Canal de tomada de riscos da política monetária: Uma análise de cointegração

Felipe Vieira Passos[†]
Carlos Enrique Carrasco-Gutierrez[‡]
Paulo Roberto Amorim Loureiro[*]

Resumo Este estudo investiga o impacto da transmissão monetária por meio do novo canal de tomada de risco, que possui o potencial de desencadear crises financeiras. Utilizamos os modelos ARDL e VEC com dados brasileiros no período de 2003 a 2021. Os resultados indicam uma relação negativa e significativa entre as taxas de juros de política monetária e o risco bancário, principalmente a longo prazo. Isso sugere a natureza pró-cíclica das instituições financeiras em resposta à política monetária: em cenários de aumento (ou diminuição) das taxas de juros e crises econômicas, as instituições financeiras se tornam mais avessas (ou propensas) ao risco. Também observamos a heterogeneidade do risco em relação às condições do mercado de ações, contas públicas, incertezas e taxa de câmbio.

Palavras-chave: Transmissão monetária; Canal de tomada de risco; Taxa de juros; Cointegração.
Código JEL: C22, C32, E51, E52.

1. Introdução

A crise financeira de 2008/2009[1] instigou um debate vigoroso sobre a influência da política monetária no comportamento de assunção de riscos no setor bancário. Conforme Abbate e Thaler (2019), estudos recentes, como os de Jiménez et al. (2014), demonstram que taxas de juros baixas intensificam o apetite ao risco dos bancos, revelando um canal adicional de transmissão de políticas monetárias conhecido como canal de tomada de riscos (Borio e Zhu, 2012). Embora esse canal tenha sido amplamente discutido entre formuladores de políticas, as implicações das dinâmicas de curto e longo prazo

Submitted on May 1, 2024. Revised on July 7, 2024. Accepted on July 8, 2024. Published online in September 2024. Editor in charge: Bruno Giovannetti.
[†]Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Brasil: fvieirapassos@yahoo.com
[‡]Universidade Católica de Brasília, Brasil: carlosenrique@p.ucb.br
[*]Universidade de Brasília, Brasil: paulologureiro@unb.br
[1]Nos Estados Unidos, a alta liquidez, as taxas de juros persistentemente baixas, o *boom* de preços no mercado de capitais, combinadas com supervisão bancária branda e sem compensação por prêmios de risco mais elevados, supostamente induziu os bancos a financiarem um volume crescente de ativos de risco – em grande parte no mercado real setor imobiliário – por meio de financiamento barato de curto prazo (Angeloni et al., 2015).

©2024 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license

e as variáveis determinantes do risco bancário ainda não estão totalmente esclarecidas. A resolução dessas questões requer um modelo dinâmico que seja consistente tanto com a evidência empírica do canal de riscos quanto com as teorias convencionais de economia monetária e financeira.

As instituições financeiras, no centro dessa discussão, desempenham um papel crucial, amplificando os efeitos dos choques econômicos durante períodos de crise. A indústria bancária se preocupa com a qualidade dos empréstimos e a probabilidade de pagamento, o que afeta diretamente a atividade de investimento, especialmente devido à existência de informações assimétricas e imperfeições de mercado (Montes e Peixoto, 2014). A gestão e o desempenho das instituições financeiras envolvem aspectos de liquidez, solvência, exposição a riscos e geração de resultados, todos influenciados pelas diretrizes da política monetária. A credibilidade da política monetária também emerge como uma variável importante para a regulação bancária. A reputação pode ajudar no controle da inflação com pequenas mudanças nas taxas de juros, mas uma maior credibilidade pode eventualmente estimular a formação de bolhas no mercado de crédito e nos preços dos ativos, fenômeno conhecido como o "paradoxo da credibilidade". Quando os agentes esperam que o banco central adote uma política monetária mais frouxa para estimular a economia, os bancos antecipam-se, assumindo mais riscos em previsões de possíveis intervenções futuras em caso de desequilíbrio.

Este trabalho tem como objetivo estudar os efeitos da política monetária na assunção de risco através do novo canal de tomada de risco, que tem potencial para desencadear crises financeiras. Em outras palavras, analisamos a reação dos bancos a choques de política monetária na economia brasileira. Utilizamos modelos autorregressivos de defasagem distribuída (ARDL) e vetores autorregressivos com correção de erro (VEC) no período de 2003 a 2021, que engloba as crises econômicas de 2008/2009 e da Covid-19. A metodologia econométrica proposta apresenta diversas vantagens, como a capacidade de identificar relações de convergência de longo prazo entre as séries analisadas, independentemente de sua ordem de integração. A existência de cointegração permite a obtenção da dinâmica de longo e curto prazo, com modelagem flexível e diversas defasagens, estimação e interpretação simples com um único conjunto de equações, útil para pequenas amostras. Além disso, permite obter estimativas não viesadas, com abordagem adequada para autocorrelação e problemas de endogeneidade. O VEC também aborda a endogeneidade, com diversas equações, e nas funções de resposta ao impulso, que mostram a resposta dinâmica de uma variável de interesse (risco bancário) a um choque ortogonal em outra variável (taxa de política monetária). Ao ortogonalizar a resposta, podemos quantificar o efeito de um choque por vez enquanto man-

temos os outros constantes. Os testes de causalidade de Granger auxiliam na verificação da importância da precedência temporal de determinadas variáveis sobre as outras. Este é o primeiro estudo a fazer essas análises para dados brasileiros.

A literatura costuma empregar cerca de duas a três medidas de risco e um agrupamento de variáveis da economia monetária e real. Neste ensaio, os modelos empíricos compreendem diferentes medidas de risco bancário (ativos de risco, passivos não essenciais, inadimplência, exposição ao risco e índice de Basiléia), taxas de juros doméstica (Selic e surpresa da política monetária) e internacional (taxa americana do FED), além de fatores macroeconômicos e financeiros (hiato do produto, liquidez, índice e volatilidade dos mercados de ações, superávit primário, risco-país e taxa de câmbio). Isso resulta em uma análise rica e abrangente das variáveis e dados relevantes para a avaliação do canal de risco. Ademais, o período de análise envolve uma série de desenvolvimentos nacionais e internacionais que afetaram a economia brasileira (bem como sua política fiscal e monetária), além do fato de que o Brasil é uma importante economia de mercado emergente, e a estrutura da política monetária é a meta de inflação, amplamente utilizada em todo o mundo. Em termos de estratégia e métodos, as pesquisas que mais se assemelham ao proposto são de Angeloni et al. (2015), Buch et al. (2014b), Montes e Peixoto (2014) e de Moraes e de Mendonça (2019).

Os resultados deste trabalho refletem que a política monetária expansionista torna os bancos mais propensos ao risco, ampliando ativos, passivos e exposição ao risco, semelhante a Angeloni et al. (2015). Além disso, uma redução na taxa de juros leva a uma diminuição (aumento) da inadimplência, semelhante a Montes e Scarpari (2015), que atribuem essa dinâmica à assimetria de informação (seleção adversa e risco moral) no mercado de crédito. Embora o maior efeito das mudanças nas taxas de juros sobre a assunção de risco seja negativo e a longo prazo, em alguns casos essa relação é inicialmente positiva ou pequena, provavelmente devido ao impacto sobre os empréstimos em curso. Como uma diminuição na taxa de juros leva à diminuição das coberturas de risco dos bancos, enquanto o aumento da taxa implica em uma estratégia que visa solidez e segurança, isso denota o caráter pró-cíclico do risco bancário e sugere atenção do supervisor macroprudencial (de Moraes e de Mendonça, 2019).

Não observamos evidências de funcionamento para o canal de tomada de risco a nível de taxas de juros internacionais, bem como o mecanismo de comunicação e credibilidade da autoridade monetária. Uma possível explicação para isso é que as instituições brasileiras estão mais suscetíveis ao cenário do-

méstico do que externo (Barroso et al., 2016), e no período de estudo houve duas grandes crises econômicas além dos problemas de credibilidade do governo Dilma entre 2014 e 2016.

Durante os períodos das crises – subprime em 2008/2009 e da Covid-19 a partir de 2020 – houve um aumento na aversão ao risco, resultando em uma redução da tomada de risco por parte das instituições financeiras. Isso mostra a incredibilidade transmitida pelas crises, mas também assinala a efetividade das ações do governo e do banco central (Tabak et al., 2013). Em relação aos determinantes do risco bancário, foi constatada heterogeneidade do canal de risco para condições macroeconômicas e financeiras, seja pelo crescimento da economia, índice do mercado de ações, volatilidades e eventos econômicos. As duas primeiras podem levar ao aumento de garantias e à capacidade dos agentes econômicos em honrar compromissos, contribuindo para reduzir a tomada de risco. Já as duas últimas podem ser associadas a choques e incertezas, o que amplia a percepção de risco.

As constatações são robustas também para diferentes especificações e modelos econométricos. Foram feitos experimentos com vetores autorregressivos, funções impulso-resposta e testes de causalidade de Granger. Para as principais variáveis de taxas de juros e credibilidade da política monetária, os sinais e a significância estatística foram praticamente os mesmos entre os diversos modelos ARDL e VEC. Os resultados corroboram a importância da dinâmica da taxa de juros e demonstram a principal relação do canal de tomada de risco da política monetária, servindo como indicativo da relevância empírica do mecanismo.

