras variáveis e a diminuição no número de defasagens.

Quando a distribuição t dos resíduos do modelo é substituída pela distribuição normal, o efeito notável é a maior largura das bandas de incerteza. Mas não o suficiente para indeterminar os resultados da política monetária. Pelo contrário, esta distribuição exacerba o choque contemporâneo da política monetária no PIB. Além disso, o efeito imediato do choque do spread de crédito no PIB também aumenta, enquanto o choque do crédito às famílias continua sem efeito de curto ou longo prazo. A maior parte das funções de impulso resposta é semelhante, o que aponta consistência da estimação. A diferença perceptível sobre o produto é a ausência de efeito contemporâneo do Spread Soberano.

Quando a distribuição dos resíduos do modelo é mista, entre a distribuição normal e a distribuição t , a lá Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020), os resultados da distribuição gaussiana se mantêm, persistindo a diferença nos efeitos de curto prazo do Spread Soberano. As bandas de incerteza permanecem mais largas do que na distribuição t , porém as respostas aos impulsos permanecem semelhantes.

Introduzem-se no modelo o endividamento das famílias com o Sistema Financeiro Nacional em relação à renda acumulada dos últimos doze meses, e a Dívida Líquida do Setor Público Consolidado em proporção ao PIB, séries 4.513 e 29.037 do Banco Central, respectivamente. Quando estas variáveis são colocadas no lugar dos spreads, os resultados da política monetária são mantidos. A mediana do choque de CREDFAM no PIB, que era neutra com os spreads, passa a ser negativa no curto prazo e positiva no longo prazo, porém a função de impulso resposta permanece indeterminada. O crédito às empresas afeta positivamente o PIB no curto prazo. O choque na dívida das famílias, bem determinado, gera um efeito negativo de curto prazo significativo no PIB, cuja mediana é persistente no longo prazo. Como o crédito às famílias tem efeito positivo na dívida das famílias no curto prazo, este pode ser um canal pelo qual CREDFAM tem efeito adverso sobre o produto. O choque de política monetária tem efeito positivo e persistente na dívida do setor público, cujo efeito imediato é negativo sobre o PIB.

Utilizando as variáveis de dívida no lugar de CREDFAM e CREDEMPR, a política monetária preserva os efeitos do modelo original, o spread de crédito mantém o efeito negativo imediato sobre o PIB, e o spread soberano possui efeito indeterminado. DIVFAM possui mediana negativa no curto prazo sobre o produto, mas o efeito é indeterminado.

Quando o modelo original é estimado com 6 lags, ao invés de 10, a mediana do choque do crédito às famílias sobre o PIB é negativa persistente, o spread soberano não possui efeito determinado sobre o PIB e as outras relações são confirmadas. Quando o modelo é estimado com 3 lags, há um efeito negativo maior do IPCA e do CREDFAM sobre o PIB, permanecendo os outros choques no produto na mesma direção.

O modelo demonstrou capacidade de lidar com diferentes tipos de dados e distribuições, sem comprometer definitivamente o seu desempenho. Isto é importante para obtenção de conclusões.

CONCLUSÃO

O mercado financeiro é um importante indicador do desempenho da economia e pode afetar o ciclo de negócios. Seria importante, tanto para as decisões de política econômica quanto de investimento, a compreensão de como as flutuações das variáveis financeiras afetam a economia real. Entender os *feedbacks* entre as variáveis financeiras e variáveis macroeconômicas poderia reduzir riscos na formulação de política econômica.

Neste sentido, a presente pesquisa investigou a dinâmica entre as variáveis financeiras e o ciclo de negócios, avaliando as relações entre o PIB, IPCA, crédito às famílias, crédito às empresas, M1, Selic, preços de commodities, spread soberano, spread entre a Selic e a taxa preferencial, e o câmbio. Estas variáveis econômicas foram analisadas por meio de um modelo VAR Bayesiano, que leva em consideração a presença de heterocedasticidade nos dados. A escolha deste modelo possibilitou capturar *feedbacks* e impulsos entre os parâmetros, a incorporação de informações a priori e a estimativa de incertezas.

Os resultados obtidos sugerem que a política monetária não é amplificada por meio de *spreads* de crédito, sendo este resultado semelhante à maior parte da literatura. A resposta do PIB à política monetária é determinada apenas no curto prazo, não tão forte quanto em Brunnermeier, Palia, Sastry, e Sims (2020). Os choques nas variáveis de “stress”, representadas pelos *spreads*, geram efeito negativo contemporâneo não persistente, ao contrário do efeito atrasado e persistente do trabalho citado. Apesar do efeito real dos choques dos *spreads* no produto, eles não são capazes de antever recessões, captando a sua dinâmica posteriormente. Entretanto, eles aumentam a capacidade preditiva do modelo próximo ao fim das recessões. A inclusão de variáveis de crédito melhora a previsão em torno do início das crises, porém nem a inclusão de variáveis de crédito, tampouco *spreads*, pode fazer com que o modelo prenuncie recessões.

Há uma relação de longo prazo indeterminada entre o PIB, crédito às famílias e crédito às empresas. Todavia, o crédito às empresas tem efeito de curto prazo positivo e efeito de longo prazo positivo mal determinado sobre o PIB. Concorde-se com Silva e Zilberman (2017), que o efeito do crédito às empresas sobre o crescimento do PIB é maior do que o do crédito às famílias, uma evidência consequente para a condução de política econômica. Do mesmo modo, há a confirmação de Carvalho et al.(2018), em relação à ineficiência de uma expansão do crédito às famílias no aumento do produto.

A relação entre PIB e M1 é positiva e persistente, assim como os choques de M1 sobre o IPCA. Os choques do IPCA possuem efeitos negativos sobre o PIB e M1 no curto prazo. Um choque no câmbio tem efeito positivo contemporâneo e negativo de médio prazo sobre o PIB. O IPCA e o câmbio possuem efeito de curto prazo positivo bem definido na taxa de juros. Um choque no preço das commodities tem efeito positivo persistente no PIB.