Estudos encontraram evidências de que taxas de juros afetam o risco bancário com uso de modelos macroeconométricos, desde análises sobre o comportamento das instituições financeiras (Angeloni et al., 2015; de Moraes e de Mendonça, 2019; Buch et al., 2014a) até o desempenho do mercado a nível global (Bekaert et al., 2013; Miranda-Agrippino e Rey, 2020; Bauer et al., 2023). Tanto no âmbito de mercados desenvolvidos como emergentes, nosso artigo traz uma perspectiva diferenciada utilizando determinantes do risco bancário para diferentes horizontes do tempo – incluindo duas grandes crises econômicas (2008-2009 e 2020-2021) –, com aplicação de modelos de cointegração.

Além desta introdução, o trabalho está dividido da seguinte maneira: a seção 2 traz a revisão de literatura; na seção 3 são discutidos os modelos de cointegração e os dados utilizados; na seção 4, há os resultados da análise empírica; e, por último, nas considerações finais, são expostas as indicações e sugestões do estudo.

2. Revisão de literatura

A relação entre política monetária e risco bancário tem sido amplamente investigada, explorando como taxas de juros, características dos bancos e variáveis macroeconômicas interagem. A base teórica para a influência sobre o comportamento de assunção de riscos pode ser explicada por vários mecanismos, conforme delineado por Delis e Kouretas (2011).

Um dos principais mecanismos é a busca por rendimento, onde baixas taxas de juros nominais aumentam os incentivos para que os gestores de ativos bancários assumam mais riscos. Isso pode ocorrer através de contratos de taxa fixa para cumprir passivos, remuneração gerencial baseada em rendimentos absolutos ou pela rentabilidade mais baixa em ativos seguros, como títulos do governo. Taxas de juros baixas também podem induzir mais riscos bancários por meio de seu impacto nas avaliações reais, receitas e fluxos de caixa, uma vez que aumentam os valores dos ativos e garantias e tendem a reduzir a volatilidade dos preços. Isso diminui as estimativas dos bancos sobre as probabilidades de inadimplência e encoraja posições de maior risco. Além disso, taxas de juros baixas implicam em um valor mais alto das carteiras de ativos dos bancos, levando a um patrimônio líquido mais alto que induz a assunção de posições de maior risco.

Outras questões associadas a esse tema incluem: (i) a concorrência bancária mais intensa, que reduz os spreads e o lucro marginal (De Nicolò et al., 2010). Para alcançarem as metas de retorno, os bancos elevam o endividamento, facilitam operações de crédito e aumentam a proporção de ativos arriscados em suas carteiras (Dell'Ariccia et al., 2014); (ii) efeitos de alavancagem – quando as taxas de juros diminuem, o valor do capital do banco em relação à sua dívida aumenta, levando a uma queda na razão de alavancagem (capital dividido por ativo total). Os bancos respondem aumentando o endividamento e as aplicações em ativos de risco (De Nicolò et al., 2010), demonstrando um comportamento pró-cíclico da alavancagem[2] (de Moraes e de Mendonça, 2019). Um choque de política monetária expansionista reduz os custos de financiamento dos bancos e aumenta a probabilidade de reembolsar os depositantes. Para maximizar os lucros, os bancos optam por aumentar a alavancagem, mas a queda nas taxas de juros também reduz o retorno sobre os ativos dos bancos, aumentando assim o risco do banco (Buch et al., 2014b);

[2] Alavancagem e razão de alavancagem são termos opostos. A primeira se refere, em geral, à capacidade de endividamento por instrumentos financeiros e capital de terceiros para financiar a aplicação de recursos em determinado investimento, normalmente mais arriscado. A segunda é definida como a razão entre capital e ativos totais, sendo uma medida de estabilidade financeira. De Nicolò et al. (2010) definem alavancagem como 1 menos capital sobre ativos totais, ou seja, 1 menos a razão de alavancagem.

e (iii) hábitos de gestores de investimento e investidores – estes podem ser tentados a diminuir a aversão ao risco devido a problemas de responsabilidade e aumento de consumo na expansão econômica (Campbell e Cochrane, 1999).

Para verificar o relacionamento entre taxa de juros e assunção de riscos, a literatura empírica se baseia em dados em painel. Kabundi e De Simone (2019) argumentam que essa conclusão é robusta para o uso de empréstimos a nível de firmas em países individuais (Bonfim e Soares, 2018); de dados bancários ou por país (Altunbas et al., 2014; Bruno e Shin, 2015); e de pesquisas de crédito para os EUA e a área do euro (Dell'Ariccia et al., 2017; Neuenkirch e Nöckel, 2018). Esses estudos cobrem diferentes efeitos da assunção de riscos, incluindo padrões de empréstimo (Delis e Kouretas, 2011), alavancagem (de Groot, 2014), risco de carteira (Angeloni et al., 2015), perfis de risco dos mutuários ex-ante e relatórios de empréstimos ex-post (Bonfim e Soares, 2018), estrutura de capital dos bancos (Dell'Ariccia et al., 2017), tamanho dos bancos (Buch et al., 2014a) e linhas de negócios das instituições financeiras (Altunbas et al., 2014).

Todavia, a evidência microeconômica sobre a tomada de risco nos mercados financeiros não é suficiente para confirmar os efeitos negativos e significativos sobre a estabilidade financeira. Para a confirmação do canal de tomada de riscos, Bauer et al. (2023) sugerem, além da evidência microeconométrica, o uso de séries temporais para identificar mudanças nos preços e riscos após mudanças da política monetária. Os autores investigam o apetite ao risco com foco em dados macrofinanceiros, considerando a melhor possibilidade de tratar dinâmicas ao longo do tempo. Ademais, conforme Angeloni et al. (2015), modelos de séries temporais têm a vantagem de analisar choques e desfasamentos temporais, bem como o tratamento adequado para cointegração. Isso é importante, considerando que as alterações nas taxas de juros influenciam o risco do balanço dos bancos de diferentes maneiras e em diferentes desfasamentos. Além disso, nos modelos agregados, corre-se menos risco de ter alguns tipos de problemas de correlação, uma vez que os dados macroeconômicos não se repetem para cada unidade transversal.

Estudos utilizando modelos macroeconométricos também encontraram evidências de que taxas de juros afetam o risco bancário. Conclusões foram observadas para a estrutura de ativos e passivos dos bancos (Angeloni et al., 2015); para a volatilidade do mercado de ações (Bekaert et al., 2013); para efeitos no capital, provisões, alavancagem e exposição ao risco das instituições financeiras (Delis e Kouretas, 2011; de Moraes e de Mendonça, 2019); e para o spread de crédito e contratação de seguro referente às perdas com empréstimos às pessoas físicas (Montes et al., 2013). Estudos também combina-

ram dados micro e macro em modelos autorregressivos de fatores dinâmicos, com diferentes categorias de risco de crédito e diferentes grupos bancários (Buch et al., 2014a).

Uma abordagem diferenciada do mecanismo de transmissão analisa os efeitos de sinalização, comunicação e credibilidade da autoridade monetária (Montes e Peixoto, 2014; Montes e Scarpari, 2015), combinando dados de riscos de crédito e mercado e índices de solidez do sistema financeiro (Vinhado e Divino, 2015), criando modelos quantitativos dinâmicos de equilíbrio (Abbate e Thaler, 2019), utilizando dados financeiros ampliados para mostrar os efeitos sobre alavancagem e crédito internacionais (Miranda-Agrippino e Rey, 2020), e para o apetite global ao risco da economia (Bauer et al., 2023).

Este trabalho tem por objetivo geral analisar a relação de mudanças e choques da política monetária e de algumas variáveis macrofinanceiras com o risco assumido por bancos em seus balanços e operações na economia brasileira, em diferentes horizontes de tempo. Ademais, investiga os impactos das crises e eventos econômicos na tomada de risco.

3. Metodologia

3.1 Modelos de cointegração

O modelo autorregressivo de defasagem distribuída (ARDL), proposto por Pesaran e Shin (1999) e Pesaran et al. (2001), é usado para modelar a relação entre variáveis em uma configuração de séries temporais com equação única. O método visa testar a relação entre variável dependente e suas defasagens, e regressores contemporâneos e defasados, independentemente da estacionariedade e ordem de integração das variáveis.[3]

A técnica ARDL, portanto, é adotada para investigar a possível existência de cointegração entre as séries ou se possuem relação de equilíbrio em longo prazo, bem como para obter a dinâmica em longo e curto prazo. A abordagem ARDL tem muitas vantagens sobre o tradicional teste de cointegração, pois: (i) é muito flexível e permite análise com dados estacionários em nível ou em primeira diferença; (ii) estimação e interpretação simples por conter um único conjunto de equações; (iii) muitas variáveis e defasagens podem ser usadas, ao contrário do método convencional; (iv) é bastante adequado para pequenas

[3] Uma série estacionária tem média e variância constantes e finitas, sendo que as autocovariâncias dependem apenas da distância entre as observações, e não do tempo. Caracteriza-se, assim, como uma série mais "bem comportada". Já a ordem de integração diz respeito ao número de diferenças necessárias para que a série se torne estacionária. Se a série original (em nível) já for estacionária, a ordem de integração é zero – I(0); por outro lado, se for apenas na primeira diferença, a ordem de integração é um – I(1) – e assim por diante.

amostras; (v) fornece estimativa não viesada das relações em longo prazo; e (vi) autocorrelação e problemas de endogeneidade são adequadamente abordados (Jalil e Ma, 2008).

Pesaran et al. (2001) sugerem uma abordagem para testar as variáveis em nível, servindo tanto para regressores I(0), I(1) ou mutuamente cointegrados, contanto que nenhuma série seja I(2). Indicam também o nível ótimo de defasagem a ser determinado de forma prévia por um critério de informação.

O modelo ARDL é estimado por vetores de correção de erros (ARDL-ECM) devido ao fato de que, identificada uma relação em longo prazo, são estimados parâmetros em curto e longo prazo, bem como a velocidade de ajustamento ao equilíbrio em longo prazo. A equação a seguir relaciona as variáveis y e x em níveis:

$$y_t = c_0 + c_1 t + \sum_{i=1}^{p} \phi_i y_{t-i} + \sum_{i=0}^{q} \beta_i' x_{t-i} + \varepsilon_t, \tag{1}$$

Sendo p e q defasagens – obtidas minimizando critérios de seleção, por exemplo, o critério de informação Akaike (AIC) ou o Bayesiano de Informação (BIC) –, c_0 e c_1 como termos de constante e tendência e ε_t é o termo de erro.

Reparametrizando na forma de correção de erros condicionais:

$$\Delta y_t = c_0 + c_1 t - \alpha(y_{t-1} - \theta x_t) + \sum_{i=1}^{p-1} \psi_{y_i} \Delta y_{t-i} + \sum_{i=1}^{q-1} \delta_{x_i}' \Delta x_{t-i} + \varepsilon_t \tag{2}$$

A primeira diferença de cada variável é representada por Δ, a velocidade de ajustamento é $\alpha = 1 - \sum_{j=1}^{p} \phi_i$, os parâmetros de curto prazo ψ_{y_i} e δ_{x_i}, e os coeficientes de longo prazo $\theta = \left(\sum_{j=1}^{p} \beta_j\right)/\alpha$.

Assim, a popularidade do ARDL deriva do fato de que a cointegração de variáveis não estacionárias é equivalente a um processo de correção de erro, e o modelo tem um processo de reparametrização na forma de equação de cointegração (Hassler e Wolters, 2006). Ademais, supera os problemas do método de Engle e Granger (1987), como a falta de dinâmica do modelo, a possibilidade de viés, a não normalidade dos parâmetros em longo prazo, a necessidade de definição *a priori* da ordem de integração das variáveis e problemas ao se adicionar mais variáveis.

Johansen (1988) propôs uma abordagem baseada em sistemas multivariados. O método da máxima verossimilhança indicado permite que sejam testadas versões restritas de vetores de cointegração e a velocidade do ajustamento dos parâmetros em vetores autorregressivos, tendo como base a relação entre as raízes características de uma matriz e seu posto, para gerar um modelo de

correção de erros Enders (2014). Todas as variáveis precisam ser cointegradas de ordem 1, I(1), o que envolve certo grau de incerteza na análise. Todavia, também aplicamos este método para confirmação dos resultados principais.

São estimados cinco modelos, um para cada variável endógena de risco, com o amplo conjunto de regressores. A escolha por essa forma de verificação objetiva demonstrar como as diferentes medidas apontam para a existência do canal de tomada de riscos na economia brasileira.

3.2 Dados

A maior parte das informações foi retirada do site do BCB, que contém dados mensais das séries de tempo. Outras fontes, como previsão Focus das instituições financeiras – para variáveis de expectativas –, IBGE – produtos e preços –, B3, FMI, JPMorgan, etc., foram consultadas para obter dados adicionais. Quanto às séries de liquidez e depósitos interbancários, como não estavam disponíveis através de séries temporais no site do BCB para a periodicidade desejada, foram geradas a partir de microdados do COSIF,[4] sendo os valores totalizados.

Este artigo contribui no sentido de trabalhar com mais variáveis do que usualmente se encontra nas bibliografias, com a modelagem ainda não aplicada, e o período que engloba duas crises econômicas. Em termos de estratégia e métodos, as pesquisas que mais se assemelham ao proposto são de Angeloni et al. (2015), Buch et al. (2014b), Vinhado e Divino (2015), Montes e Peixoto (2014) e de Moraes e de Mendonça (2019).

Os dados são de janeiro de 2003 a junho de 2021, totalizando 222 meses. O início do período se justifica devido ao fato de ser o primeiro a apresentar dados para todas as variáveis. A frequência mensal é compatível com boa parte dos artigos sobre variáveis agregadas, que apresentam frequências mensais ou até trimestrais em alguns casos. Ademais, a dimensão de tempo é razoável considerando a necessidade de graus de liberdade suficientes, tendo em vista as muitas variáveis e defasagens.

As Tabelas 1 e 2 trazem os conjuntos de séries temporais utilizadas junto às suas definições e fontes. As métricas de risco são as principais variáveis endógenas a serem analisadas conforme as alterações nas demais séries (medidas de política monetária, liquidez bancária, hiato do produto, contas públicas, taxa de câmbio, preços e volatilidade internacional e *dummies* de crises).

As medidas de risco – Tabela 1 – são variáveis não observadas, e com isso, a literatura propõe o uso de *proxies* para a estimação do canal de tomada

[4] Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional.

de risco. O uso de cinco medidas diferentes, juntamente diferentes de política monetária busca conferir robustez aos resultados.

A primeira métrica é o saldo das operações de crédito com recursos livres dividido pelo ativo total.[5] Foi proposta por Angeloni et al. (2015) para avaliar o funcionamento do mecanismo de risco do lado do ativo. A ideia da variável é que, em períodos de expansão (recessão), com taxas de juros mais baixas (altas), o estoque de dívidas das famílias e empresas aumenta (diminui). Quando as taxas estão altas tende-se a observar restrições ao crédito para o setor real.

Para capturar os riscos da estrutura de captação dos bancos, utilizamos uma medida de passivos bancários não essenciais (Angeloni et al., 2015). Essas fontes de financiamento estão sujeitas à retirada repentina se a confiança do mercado se deteriorar, e, por isso, a expectativa é que sigam o movimento oposto ao da taxa de juros. Enquanto os depósitos à vista e a prazo tradicionais (passivos principais) são estáveis, os passivos secundários são mais voláteis – associados a *booms* de crédito e com poder preditivo significativo para crises monetárias e de crédito. O logaritmo natural da diferença entre dois meios de pagamento, M3 – M2, captura bem os passivos não essenciais e alguns aspectos do financiamento bancário de atacado, isto é, operações compromissadas lastreadas em títulos públicos federais, grandes depósitos a prazo e ativos de fundos mútuos do mercado monetário.

A taxa de inadimplência (Montes e Peixoto, 2014; Montes e Scarpari, 2015) representa o nível de perdas incorridas pelos bancos em suas operações de crédito. É calculada como a razão entre os empréstimos inadimplentes e o valor total das operações de crédito no sistema financeiro privado. Espera-se que um cenário adverso da economia leve a um aumento do nível de inadimplência. Se as taxas de juros estão mais baixas (altas), a inadimplência deve estar mais alta (baixa), consoante o comportamento cíclico da economia.

Já a variável *Z-Score* também é muito usada nos trabalhos empíricos, obtida pelo lucro líquido sobre o ativo total (ROA), somado ao patrimônio líquido sobre o ativo total, ambos divididos pelo desvio padrão de ROA (σ_{ROA}). O Z-*Score* aumenta quando o retorno ou a capitalização aumentam (numerador) ou a variabilidade dos retornos diminui (denominador). Adotou-se o padrão da literatura trabalhando com seu logaritmo. A medida foi multiplicada por (−1) para que corresponda à exposição ao risco, ou seja, menor Z-*Score* reflete maior risco bancário, além do que σ_{ROA} foi calculado com uma janela

[5] Não há disponibilidade da variável de concessões de empréstimos novos, que seria mais adequada, pois a série foi descontinuada pelo Banco Central. Todavia, em função da limitação, muitas vezes a literatura trabalha com a série de saldo de operações de crédito. Ademais, como o ativo total é uma variável de estoque, o saldo pode se relacionar melhor.

Tabela 1
Definição e fontes das variáveis (variáveis de risco endógenas)

Variável	Nomenclatura	Descrição	Fonte
Risco de Crédito	ATIVO	Saldo das operações de crédito com recursos livres dividido pelo ativo total	BCB
Risco de Passivo	PASSIVO	Logaritmo natural da diferença entre dois meios de pagamento amplos, M3 – M2	BCB
Taxa de Inadimplência	INADIMP	Inadimplência da carteira de crédito das instituições financeiras sob controle privado nacional	BCB
Exposição ao Risco	Z-SCORE	Logaritmo natural de [(lucratividade + capitalização) / desvio padrão da lucratividade]. O resultado foi multiplicado por (-1)	BCB
Índice de Basiléia	BASILEIA	Relação entre o patrimônio da instituição financeira e um conjunto de riscos ponderados	BCB

móvel de três anos. Este tratamento foi indicado por Delis e Kouretas (2011).

A última medida é o índice da Basiléia,[6] que se trata de (Vinhado e Divino, 2015) é um indicador que mede a adequação de capital das instituições do sistema bancário e é baseado nas definições do Acordo de Capital da Basiléia. É calculado pela divisão do patrimônio de referência pelos ativos ponderados pelo risco. Dado o comportamento cíclico na economia, é esperado que os bancos reduzam (aumentem) seu capital quando as taxas de juros estão mais baixas (altas), levando a maior (menor) alavancagem e menor (maior) índice de Basiléia.