A pesquisa buscou fornecer relações entre as variáveis do modelo, que podem ser úteis para tomadores de decisão e formuladores de políticas econômicas. O maior número de variáveis financeiras utilizadas em conjunto, principalmente em relação à literatura nacional, com um período menor de disponibilidade, pode ter influenciado alguns resultados conflitantes com parte da literatura anterior, mas a maior parte dos resultados possui respaldo em trabalhos já publicados.

A contribuição, e objetivo principal do trabalho, foi a estimação de um modelo que endogeniza a dinâmica da taxa SELIC, identifica a política monetária em conjunto com spreads de juros e incorpora incerteza, permitindo uma avaliação inovadora da interação entre variáveis financeiras e da macroeconomia. Os resultados confirmam a literatura anterior em relação à política monetária, e inovam parcialmente em relação à capacidade preditiva de spreads e agregados de crédito. Todavia, questões como a distinção entre relações de precedência e causalidade entre as variáveis podem ser levantadas. Estas questões envolvem um debate próprio e o tema pode ser aprofundado em futuras investigações.

REFERÊNCIAS

AIKMAN, David *et al.* Credit, financial conditions, and monetary policy transmission. *62nd issue (June 2020) of the International Journal of Central Banking*, 2020.

ALVES, Renan. *O impacto da política fiscal sobre a atividade econômica ao longo do ciclo econômico: evidências para o Brasil*. 2017. Dissertação (Mestrado em Economia) - Instituto de Pesquisas Econômicas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2017.

BAXTER, Marianne; KING, Robert G. Measuring business cycles: approximate band-pass filters for economic time series. *Review of economics and statistics*, v. 81, n. 4, p. 575-593, 1999.

BERNANKE, Ben S.; GERTLER, Mark. *Agency costs, collateral, and business fluctuations*. Federal Reserve Bank of San Francisco, San Francisco, CA, 1986.

BLANCHARD, Olivier; FISCHER, Stanley. *Lectures on macroeconomics*. MIT press, Cambridge, MA, 1989.

BLUNDELL, Richard; BOND, Stephen. Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models. *Journal of econometrics*, v. 87, n. 1, p. 115-143, 1998.

BORDO, Michael *et al.* Is the crisis problem growing more severe?. *Economic policy*, v. 16, n. 32, p. 52-82, 2001.

BORGES, Bruna Kasprzak; PORTUGAL, Marcelo Savino. *Previsão macroeconômica em tempo real para o Brasil: uma aplicação do modelo VAR com coeficientes variando no tempo e volatilidade estocástica*. Departamento de Economia, PPGE, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2017.

BRUGNOLINI, Luca. About local projection impulse response function reliability. *CEIS Tor Vergata, Research paper Series*, v. 16, n. 440, 2018.

BRUNNERMEIER, Markus *et al.* Feedbacks: financial markets and economic activity. *American Economic Review*, v. 111, n. 6, p. 1845-1879, 2021.

BRUNNERMEIER, Markus K. *et al.* Redistributive monetary policy. *In: Jackson hole symposium*. Federal Reserve Bank of Kansas City, Kansas City, KS, p. 331-384, 2012.

BRY, Gerhard; BOSCHAN, Charlotte. Front matter to "CYCLICAL Analysis of Time Series: Selected Procedures and Computer Programs". In: *Cyclical analysis of time series: Selected procedures and computer programs*. NBER, p. -13—2, 1971.

CALDARA, Dario; HERBST, Edward. Monetary policy, real activity, and credit spreads: Evidence from Bayesian proxy SVARs. *American Economic Journal: Macroeconomics*, v. 11, n. 1, p. 157-192, 2019.

CARVALHO, Carlos *et al.* Macroeconomic effects of credit deepening in Latin America. *Journal of Money, Credit and Banking*, 2014.

CAVALCANTI, Marco AFH. Identificação de modelos VAR e causalidade de Granger: uma nota de advertência. *Economia Aplicada*, v. 14, p. 251-260, 2010.

CHAN, Joshua CC. Specification tests for time-varying parameter models with stochastic volatility. *Econometric Reviews*, v. 37, n. 8, p. 807-823, 2018.

CHRISTIANO, Lawrence J.; EICHENBAUM, Martin; EVANS, Charles L. Monetary policy shocks: What have we learned and to what end?. *Handbook of macroeconomics*, v. 1, p. 65-148, 1999.

CLAESSENS, Stijn; KOSE, M. Ayhan; TERRONES, Marco E. Financial cycles: what? how? when?. In: *NBER International Seminar on Macroeconomics*. Chicago, IL: University of Chicago Press, p. 303-344, 2011.

CLAESSENS, Stijn; KOSE, M. Ayhan; TERRONES, Marco E. How do business and financial cycles interact?. *Journal of International economics*, v. 87, n. 1, p. 178-190, 2012.

DELL'ARICCIA, Giovanni *et al.* Policies for macrofinancial stability: How to deal with credit booms. *IMF Staff discussion note*, v. 12, n. 06, 2012.

DEMIRALP, Selva; HOOVER, Kevin D. Searching for the causal structure of a vector autoregression. *Oxford Bulletin of Economics and statistics*, v. 65, p. 745-767, 2003.

DREHMANN, Mathias; BORIO, Claudio EV; TSATSARONIS, Kostas. Characterising the financial cycle: don't lose sight of the medium term! *BIS Working Paper*, n. 380, 2012.

DREHMANN, Mathias; JUSELIUS, Mikael. Evaluating early warning indicators of banking crises: Satisfying policy requirements. *International Journal of Forecasting*, v. 30, n. 3, p. 759-780, 2014.

EHRL, Philipp; PEREIRA, Greisson Almeida; ZANCHI, Vinicius Vizzotto. Crédito e crescimento regional no Brasil: o BNDES versus bancos privados e públicos. *Texto para Discussão*, 2020. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/10126>. Acesso em: 15 out. 2023.

GARBER, G. et al. Household debt and recession in Brazil. *Handbook of US Consumer Economics*. 2019.