Como no artigo o objetivo principal é analisar o papel das taxas de juros no comportamento de risco, aplicamos o nível adequado de taxa de juros. Para tanto, são propostas duas medidas diferentes: a taxa de juros Selic e a

[6] De acordo com Relatório de Estabilidade Financeira 2021 do BCB, Índice de Basiléia – Conceito internacional definido pelo Comitê de Basiléia que consiste na divisão do PR pelo Risk-Weigthed Asset (RWA). No Brasil, até setembro de 2013, a relação mínima exigida era dada pelo fator "F", de acordo com a Resolução CMN 3.490, de 29 de agosto de 2007, e com a Circular BCB 3.360, de 12 de setembro de 2007. Devia-se observar o valor de 11% para IFs e para as demais instituições autorizadas a funcionar pelo BCB, exceto para as cooperativas de crédito singulares não filiadas à cooperativas centrais de crédito. A partir de outubro de 2013, a relação mínima exigida passou a ser dada pela Resolução CMN 4.193, de 1º de março de 2013, que define um calendário de convergência, o qual especifica a exigência de 11% do RWA de outubro de 2013 a dezembro de 2015; 9,875% em 2016; 9,25% em 2017; 8,625% em 2018; e 8% a partir de 2019. A esse requerimento, soma-se o ACP, conforme mencionado no ICP.

surpresa da política monetária.[7] A taxa Selic é básica para política monetária do banco central para o curto prazo.

Quanto a esta última variável, de acordo com Bauer et al. (2023), dado que os mercados eficientes incorporam a informação publicamente disponível, é importante que as estimativas dos efeitos da política monetária também incorporem mudanças políticas imprevistas ou surpresas. Por isso, para a medida de surpresa da política monetária, nos baseamos em Bauer et al. (2023) para apurar alterações nas taxas de juros durante um período apertado em torno do anúncio do Banco Central. O cálculo é baseado na variação do dia seguinte das taxas de juros de contratos de *swap* DI x Pré de 180 dias, que são contratos derivativos com pagamentos correlacionados a taxa Selic.[8] Essa taxa de juros é uma referência importante para operações de curto prazo na economia e é diretamente afetada por mudanças na taxa básica de juros. A medida surpresa da política monetária, portanto, captura todos os diferentes tipos de notícias sobre política monetária em um único número, com valores negativos correspondentes a surpresas de flexibilização e números positivos para surpresas restritivas.

A liquidez[9] calculada pela razão entre ativos líquidos e patrimônio líquido, pode servir para medição da capacidade do banco em dar suporte em termos de caixa às atividades financeiras, de forma a acomodar eventuais desequilíbrios entre captações e aplicações (de Moraes e de Mendonça, 2019; Vinhado e Divino, 2015). A liquidez ainda pode aumentar os investimentos arriscados quando o mercado está aquecido, ou representar menos atividades arriscadas quando o momento for de aversão ao risco.

O índice de credibilidade testa o "paradoxo da credibilidade", terceiro subcanal proposto por Borio e Zhu (2012). Baseia-se na hipótese de que as séries de expectativas e metas de inflação podem ser usadas na criação de índices de credibilidade. Conforme aplicado no trabalho de Montes e Peixoto (2014), o índice tem valor igual a 1 quando a inflação anual esperada do

[7] Esta variável vem sendo utilizada na literatura (Nakamura e Steinsson, 2018; Jarociński e Karadi, 2020; Acosta, 2022) para incorporar eventuais mudanças políticas imprevistas como uma medida que pode aliviar problemas de endogeneidade.

[8] Bauer et al. (2023) usam alterações nas taxas de juros sobre contratos futuros de eurodólar, que são contratos derivativos com pagamentos vinculados à taxa interbancária oferecida de Londres (LIBOR) de três meses.

[9] Dados disponíveis no COSIF. Forma de cálculo (Paiva e Ferreira, 2019) como resultado das contas [(1.1.0.00.00−6) + (1.2.0.00.00−5) + (1.3.1.00.00−7) −(1.1.1.00.00−9)] / [(3.9.9.99.99−3) −(3.0.0.00.00−1)]. Segue-se a literatura empírica do canal de crédito bancário em que normalmente não se considera o caixa no cômputo dos ativos líquidos. Bancos maiores tem maior caixa, mas o objetivo principal seria suprir os depósitos dos correntistas, que não podem ser livremente utilizados.

IPCA é igual à meta, e diminui linearmente[10] (valor entre 0 e 1) conforme a expectativa de inflação se desvia da meta, dentro dos limites máximo e mínimo de tolerância. Quando a inflação esperada fica fora de limites, o índice de credibilidade tem valor igual a 0.

Condições macroeconômicas internas podem influenciar o comportamento de tomada de risco do banco no sistema. O hiato do produto foi construído a partir da diferença entre a série do PIB acumulado em 12 meses e o seu valor de tendência de longo prazo obtido através do filtro Hodrick-Prescott (Montes e Scarpari, 2015). Variações no ciclo econômico tendem a afetar o processo de concessão de crédito e as medidas de risco dos bancos por meio de cenários de maior ou menor propensão ou aversão ao risco. O índice do mercado de ações (Ibovespa), em logaritmo natural, auxilia como uma medida do valor de mercado e colateral das firmas. O indicador de incerteza da política econômica de Baker et al. (2016) busca medir a incerteza na economia brasileira com base em informações coletadas na mídia.

Como variáveis adicionais, o superávit primário como fração do PIB (Silva, 2021), a taxa de câmbio e o EMBI+ Risco Brasil (Paiva e Ferreira, 2019) contribuem no controle à ampla heterogeneidade em condições macroeconômicas temporais, indicando movimentos da economia e dos riscos internos. Demais variáveis internacionais servem para as influências externas através de preços e liquidez internacional. A medida de risco é VIX (Bekaert et al., 2013), índice que mede a expectativa de volatilidade do mercado de ações com base nas opções do índice S&P 500, uma das principais bolsas do mundo. Ela funciona também como um mecanismo de desconfiança dos investidores. Quando o VIX aumenta, isso pode sinalizar maior risco na economia e comportamento de proteção das instituições financeiras.

Quando as taxas de juros em economias americanas estão baixas, pode ocorrer um aumento da liquidez nos países subdesenvolvidos (Acharya e Naqvi, 2012). O período amostral compreende a crise financeira global e a implementação de políticas de *quantitative easing* pelo Banco Central Americano (Hattori et al., 2016; Cortes et al., 2022). Com isso, muitos pesquisadores têm utilizado as taxas sombras de Wu e Xia (2016), pois as taxas básicas de juros podem não capturar perfeitamente os efeitos da política monetária perto do limite inferior de zero, a estrutura a termo e a situação da política.

De acordo com Tabak et al. (2013), a economia brasileira apresentou efeitos negativos decorrentes da crise financeira mundial iniciada em setembro de

[10] A forma de cálculo da função linear decrescente é $1 - \frac{1}{\pi_t^* - \pi_t^c}(E(\pi) - \pi_t^c)$, sendo $E(\pi)$ a expectativa de inflação, π_t^c a meta central de inflação, e π_t^* o limite máximo ou mínimo da meta – máximo se $E(\pi) > \pi_t^c$ e mínimo se $E(\pi) < \pi_t^c$.

2008, após a falência do *Lehmam Brothers*. Segundo os autores, as condições de financiamento para empresas financeiras e não financeiras pioraram e só melhoraram no final do ano de 2009, e o período pós-crise ocorreu a partir de 2010 (Barroso et al., 2016). Com isso, a *dummy* da crise financeira tem valor 1 entre 09/2008 e 12/2009, e 0, no caso contrário.

Já a pandemia de Covid-19 teve início na data do pronunciamento oficial das Organização das Nações Unidas, em 03/2020, indo até o final da amostra. Outras *dummies* incluem a vigência da nova lei de falências (05/2005) e o desequilíbrio das contas públicas no mandato Dilma Roussef (04/2014), seguido de ajuste no governo Michel Temer (10/2016) – apuradas por combinação de inspeção gráfica, identificação por software especializado[11] e análise econômica. Em relação a esta análise, cabe destacar que em 2005 o Congresso Brasileiro aprovou uma nova lei de falências que aumentou a proteção dos credores e melhorou a proteção e eficiência do sistema, com reflexos positivos no crédito doméstico e internacional. No mandato da Presidente Dilma Rousseff, o Brasil enfrentou uma crise de credibilidade fiscal e monetária, sendo o impeachment da governante podendo ser interpretado como um choque de incerteza. Ademais, a deterioração das condições econômicas afeta as garantias do sistema bancário e a tomada de risco. Este cenário foi revertido no governo seguinte, do Presidente Michel Temer, que obteve êxito em controlar as contas públicas, melhorar as expectativas do mercado e reduzir a inflação.

3.3 Estatísticas

A Tabela 3 relata as estatísticas descritivas para as principais variáveis empregadas na análise. São relatadas a média, o desvio padrão, os valores mínimo e máximo, assimetria e curtose para cada variável. A Selic se mostrou elevada, com média em 11,43% e desvio padrão de 5,07%, muito maior que a taxa americana do WXFED. O valor máximo da Selic alcançou 26,32% e a distribuição é ligeiramente assimétrica à direita/positiva. As medidas de risco têm estatísticas bastante distintas, com o PASSIVO tendo os maiores valores %, e INADIMP os menores, representando uma baixa inadimplência. A série com valor negativo, Z-SCORE, foi tomada na forma invertida para que demonstrem maior risco, conforme exposto na seção anterior. Todas as variáveis estudadas têm distribuição platicúrtica/achatada, o que mostra certa

[11] Utilização do *software* JDemetra+ desenvolvido e publicado pela Eurostat – Instituto de Estatística da União Europeia, que estima modelos univariados SARIMA para séries temporais, incluindo procedimento de dessazonalização e detecção/sugestão de intervenções com variáveis *dummies*. Observação: algumas séries indicaram intervenções justamente no período da crise financeira ou do coronavírus, que já foram modeladas.

Tabela 2
Definição e fontes das variáveis (demais variáveis)

Variável	Nomenclatura	Descrição	Fonte
Taxa de Juros de Curto Prazo	SELIC	Taxa de juros do banco central - Selic	BCB
Surpresa da Política Monetária	SURPRESAPM	Variação da taxas de juros de contratos de swap DI x Pré de 180 após anúncio da decisão para a meta da taxa Selic	BCB/B3
Liquidez	LIQUIDEZ	Relação ativos líquidos sobre ativo total	COSIF
Índice de Credibilidade	CREDIBILID	1 se expectativa da inflação é igual à meta; 1 a 0 em função decrescente se expectativa de inflação está dentro dos limites superior e inferior da meta e; 0 se expectativa de inflação fora dos limites da meta	FOCUS/ BCB
Hiato do Produto	HIATOPIB	Diferença entre o PIB acumulado dos últimos 12 meses e sua tendência de longo prazo obtida através do filtro Hodrick-Prescott	BCB
Índice do Mercado de Ações	IBOVESPA	Índice Ibovespa, média mensal, em logaritmo natural	B3
Indicador de Incerteza da Política Econômica	INCERTEZA	Índice de incerteza da política econômica brasileira, em logaritmo natural	Baker et al. (2016)
Superávit Primário	CONTASPUB	Superávit primário das contas públicas como fração do PIB	BCB
Taxa de Câmbio	CAMBIO	Taxa de venda à vista USD/BRL	BCB
Risco Brasil (EMBI+Brasil)	EMBI	Desempenho dos títulos da dívida do Brasil em relação aos do tesouro dos EUA, média mensal, em logaritmo natural	JPMorgan
Índice de Volatilidade Internacional	VIX	Expectativa de volatilidade do mercado de ações com base nas opções do índice S&P 500, média mensal, em logaritmo natural	CBOE
Taxa de Juros Internacional	WXFED	Taxa de juros sombra americana	Wu e Xia (2016)
Crise Financeira	SUBPRIME	=1 se o período compreende ao intervalo de 09/2008 e 12/2009, e 0, caso contrário	Artigos
Crise Covid-19	COVID	=1 se o período compreende ao intervalo de 03/2020 e 06/2021, e 0, caso contrário	ONU
Outras Quebras	DIVERSOS	Mudanças de inclinação em 05/2005 (nova lei de falências), 04/2014 (desajuste das contas públicas mandato Dilma) e 10/2016 (ajuste das contas públicas governo Temer)	Gráfico, Software e Cenário Econômico

Tabela 3
Estatísticas descritivas (em %)

Variável	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desv. Pad.	Assimetria	Curtose
ATIVO	28,96	28,39	35,18	20,75	3,62	–0,08	2,11
PASSIVO	21,06	21,21	21,66	20,02	0,45	–0,49	2,02
INADIMP	4,24	4,20	5,75	2,40	0,68	–0,38	3,27
ZSCORE	–3,97	–4,05	–2,59	–5,24	0,61	0,59	3,14
BASILEIA	17,04	17,03	19,01	14,96	0,87	0,03	2,38
SELIC	11,43	11,18	26,32	1,90	5,07	0,56	3,67
SURPRESAPM	0,00	0,00	0,68	–0,60	0,14	0,11	9,47
LIQUIDEZ	8,02	8,34	33,39	2,56	4,99	3,39	17,78
CREDIBILID	56,13	58,67	98,40	0,00	29,74	–0,47	2,15
HIATOPIB	0,00	0,01	3,82	–3,02	1,02	–0,24	4,07
IBOVESPA	10,86	10,94	11,77	9,24	0,51	–0,94	3,92
INCERTEZA	4,96	4,96	6,52	3,10	0,54	–0,07	3,40
CONTASPUB	0,88	1,96	4,08	–9,24	3,07	–1,34	4,61
CAMBIO	2,80	2,40	5,65	1,56	1,02	1,04	3,47
EMBI	5,65	5,53	7,18	4,99	0,41	1,10	4,36
VIX	2,88	2,82	4,14	2,32	0,36	1,01	4,08
WXFED	0,77	0,62	5,26	–2,99	2,14	0,44	2,50

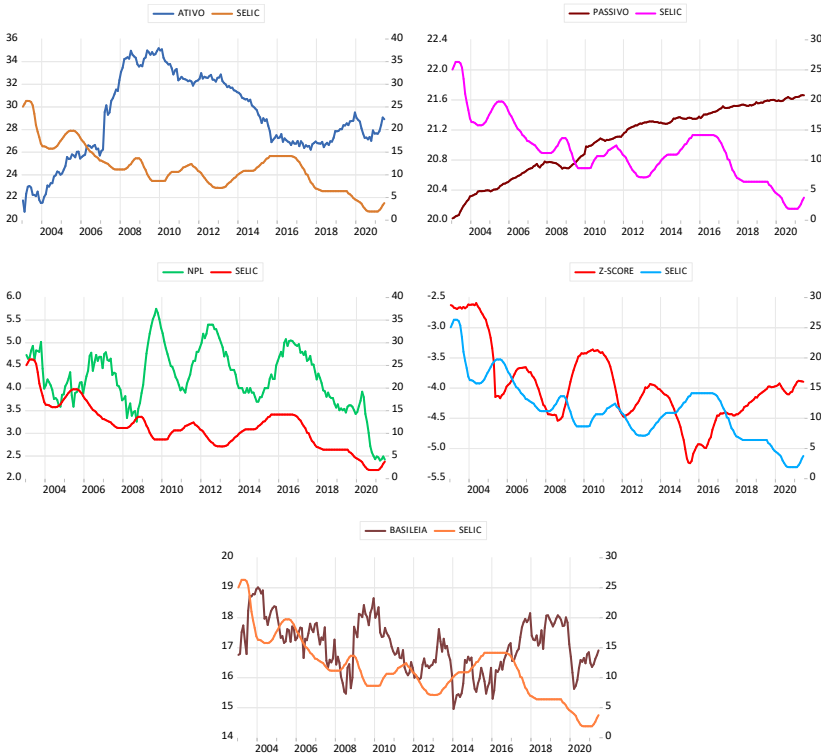
proporcionalidade entre as caudas, não obstante as assimetrias serem ora positivas, ora negativas.

A Figura 1 mostra o comportamento das medidas de risco do banco (eixo esquerdo) e da taxa de juros de política monetária (eixo direito) ao longo do tempo. Em geral, não pareceram ter uma correspondência padrão exata para todas as séries da mesma forma, embora em alguns intervalos seja nítido que se movimentam na mesma direção ou oposta, sugerindo uma correlação positiva ou negativa, respectivamente. O ATIVO teve um forte aumento juntamente a uma queda significativa da Selic até 2008 e após 2018, e no meio do período, ambos tiveram reduções. O PASSIVO apresenta um crescimento com uma inclinação que não muda muito ao longo do tempo. A queda da inadimplência (INADIMP) acompanhou as reduções dos juros nos mesmos períodos, sendo que no meio da amostra, entre 2007 e 2016, a taxa Selic ficou entre 8% e 12%, enquanto a medida de risco oscilou bastante. O ZSCORE seguiu a mesma trajetória dos juros até 2017, quando na sequência passou a subir diante da queda da medida de política monetária. O índice de BASILEIA, por sua vez, ora seguiu a mesma direção da taxa de juros (até 2009, e entre 2014 e 2015), ora o movimento oposto (de 2010 a 2013, e após 2016).

4. Resultados

Neste capítulo serão analisados os resultados dos modelos ARDL, dos testes de cointegração de Johansen, de causalidade de Granger e as funções resposta ao impulso, a fim de verificar a hipótese de existência do canal de

Figura 1
Medidas de risco e taxa Selic



Nota: Variável de risco com valores no eixo esquerdo e Selic no eixo direito.

tomada de risco na economia brasileira. Primeiramente, serão apresentados os testes de raiz unitária de todas as séries temporais, e na sequência, elaborados os modelos e testes para verificar as relações dinâmicas do mecanismo de transmissão monetária.

4.1 Testes de Raiz Unitária

Para avaliação da estacionariedade das séries temporais, foram aplicados os testes de raiz unitária generalizado de Dickey-Fuller (DF-GLS) e modificado de Dickey Fuller ($MADF^{GLS}$), com termos de intercepto e de tendência linear, para variáveis em nível e em primeira diferença. Os testes têm como hipótese nula a existência de raiz unitária, não estacionariedade. O

teste DF-GLS tem maior potência do que os testes padrão, como Augmented Dickey-Fuller (ADF) e Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin (KPSS). Ainda, para análise mais cuidadosa da raiz unitária, foi aplicado teste da nova geração MADF^{GLS} que modela possíveis quebras estruturais – seja uma mudança abrupta (*additive outlier* – MADF-AO^{GLS}) ou alteração gradual (*innovation outlier* – MADF-IO^{GLS}).