GERTLER, Mark; KARADI, Peter. Monetary policy surprises, credit costs, and economic activity. *American Economic Journal: Macroeconomics*, v. 7, n. 1, p. 44-76, 2015.

GIANNINI, Fábio Augusto; DIAS, Maria Helena Ambrosio; DIAS, Joilson. Ciclos dos Negócios: Um Estudo Empírico para as Flutuações da Economia Brasileira entre 1992 e 2007. In: ENCONTRO DA ANPEC, 37., Foz do Iguaçu, 2009. Disponível em: <https://www.anpec.org.br/encontro2009/inscricao.on/arquivos/000-c9dc61f65aaf7cd9481f10c7aff92393.pdf>. Acesso em: 16 out. 2023.

GILCHRIST, Simon; YANKOV, Vladimir; ZAKRAJŠEK, Egon. Credit market shocks and economic fluctuations: Evidence from corporate bond and stock markets. *Journal of monetary Economics*, v. 56, n. 4, p. 471-493, 2009.

GILCHRIST, Simon; ZAKRAJŠEK, Egon. Credit spreads and business cycle fluctuations. *American economic review*, v. 102, n. 4, p. 1692-1720, 2012.

HARDING, Don; PAGAN, Adrian. Dissecting the cycle: a methodological investigation. *Journal of monetary economics*, v. 49, n. 2, p. 365-381, 2002.

HODRICK, Robert J.; PRESCOTT, Edward C. Postwar US business cycles: an empirical investigation. *Journal of Money, credit, and Banking*, p. 1-16, 1997.

JOHANSEN, Søren. Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of economic dynamics and control*, v. 12, n. 2-3, p. 231-254, 1988.

JORDÀ, Òscar. Estimation and inference of impulse responses by local projections. *American economic review*, v. 95, n. 1, p. 161-182, 2005.

JORDÀ, Òscar et al. Private credit and public debt in financial crises. *FRBSF Economic Letter*, v. 7, p. 1-4, 2014.

JORDÀ, Òscar; SCHULARICK, Moritz; TAYLOR, Alan M. Leveraged bubbles. *Journal of Monetary Economics*, v. 76, p. S1-S20, 2015.

JORDÀ, Òscar; SCHULARICK, Moritz; TAYLOR, Alan M. Sovereigns versus banks: credit, crises, and consequences. *Journal of the European Economic Association*, v. 14, n. 1, p. 45-79, 2016.

JORDÀ, Òscar; SCHULARICK, Moritz; TAYLOR, Alan M. When credit bites back. *Journal of money, credit and banking*, v. 45, n. s2, p. 3-28, 2013.

JUSELIUS, Mikael; DREHMANN, Mathias. Leverage dynamics and the real burden of debt. *BIS Working Paper*, n. 501, 2015.

KILIAN, Lutz; KIM, Yun Jung. How reliable are local projection estimators of impulse responses?. *Review of Economics and Statistics*, v. 93, n. 4, p. 1460-1466, 2011.

KOSE, M. Ayhan. This Time is Different: Eight Centuries of Financial Folly, Carmen M. Reinhart, Kenneth S. Rogoff, Princeton University Press (2009). *Journal of International Economics*, v. 84, n. 1, p. 132-134, 2011.

KRISHNAMURTHY, Arvind; MUIR, Tyler. *How credit cycles across a financial crisis*. National Bureau of Economic Research, 2017. Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w23850>. Acesso em: 17 out. 2023.

KRZYNAR, Mr Ivo; MATHESON, Mr Troy D. *Financial and business cycles in Brazil*. International Monetary Fund, 2017. Disponível em: <https://www.elibrary.imf.org/view/journals/001/2017/012/article-A001-en.xml>. Acesso em: 17 out. 2023.

KUTTNER, Kenneth N. Monetary policy surprises and interest rates: Evidence from the Fed funds futures market. *Journal of monetary economics*, v. 47, n. 3, p. 523-544, 2001.

KYDLAND, Finn E.; PRESCOTT, Edward C. Time to build and aggregate fluctuations. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, p. 1345-1370, 1982.

LANNE, Markku; LÜTKEPOHL, Helmut. Identifying monetary policy shocks via changes in volatility. *Journal of Money, Credit and Banking*, v. 40, n. 6, p. 1131-1149, 2008.

LANNE, Markku; LÜTKEPOHL, Helmut; MACIEJOWSKA, Katarzyna. Structural vector autoregressions with Markov switching. *Journal of Economic Dynamics and Control*, v. 34, n. 2, p. 121-131, 2010.

LEEPER, Eric M. et al. What does monetary policy do?. *Brookings papers on economic activity*, v. 1996, n. 2, p. 1-78, 1996.

LONG JR, John B.; PLOSSER, Charles I. Real business cycles. *Journal of political Economy*, v. 91, n. 1, p. 39-69, 1983.

LOPEZ-SALIDO, David; NELSON, Edward. Postwar financial crises and economic recoveries in the United States. *MPRA Paper*, n. 98502, 2010.

LÓPEZ-SALIDO, David; STEIN, Jeremy C.; ZAKRAJŠEK, Egon. Credit-market sentiment and the business cycle. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 132, n. 3, p. 1373-1426, 2017.

LUCAS JR, Robert E. An equilibrium model of the business cycle. *Journal of political economy*, v. 83, n. 6, p. 1113-1144, 1975.

LUCAS JR, Robert E. Asset prices in an exchange economy. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, p. 1429-1445, 1978.

MANKIW, N. Gregory. Real Business Cycles: A New Keynesian Perspective: *Journal of Economic Perspectives* 3 (3), Summer 1989, p. 79–90. In: *Real Business Cycles*. Routledge, p. 552-563, 2013.

MENDOZA, Enrique G.; TERRONES, Marco E. *An anatomy of credit booms: evidence from macro aggregates and micro data*. National Bureau of Economic Research, 2008. Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w14049>. Acesso em: 17 out. 2023.

MIAN, Atif; SUFI, Amir; VERNER, Emil. Household debt and business cycles worldwide. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 132, n. 4, p. 1755-1817, 2017.

PESARAN, H. Hashem; SHIN, Yongcheol. Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics letters*, v. 58, n. 1, p. 17-29, 1998.

PLOSSER, Charles I. Understanding real business cycles. *Journal of Economic Perspectives*, v. 3, n. 3, p. 51-77, 1989.

REINHART, Carmen M.; ROGOFF, Kenneth S. Banking crises: an equal opportunity menace. *Journal of Banking & Finance*, v. 37, n. 11, p. 4557-4573, 2013.

REINHART, Carmen M.; ROGOFF, Kenneth S. From financial crash to debt crisis. *American economic review*, v. 101, n. 5, p. 1676-1706, 2011.

REINHART, Carmen M.; ROGOFF, Kenneth S. *This time is different: Eight centuries of financial folly*. Princeton university press, 2009.

SAMUEL, Marco Antonio Castelo Branco; LIMA, Elcyon Caiado Rocha; PAULA, Luiz Fernando de. Mudanças de Regime e Multiplicadores Fiscais no Brasil entre 1999-2012: uma avaliação empírica. In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 43., 2015, Florianópolis. Anais [...]. Florianópolis: ANPEC, 2015. Disponível em: https://www.anpec.org.br/encontro/2015/submissao/files_I/i4-0618f94c4dfc55160e449fbc295679a.pdf. Acesso em: 16 out. 2023.

SCHULARICK, Moritz; TAYLOR, Alan M. Credit booms gone bust: monetary policy, leverage cycles, and financial crises, 1870–2008. *American Economic Review*, v. 102, n. 2, p. 1029-1061, 2012.

SILVA, Napoleão Luiz Costa da; ZILBERMAN, Eduardo. Impactos macroeconômicos da expansão do crédito no Brasil: o período 2001-2011. *Texto para Discussão*, 2017. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/8059>. Acesso em: 15 out. 2023

SIMS, Christopher A. et al. Are forecasting models usable for policy analysis?. *Quarterly Review*, v. 10, n. Win, p. 2-16, 1986.

SIMS, Christopher A. Macroeconomics and reality. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, p. 1-48, 1980.

SIMS, Christopher A. Svar identification through heteroskedasticity with misspecified regimes. *Princeton University*, 2020.

SIMS, Christopher A.; WAGGONER, Daniel F.; ZHA, Tao. Methods for inference in large multiple-equation Markov-switching models. *Journal of econometrics*, v. 146, n. 2, p. 255-274, 2008.

STOCK, James H.; WATSON, Mark W. *Disentangling the Channels of the 2007-2009 Recession*. National Bureau of Economic Research, 2012. Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w18094>. Acesso em: 17 out. 2023.

STOCK, James H.; WATSON, Mark W. *Implications of dynamic factor models for VAR analysis*. National Bureau of Economic Research, 2005. Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w11467>. Acesso em: 17 out. 2023.

SWANSON, Norman R.; GRANGER, Clive WJ. Impulse response functions based on a causal approach to residual orthogonalization in vector autoregressions. *Journal of the American Statistical Association*, v. 92, n. 437, p. 357-367, 1997.

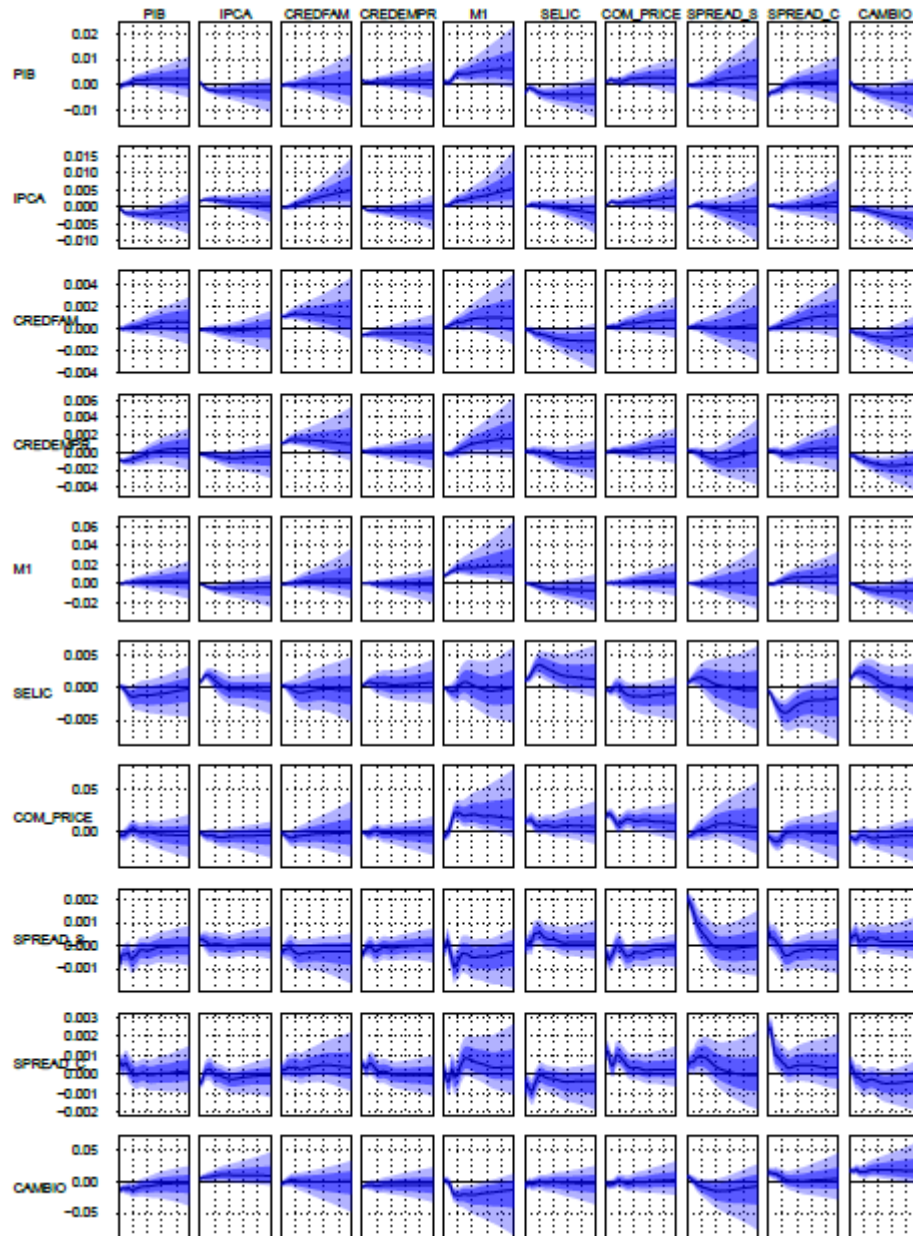
UHLIG, Harald. What are the effects of monetary policy on output? Results from an agnostic identification procedure. *Journal of Monetary Economics*, v. 52, n. 2, p. 381-419, 2005.