A Tabela 4 apresenta os resultados dos testes utilizados para verificar a ordem de integração das séries em nível. As hipóteses a serem analisadas nos testes são de que as variáveis são não estacionárias (hipótese nula) e de que elas são estacionárias (hipótese alternativa). São apresentados os testes com intercepto e termo de tendência – os testes somente com intercepto não apresentaram resultados sistematicamente diferentes.

Em sua maioria, os testes DF-GLS não rejeitam a unidade hipótese nula de raiz ao nível de significância de 5%, exceto SURPRESAPM, HIATOPIB, INCERTEZA e VIX. No caso das variáveis INADIMP, BASILEIA, SELIC, CREDIBILID, IBOVESPA, CONTASPUB e EMBI alguns testes chegaram a apontar estacionariedade no nível com 5% e 10% de significância, e também quando retirado o termo de tendência determinística. Praticamente todas as séries são estacionárias ao tomar a primeira diferença – exceto ATIVO por exemplo, no caso do teste DF-GLS. Os resultados sugerem que a maior parte das séries são I(1).

Quando empregados os testes com quebras, MADF-AO^{GLS} e MADF-IO^{GLS}, os resultados indicam que mais séries são estacionárias no nível, mesmo que em várias situações apenas ao nível de significância de 1%. Considerando que há variáveis I(0) e I(1), a modelagem econométrica através de modelos ARDL se mostra adequada.

4.2 ARDL

Preliminarmente, cabe esclarecer que são estimados cinco modelos, um para cada variável de risco: ATIVO (modelo 1), PASSIVO (modelo 2), INADIMP (modelo 3), Z-SCORE (4), e BASILEIA (5). Um conjunto de regressores, nessa ordem, é usado para analisar a relação em curto e longo prazo: taxa de juros (SELIC, SURPRESAPM), LIQUIDEZ, CREDIBILID, HIATOPIB, INCERTEZA, CONTASPUB, IBOVESPA, CAMBIO, EMBI, VIX e WXFED. Além disso, uma constante, *dummies* de crises (regressores fixos) SUBPRIME e COVID e outras intervenções DIVERSOS. Para cada um dos cinco modelos, há duas especificações com diferentes taxas de juros de política monetária. Submodelos do tipo A têm a SELIC como instrumento de política monetária, e submodelos tipo B têm SURPRESAPM.

Tabela 4
Testes de raíz unitária DF-GLS e MADF^{GLS}

Variável	DF-GLS		MADF-AOGLS		MADF-IOGLS	
	Nível	1ª Diferença	Nível	1ª Diferença	Nível	1ª Diferença
ATIVO	–0,61	–2,20	–2,94	–17,21***	–4,39	–17,16***
PASSIVO	–0,31	–11,92***	–4,67*	–12,76***	–5,06*	–13,70***
INADIMP	–2,87*	–5,13***	–4,93**	–13,08***	–5,47***	–12,95***
ZSCORE	–2,26	–4,91***	–3,76	–7,15***	–3,74	–8,24***
BASILEIA	–2,83*	–15,12***	–4,93*	–16,14***	–4,83*	–16,04***
SELIC	–1,80	–3,90***	–5,87***	–6,00***	–4,68*	–6,10***
SURPRESAPM	–14,28***	–2,45	–16,04***	–26,68***	–15,89***	–26,54***
LIQUIDEZ	–1,92	–14,52***	–2,54	–15,18***	–8,79***	–45,26***
CREDIBILID	–2,24	–12,64***	–4,76*	–14,61***	–5,01**	–14,52***
HIATOPIB	–3,00**	–2,37	–6,03***	–7,79***	–5,60***	–7,29***
IBOVESPA	–1,27	–7,72***	–4,67*	–12,18***	–4,72*	–11,46***
INCERTEZA	–9,18***	–19,19***	–10,39***	–21,60***	–10,30***	–21,35***
CONTASPUB	–3,79***	–4,33***	–5,28**	–14,13***	–5,20**	–14,39***
CAMBIO	–0,86	–3,62***	–3,15	–11,83***	–3,19	–11,77***
EMBI	–1,35	–11,64***	–4,51*	–13,02***	–4,52*	–11,95***
VIX	–3,55***	–13,14***	–4,89**	–17,11***	–4,86**	–15,96***
WXFED	–1,35	–6,22***	–3,08	–11,48***	–3,23	–11,37***

Nota: ***, ** e * denotam significância estatística a 1%, 5% e 10%, respectivamente. Número de defasagens sugeridas por *Schwarz*.

A Tabela 5, portanto, reporta as estimações completas dos modelos em nível, equação (1), com um máximo de três defasagens para cada coeficiente, sendo selecionado pelo critério de *Akaike* (AIC). Os modelos foram estimados com a matriz de correção covariância de Newey-West, que fornece consistência para heterocedasticidade e autocorrelação.

Para a análise da adequação dos modelos foram feitos ainda alguns testes de diagnóstico para avaliar se a confiabilidade, que em geral indicaram boas medidas de ajuste. O coeficiente de determinação R^2 acima de 95% indica uma boa especificação. Quanto ao teste de Durbin-Watson, os resultados são próximos de 2, sugerindo não autocorrelação dos resíduos. Os testes de especificação de Reset não apontaram problemas na forma funcional (relativamente a não linearidades), haja vista que a hipótese nula não é rejeitada.

No que tange aos testes LM de autocorrelação e ARCH de heterocedasticidade, para a maioria dos modelos, não se rejeita a hipótese nula, inferindo que as especificações não sofrem esses problemas. E ainda, os resíduos são estacionários sob os testes de raiz unitária. Os resultados podem ser visualizados nas colunas da Tabela 5. Em relação aos testes de estabilidade CUSUM e CUSUMSQ, pode-se dizer que os parâmetros são estáveis e ficaram dentro do intervalo de significância de 5%. Por economia de espaço, os gráficos não foram reportados.

Ainda na Tabela 5, para avaliar a existência de vetores de cointegração

Tabela 5
Estimativas dos modelos ARDL

Modelo	Defasagens	R2	DW	Prob. RESET	Prob. LM	Prob. ARCH	Resíduos	*F*
1A	(1, 0, 0, 0, 0, 2, 1, 1, 1, 0, 0, 0)	0,989	2,02	0,740	0,522	0,546	I(0)	3,90
1B	(1, 2, 0, 0, 0, 2, 0, 1, 1, 0, 0, 0)	0,989	2,12	0,328	0,402	0,448	I(0)	3,27
2A	(1, 1, 0, 0, 0, 1, 2, 1, 0, 0, 0, 2)	0,999	2,05	0,963	0,394	0,380	I(0)	7,03
2B	(1, 1, 0, 0, 0, 0, 2, 1, 0, 0, 0, 2)	0,999	1,97	0,407	0,995	0,351	I(0)	6,69
3A	(3, 2, 0, 3, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0)	0,966	1,95	0,488	0,109	0,085	I(0)	6,27
3B	(1, 0 0, 0, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)	0,959	1,98	0,963	0,000	0,042	I(0)	3,68
4A	(3, 1, 0, 0, 3, 0, 2, 3, 3, 2, 3, 0)	0,995	2,15	0,398	0,082	0,000	I(0)	4,58
4B	(3, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 3, 2, 3, 0)	0,994	2,10	0,335	0,160	0,000	I(0)	3,08
5A	(3, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0)	0,868	1,99	0,464	0,783	0,405	I(0)	3,86
5B	(1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0)	0,871	2,07	0,833	0,592	0,770	I(0)	3,98

Notas: (1): A ordem das variáveis no ARDL é variável de risco (ATIVO, PASSIVO, INADIMP, ZSCORE ou BASILEIA), taxa de juros (SELIC, SURPRESAPM), LIQUIDEZ, CREDIBILID, HIATOPIB, INCERTEZA, CONTASPUB, IBOVESPA, CAMBIO, EMBI, VIX, WXFED. (2): Coeficientes significativos ao nível de significância de 10%. (3): Resíduos são I(0) sob os testes de raíz unitária PP, DF-GLS e MADF^{GLS}. (4): No teste de cointegração (estatística *F*) a hipótese nula é de não relação em longo prazo, com banda inferior 1,76 (a 10% de nível de significância) e 1,98 (a 5% de nível de significância), enquanto as bandas superior 2,77 (a 10%) e 3,04 (5%).

entre as séries, aplicou-se a abordagem de Testes de Fronteira (*Bounds Testing*) previsto em Pesaran et al. (2001). A hipótese nula de não existência de relação em longo prazo pode ser rejeitada a 5% de significância para todos os modelos. Porquanto a estatística F é superior que os limites propostos pelos autores.

O resultado encontrado já é bastante importante na análise dos determinantes da tomada de risco bancária na economia brasileira. Infere-se que o conjunto das variáveis explanatórias têm papel relevante em longo prazo nas tomadas de decisão das instituições financeiras. Mas também é interessante a investigação de cada variável estimada no contexto em longo prazo. Ademais, a relação em longo prazo não significa que inexistem choques de curto prazo, o que também deve ser examinado e será feito a seguir.