VALVERDE, Santiago Carbó; FERNÁNDEZ, Francisco Rodríguez. The determinants of bank margins in European banking. *Journal of Banking & Finance*, v. 31, n. 7, p. 2043-2063, 2007.

WICKENS, Michael; WICKENS, Mike. *Macroeconomic theory: a dynamic general equilibrium approach*. Princeton University Press, 2011.

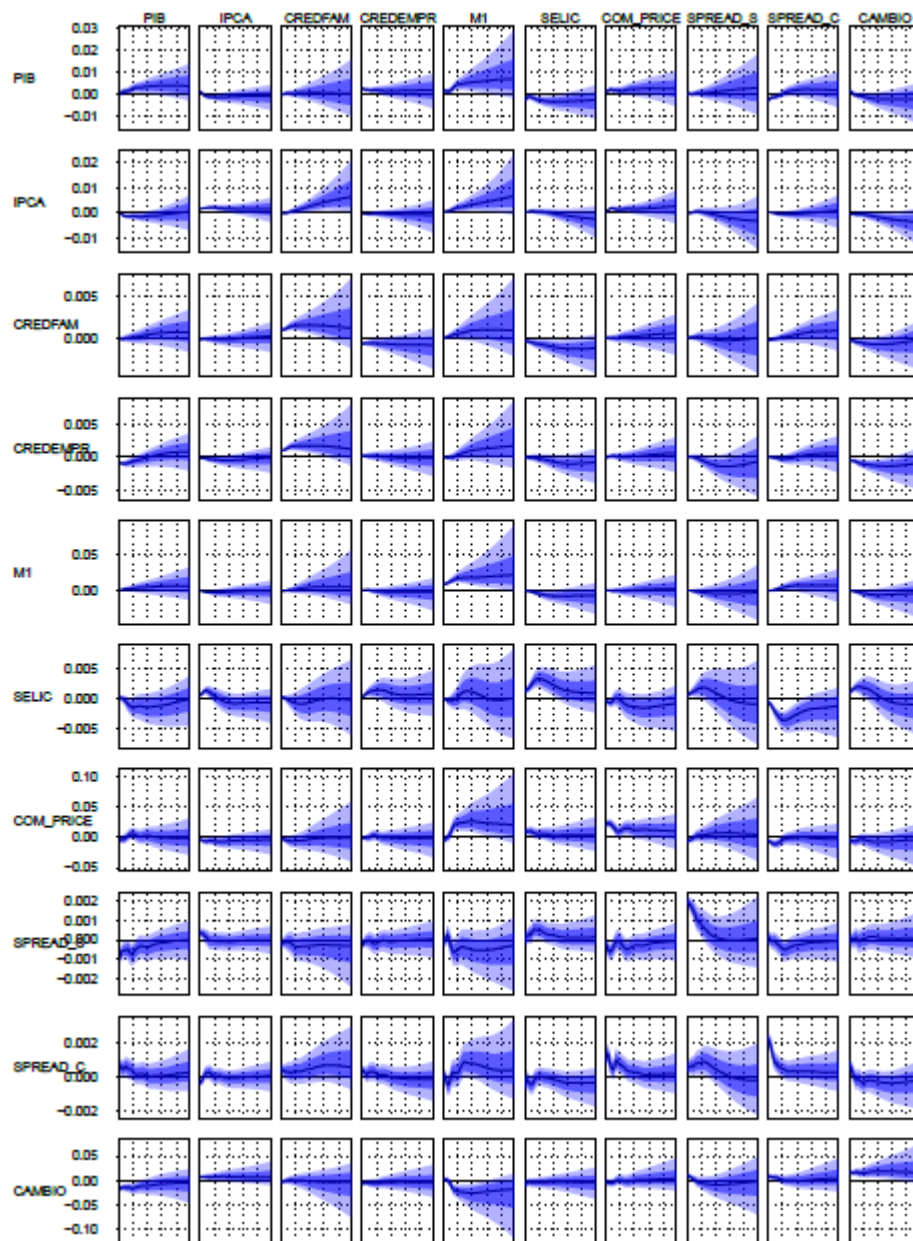
APÊNDICE A – Funções de Impulso Resposta em Variações do Modelo

Figura 16 – Funções de Impulso Resposta, Distribuição Gaussiana, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%