Aplicou-se uma verificação adicional para identificar quebras nas séries, porquanto se isso fosse observado, os testes de limites/*bounds* de cointegração seriam inconsistentes. Trata-se do teste de Gregory e Hansen (1996) de cointegração que controla para quebras estruturais em datas desconhecidas. Como há um limite de 4 variáveis para se empregar a verificação, foram feitos inúmeros testes com cada variável de risco e vários conjuntos das demais séries. A hipótese nula do teste, de que não há cointegração no ponto de quebra não foi rejeitada, o que indica que a combinação das variáveis exibe propriedades estáveis em longo prazo, convergindo no tempo.

Após identificar a presença de vetores de cointegração, os modelos na

forma de correção de erros, equação (2) são estimados a fim de se obter os parâmetros em curto e longo prazo. A Tabela 6 apresenta os coeficientes estimados.

Cabe salientar algumas questões iniciais quanto às especificações dos modelos. Como indicado anteriormente, a relação de longo prazo detectada nas estimações não impede que o sistema estimado receba choques de curto prazo. Todavia, para que a relação de cointegração seja mantida, deve haver um mecanismo de correção dos choques de curto prazo, para que se retorne à dinâmica de longo prazo, que é o mecanismo de correção de erros.

Como esperado, o termo de correção de erros é negativo e estaticamente significativo para todos os modelos. Nos modelos 1-A e 5-A, aproximadamente 10,1% e 21,6%, respectivamente, o choque é corrigido após o primeiro mês, sugerindo uma velocidade de ajuste bastante alta, condizente com o curto horizonte de tempo da economia brasileira e rápida precificação nos mercados financeiros. Como exemplificação, se há algum desvio na trajetória de longo prazo, e a correção se dá a uma taxa de aproximadamente 10% ao mês, significa que em um prazo de 10 meses, todo esse choque inicial terá se dissipado.

Já os demais modelos apresentam uma correção de choque de aproximadamente 2% a 3% para o mês seguinte, conforme o caso, demostrando uma velocidade mais baixa de ajuste em relação ao equilíbrio de longo prazo. Esses resultados sugerem que, embora haja uma relação de longo prazo, é possível que haja desvios de curto prazo, e que a correção em direção ao longo prazo é lenta – o que levaria a pelo menos de 3 anos para ajustamento.

Os desvios da trajetória de longo prazo das medidas de risco são corrigidos, em pouca parte, pela variação da própria medida de risco defasada. No caso do modelo com ZSCORE, em torno de 0,5% a 0,6% – já considerada a combinação linear dos *lags* 1 e 2. Outras variáveis econômicas influenciam o risco bancário e serão discutidas na sequência.

A relação em longo prazo entre o instrumento da política monetária SELIC e as medidas de risco é negativa para os modelos 1, 4, e positiva para os modelos 3 e 5. Isso indica que uma taxa de juros menor torna os bancos mais propensos ao risco, ampliando operações de crédito (ATIVO), exposição ao risco (ZSCORE), e reduzindo a proteção (BASILEIA), resultado semelhante a Angeloni et al. (2015) e de Moraes e de Mendonça (2019).

Além disso, com uma diminuição (aumento) da taxa de juros, há uma redução (aumento) da inadimplência, semelhante a Montes e Scarpari (2015), que atribuem a assimetria de informação (seleção adversa e risco moral) no mercado de crédito. De fato, Montes et al. (2013) avaliam que políticas mo-

netárias contracionistas (expansionistas) induziriam os bancos a contratarem mais (menos) seguros em face da piora das condições de crédito.

Essas evidências contribuem para o movimento pró-cíclico do risco bancário, isto é, o comportamento de risco das instituições financeiras aumenta em períodos de *boom*, e diminui em tempos de recessão (de Moraes e de Mendonça, 2019), resultado favorável ao canal de tomada de riscos.

Quanto à magnitude dos coeficientes, em valores absolutos, nos modelos 1, 4 e 5 é em torno de 0,07% a 0,24%. Dessa forma, as decisões do Banco Central de elevar o seu instrumento de taxa de juros, medido pela Selic, em um ponto percentual, altera, em longo prazo, as medidas de risco em 0,07% a 0,24%. No caso do modelo 3, o coeficiente foi mais, cerca de 1,49%, mostrando um efeito maior sobre a inadimplência. No curto prazo, os parâmetros foram menos significativos e com efeitos líquidos mais baixos considerando a combinação linear dos coeficientes. Os valores ficaram menores que 0,05% — exceto com BASILEIA, em que o coeficiente contemporâneo foi de 0,24%. Em tempos de aumentos (diminuição) das taxas de juros, os bancos ampliam (reduzem) a cobertura de capital.

Embora a surpresa da política monetária (modelos do tipo B) tenha apresentado o sinal esperado, os coeficientes de longo prazo apresentaram significância estatística apenas nos modelos 1 e 5. Isto é, no longo prazo não há indicação de que as mudanças inesperadas das taxas de juros tenham relação com outras medidas, como passivos não essenciais, inadimplência e Z-Score. Somente a trajetória da própria taxa de juros, considerada individualmente, possui uma relação estável de longo prazo as duas últimas medidas de risco bancário citadas. Para o curto prazo, valem as mesmas observações da taxa Selic, com poucas relações significativas.

Bauer et al. (2023) esclarecem que se pode explicar até cerca de 10% da variação no apetite ao risco com esta medida. Dada a importância da política monetária para os mercados financeiros, os autores entendem que parece muito mais plausível que as alterações adicionais na tolerância ao risco se devam, em parte, às notícias sobre a política monetária, explicadas por exemplo com análise textual vinculando as reações do mercado financeiro ao conteúdo das declarações do Banco Central (Gardner et al., 2022) ou mudanças de risco de um grande conjunto de variáveis financeiras (Kroencke et al., 2021). Este último foi o que realizamos no presente estudo.

Em relação às demais variáveis, destacamos alguns aspectos. O coeficiente de longo prazo da LIQUIDEZ se mostrou estatisticamente significante nos modelos 2, 3 e 5. O maior volume financeiro na economia aumenta as captações e capital próprio das instituições financeiras – assim como Vinhado

e Divino (2015), o que aumentaria a segurança do sistema financeiro.

O índice de credibilidade (CREDIBILID) teve pouca relevância em quase todas as especificações em curto prazo, mas no longo prazo se mostrou importante em diversos modelos. Um aumento da credibilidade leva a um aumento na exposição ao risco e na inadimplência, mas a uma redução nos ativos de risco e no índice de Basiléia. Estes resultados até apontariam para a evidência empírica do "paradoxo da credibilidade", de forma semelhante a Montes e Peixoto (2014). Todavia, os coeficientes baixos, em torno de 0,01% a 0,02% na maior parte dos casos, levam a crer que a que o mecanismo não é tão significativo.

Um maior índice do mercado de ações no longo prazo auxilia no fornecimento de garantias e condições de pagamento de empréstimos (modelo 3), diminuição na exposição ao risco (modelo 4) e aumento na cobertura de capital (modelo 5). Ainda no longo prazo, o aumento dos ativos (modelo 1) e também dos passivos não essenciais (modelo 2) – considerados mais voláteis que os depósitos à vista e a prazo tradicionais – está em linha com a ideia de expansão no *boom* econômico e diminuição com fortes retiradas em tempos de recessão (Angeloni et al., 2015). O HPIB, no curto prazo, apresenta os sinais esperados. Uma elevação da atividade econômica suscita um aumento na exposição ao risco. Por outro lado, o crescimento da economia também se reverte para uma menor inadimplência e maior índice de Basiléia, fortalecendo os meios de controle que ajudam a frear a tomada de risco. No longo prazo também é destacado o mesmo efeito de curto prazo sobre inadimplência e *Z-Score*. No geral, essa variável de atividade econômica se mostrou mais contracíclica, inclusive nos modelos 1, 2 e 3, sugerindo que a melhora da economia auxilia os tomadores de empréstimo a honrarem seus compromissos e diminui a assunção de risco bancário (Paiva e Ferreira, 2019).

A combinação linear taxa de juros sombra americana WXFED apresentou parâmetro negativo no modelo 2 de passivos. No longo prazo, nota-se alguma influência negativa sobre passivos e exposição ao risco. A pouca relevância de significância estatística em mais modelos não nos dizem muito sobre um canal de tomada de risco a nível internacional, haja vista os sinais contrários ao esperado, diferente do encontrado para a taxa de juros doméstica. Barroso et al. (2016) observam alguma relevância para o canal de risco externo, mas encontram maiores evidências para o canal interno.

Quanto maior a INCERTEZA, maior a aversão ao risco, logo menor *Z-Score* e maior índice da Basiléia no longo prazo. Para o curto prazo, o único efeito significante foi na redução de ativos de risco. Com a elevação do EMBI, tanto no curto quanto no longo prazo o efeito é negativo sobre *Z-Score*. Quanto

ao risco externo, no longo prazo o VIX tem uma contribuição positiva sobre o aumento dos ativos e exposição ao risco. Isso pode sinalizar algum efeito de contágio, com reflexos sobre preços e estabilidade financeira (Bekaert et al., 2013).