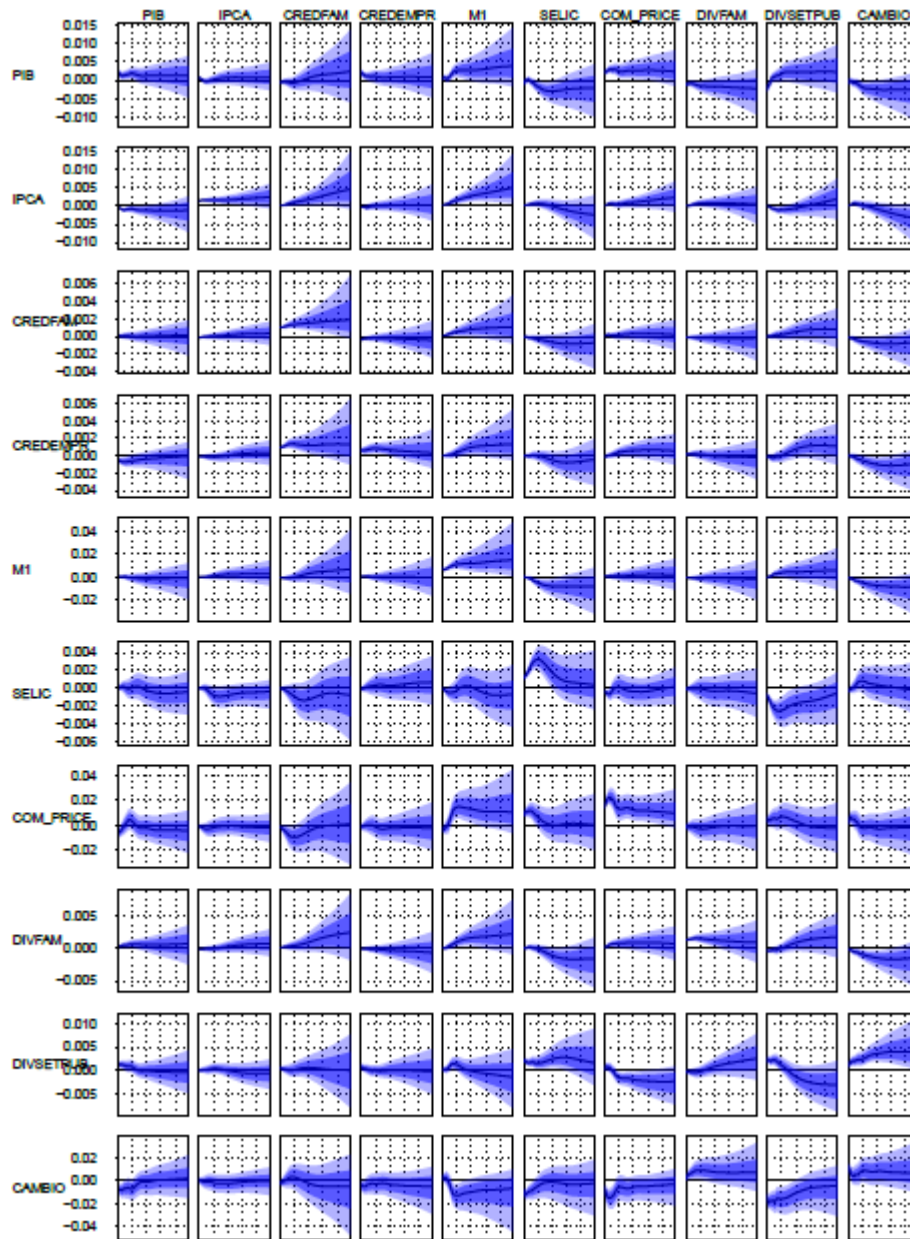
Fonte: O autor, 2013.

Figura 17 – Funções de Impulso Resposta, Distribuição Mista, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%



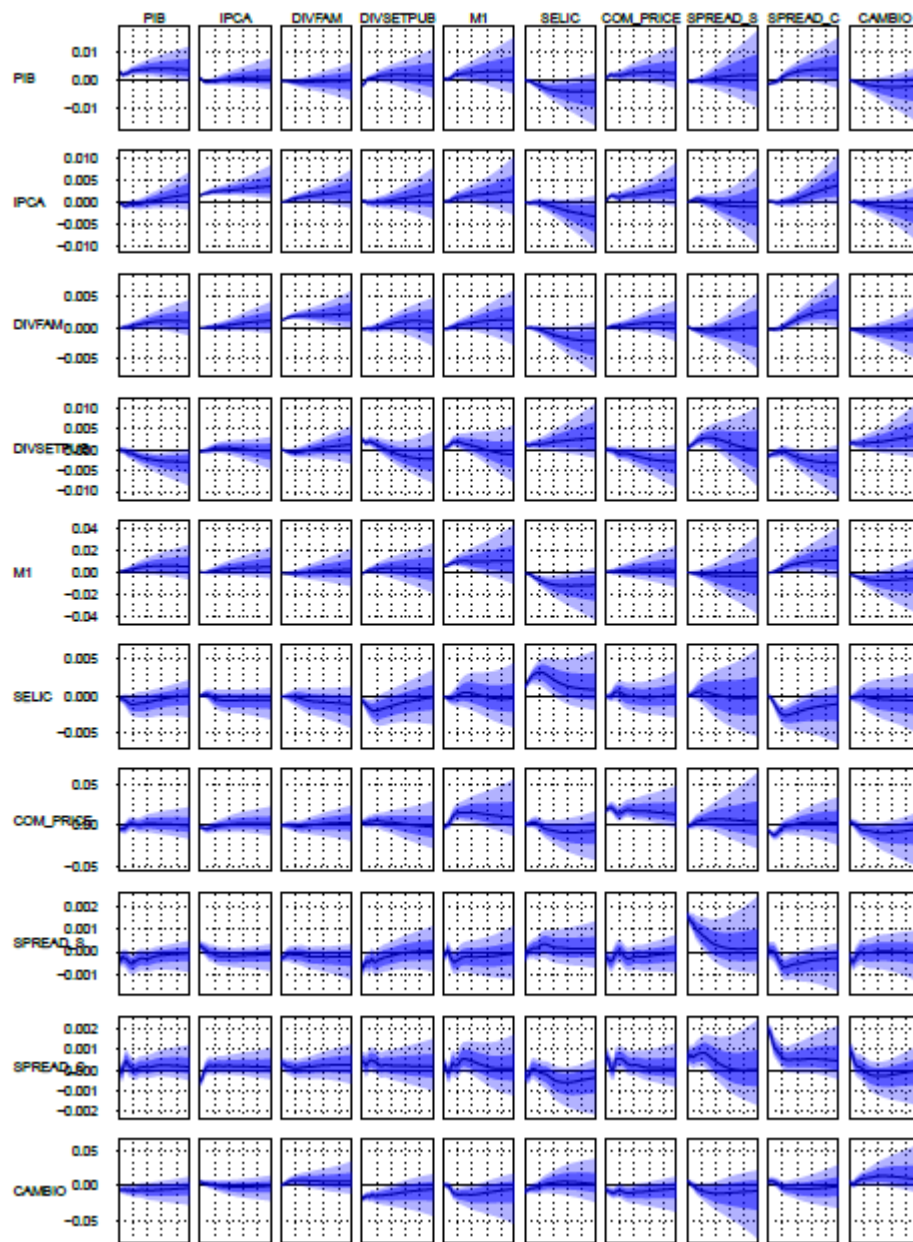
Fonte: O autor, 2013.

Figura 18 – Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%



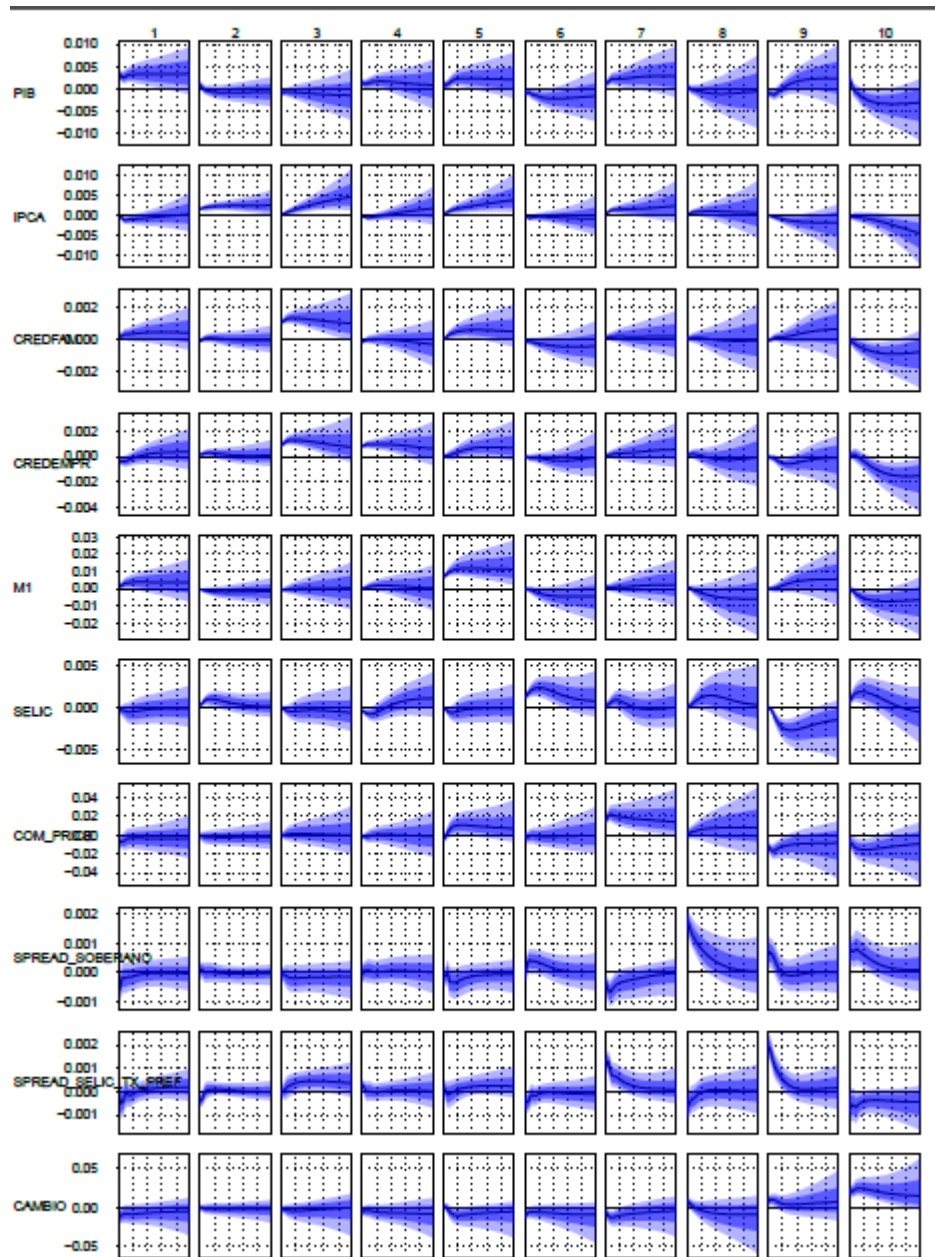
Fonte: O autor, 2013.

Figura 19 – Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Modelo com Variáveis de Dívida das Famílias e Dívida do Setor Público



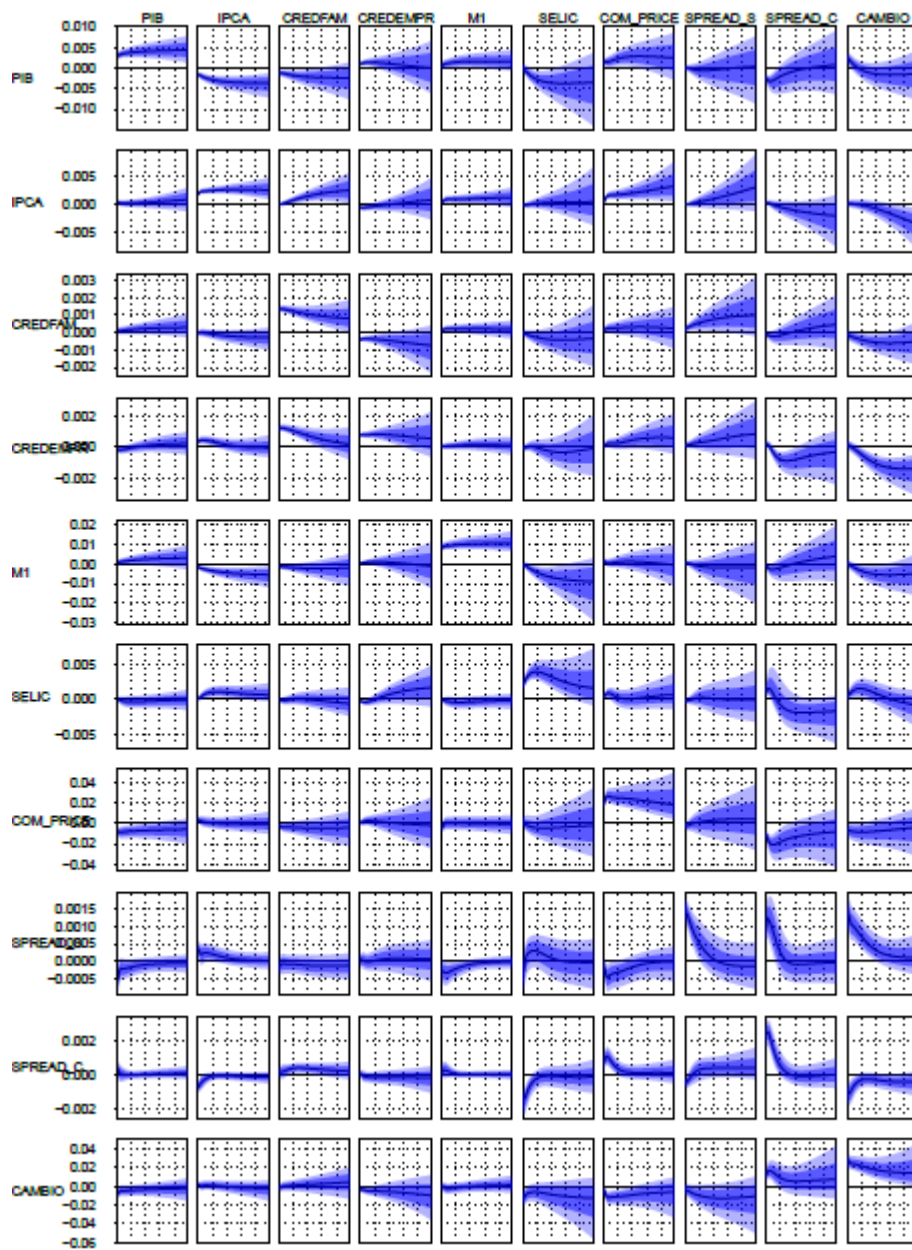
Fonte: O autor, 2013.

Figura 20 – Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Modelo com 6 Defasagens



Fonte: O autor, 2013.

Figura 21 – Funções de Impulso Resposta, Distribuição t, 60 meses, Incerteza da Posteriori de 68% e 90%, Modelo com 3 Defasagens



Fonte: O autor, 2013.

APÊNDICE B – Tabela de Dados

Tabela 4 – Tabela de Dados

Dados Mensais de 2005/01 até 2019/12					
Série	Título	Código	Fonte	Unidade	Link
PIB	Índice de volume mensal com ajuste sazonal - PIB a preços de mercado, real.	1428682	FGV	Número Índice, logaritmo	https://extra-ibre.fgv.br/IBRE/sitefgvdados/default.aspx
IPCA	N. ÍNDICE, (DEZ 97 = 100), SÉRIE HISTÓRICA DO IPCA DESSAZONALIZADO IBGE.	Tabela 118	IBGE SIDRA	Número Índice, logaritmo	https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/precos-e-custos/9256-indice-nacional-de-precos-ao-consumidor-amplio.html?=&t=downloads https://sidra.ibge.gov.br/tabela/118
CREDFAM	(série 17483 - Saldo das operações de crédito com recursos livres a pessoas físicas em relação ao PIB - %) de 2005/01 até 2012/12; série 20570 - Saldo da carteira de crédito - Pessoas físicas - recursos livres - total R\$ (milhões)/(PIB mensal banco central, valores correntes - série 4380) - de 2013/01 até 2019/12. Série dessazonalizada pelo método TRAMO/SEATS.	17483, 20570/4380	BCB-DSTAT	%, unidades decimais	https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries
CREDEMPR	(série 17488 - Saldo das operações de crédito com recursos livres a pessoas jurídicas em relação ao PIB - %) de 2005/01 até 2012/12; série 20543 - Saldo da carteira de crédito - Pessoas jurídicas - recursos livres - total R\$ (milhões)/(PIB mensal banco central - valores correntes, série 4380); de 2013/01 até 2019/12. Série dessazonalizada pelo método TRAMO/SEATS	17488, 20543/4380	BCB-DSTAT	%, unidades decimais	https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries
M1	papel-moeda em poder do público mais depósitos à vista, - Meios de pagamento - M1 (saldo em final de período) - Novo - sazonalmente ajustado - u.m.c. (milhões)	27841	BCB-DSTAT	Total R\$ (milhões), logaritmo	https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries
SELIC	4189 - Taxa de juros - Selic acumulada no mês anualizada base 252	4189	BCB-DSTAT	%, unidades decimais	https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries
COM_PRICE	IC-BR, USD, SÉRIE 29042 - Índice de Commodities - Brasil (em US Dólares) - Índice	29042	BCB-DEPEC	Número índice, logaritmo	https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries
SPREAD_SOBERRANO	Média MENSAL de EMBI + Risco-Brasil : diferença dos rendimentos dos títulos da dívida do Brasil em relação aos títulos do Tesouro dos Estados Unidos, com características semelhantes.	JPM366_EMBI366	Ipeadata, JP Morgan	pontos base * 0,01%, unidades decimais	http://www.ipeadata.gov.br/ExibeSerie.aspx?serid=40940&module=M
SPREAD_SELIC_TX_PREF	Diferença entre Selic e a TX preferencial. A taxa preferencial brasileira representa o custo de financiamentos das grandes empresas junto aos bancos em % a.a	20019 - 4189	Sistema de Informações de Crédito do BC (SCR).	%, unidades decimais	https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries
CAMBIO	Taxa de câmbio - Livre. Dólar americano (venda) - Média Mensal BRL/USD DA SÉRIE DE CÓD BCB=1	1	BCB-DSTAT	BRL/USD, média mensal, logaritmo	https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries

Fonte: O autor, 2013.