Por isso, a inclusão de variáveis de crises econômicas e financeiras (no caso SUBPRIME e COVID) são úteis para analisar o comportamento de risco dos bancos diante de cenários adversos. Nesse sentido, é possível verificar que uma *dummy* para a crise financeira de 2008/2009 tem influência positiva nas medidas de risco. Isso através dos efeitos positivos sobre ativos e inadimplência e negativo sobre o índice da Basiléia, todos em torno de 0,2% a 0,3% em valores absolutos. O resultado para SUBPRIME, portanto, indica que a incredibilidade transmitida pela crise prejudicou os mercados financeiros e colocou em risco a estabilidade financeira da economia, conforme Tabak et al. (2013).

Em relação à variável binária da crise de Covid-19, os sinais, nos modelos 2, 3 e 4 foram negativos, enquanto no modelo 5 foi positivo. Isso ilustra que a economia financeira sofreu uma retração generalizada em diversos indicadores. Por um lado, as captações e a exposição ao risco diminuíram, implicando em maior aversão ao risco pelos bancos. Por outro lado, a redução da inadimplência e cobertura de capital têm resultados conflituosos, pode sugerir menor proteção do sistema financeiro ou volatilidade decorrente da interrupção das atividades principais da economia.

Finalmente, as quebras do cenário econômico tiveram os resultados esperados, com ampliação de ativos de risco e diminuição da inadimplência no período da lei de falências e ajuste da economia no início do governo Temer – modelos 1 e 3 – e maior risco no período de desajuste da presidente Dilma – a inadimplência aumentou e os bancos passaram a se proteger mais, nos modelos 3 e 5. Além disso, o superávit primário como participação do PIB, através de CONTASPUB, contribui como uma segurança do governo, e seu aumento incentiva a maior assunção de risco (modelos 1, 2, 4 e 5).

Tabela 6
Dinâmica de longo e curto prazo dos modelos ARDL

	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3		Modelo 4		Modelo 5	
Variáveis	1A	1B	2A	2B	3A	3B	4A	4B	5A	5B
Longo Prazo										
$JUROS_t$	−0,24**	−0,91***	0,05	−0,61	1,50**	1,54	−0,07***	−1,12	0,13**	2,51**
	(0,11)	(3,41)	(0,04)	(0,44)	(0,76)	(2,25)	(0,03)	(0,82)	(0,06)	(1,19)
$LIQUIDEZ_t$	0,09	0,10	0,04*	0,02	−0,43*	0,17	−0,01	0,02	0,05***	−0,03
	(0,13)	(0,12)	(0,02)	(0,02)	(0,26)	(0,11)	(0,01)	(0,02)	(0,02)	(0,03)
$CREDIBILID_t$	−0,02***	−0,02*	0,00	0,00	0,09*	0,02	0,01***	0,02***	0,01*	0,01***
	(0,01)	(0,01)	(0,00)	(0,00)	(0,05)	(0,01)	(0,00)	(0,02)	(0,01)	(0,01)
$HIATOPIB_t$	−0,51**	−0,66***	−0,27*	0,18**	−0,35*	−0,11*	0,15***	0,12***	0,15	0,07
	(0,22)	(0,27)	(0,14)	(0,09)	(0,10)	(0,06)	(0,02)	(0,04)	(0,15)	(0,18)
$INCERTEZA_t$	0,59	0,55	−0,05	0,13	−1,35*	−0,45	−0,66***	−0,42**	0,60**	0,69**
	(0,53)	(0,77)	(0,13)	(0,08)	(0,73)	(0,60)	(0,13)	(0,18)	(0,27)	(0,28)
$CONTASPUB_t$	0,57*	0,72**	0,12**	0,08	2,13	1,23	0,10*	0,11**	−0,28*	−0,18
	(0,35)	(0,30)	(0,05)	(0,07)	(1,36)	(1,08)	(0,06)	(0,02)	(0,15)	(0,20)
$IBOVESPA_t$	4,24*	5,99***	0,89***	0,46	−5,05**	−5,65**	−1,51***	−1,92***	0,15*	1,80*
	(2,07)	(2,16)	(0,34)	(0,36)	(2,30)	(2,46)	(0,25)	(0,55)	(1,12)	(0,98)
$CAMBIO_t$	−1,84	−1,19	0,41	0,28*	5,69	−0,10	0,58***	1,02***	−0,05	0,70
	(1,21)	(0,75)	(0,25)	(0,17)	(3,60)	(0,69)	(0,14)	(0,23)	(0,60)	(0,64)
$EMBI_t$	0,95	−0,81	−0,16	−0,12	−8,40	−1,30	−0,52**	−1,57***	0,23	−0,82
	(2,65)	(2,57)	(0,49)	(0,36)	(5,73)	(1,77)	(0,26)	(0,62)	(1,31)	(0,99)
VIX_t	3,10**	2,89***	−0,12	−0,09	4,38*	1,36	0,74***	1,31**	0,07	0,39
	(1,26)	(1,04)	(0,23)	(0,18)	(2,40)	(1,17)	(0,22)	(0,58)	(0,53)	(0,66)
$WXFED_t$	0,26	0,11	−0,12**	−0,08***	0,44	0,48*	−0,07**	−0,09*	0,05	−0,01
	(0,18)	(0,16)	(0,05)	(0,03)	0,46	(0,28)	(0,04)	(0,06)	(0,08)	(0,09)
Curto Prazo (Variáveis Significativas)										
ECM_{t-1}	−0,10***	−0,12***	−0,02***	−0,03***	−0,03***	−0,03***	−0,06***	−0,03***	−0,22***	−0,18***
	(0,02)	(0,02)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,01)	(0,01)	(0,01)	(0,03)	(0,03)
$\Delta RISCO_{t-1}$					−0,13**		0,33***	0,38***		
					(0,07)		(0,06)	(0,06)		
$\Delta RISCO_{t-2}$					−0,26***		0,23***	0,24***	−0,16**	

Continua na próxima página...

Tabela 6 (continuação)

	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3		Modelo 4		Modelo 5	
Variáveis	1A	1B	2A	2B	3A	3B	4A	4B	5A	5B
Curto Prazo (Variáveis Significativas)										
					(0,07)		(0,06)	(0,06)	(0,06)	
$\Delta JUROS_t$		0,38**	–0,01***		0,10***		–0,03***		0,24***	
		(0,16)	(0,00)		(0,04)		(0,01)		(0,06)	
$\Delta JUROS_{t-1}$		–0,33**			–0,14***					
		(0,17)			(0,04)					
$\Delta CREDIBILID_{t-2}$					0,00*					
					(0,00)					
$\Delta HIATOPIB_t$						–0,48*			0,20**	
						(0,02)			(0,09)	
$\Delta HIATOPIB_{t-1}$					–0,64*					
					(0,04)					
$\Delta HIATOPIB_{t-2}$					–0,57*		0,04***			
					(0,03)		(0,02)			
$\Delta INCERTEZA_t$							–0,02**			
							(0,01)			
$\Delta INCERTEZA_{t-1}$		–0,13**					0,02**			
		(0,06)					(0,01)			
$\Delta INCERTEZA_{t-2}$	–0,13**									
	(0,06)									
$\Delta CONTASPUB_t$	0,21***		–0,01	–0,01**						
	(0,07)		(0,00)	(0,00)						
$\Delta CONTASPUB_{t-1}$			0,01**	0,01*						
			(0,00)	0,00						
$\Delta IBOVESPA_t$	–0,96*		0,06***	0,06***						
	(0,52)		(0,01)	(0,01)						
$\Delta IBOVESPA_{t-2}$							–0,28***	–0,27***		
							(0,07)	(0,07)		
$\Delta CAMBIO_t$	–1,30***	–1,11***					0,07**	0,10***	–0,55***	–0,40**
	(0,28)	(0,27)					(0,04)	(0,04)	(0,20)	(0,20)
$\Delta CAMBIO_{t-2}$							–0,11***	–0,11***		
							(0,03)	(0,03)		

Continua na próxima página...

Tabela 6 (continuação)

	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3		Modelo 4		Modelo 5	
Variáveis	1A	1B	2A	2B	3A	3B	4A	4B	5A	5B
					Curto Prazo (Variáveis Significativas)					
$\Delta EMBI_{t-1}$								–0,16***		
								(0,06)		
ΔVIX_t									–0,34***	–0,32***
									(0,13)	(0,12)
ΔVIX_{t-2}							–0,06***	–0,05**		
							(0,02)	(0,02)		
$\Delta WXFED_t$			–0,01***	–0,01**						
			(0,00)	(0,00)						
$\Delta WXFED_{t-1}$			–0,01***	–0,01**						
			(0,00)	(0,00)						
$SUBPRIME_t$	0,18*	0,29***			0,20***	0,09**			–0,30***	–0,27***
	(0,10)	(0,10)			(0,04)	(0,04)			(0,09)	(0,08)
$COVID_t$			–0,01**	–0,01***		–0,11***	–0,06***	–0,06***	–0,28***	–0,29***
			(0,00)	(0,00)		(0,04)	(0,01)	(0,02)	(0,10)	(0,10)
$FALENCIA_t$	0,10***	0,12***			–0,30***	–0,09***	0,01***			–0,10***
	(0,02)	(0,05)			(0,04)	(0,02)	(0,00)			(0,03)
$DILMA_t$			0,01***	0,02***	0,10***	0,12***		–0,03***	0,31***	0,23***
			(0,00)	(0,00)	(0,03)	(0,04)		(0,01)	(0,08)	(0,07)
$TEMER_t$	0,13*	0,19*			–0,14***	–0,13***				0,39***
	(0,01)	(0,11)			(0,03)	(0,03)				(0,09)

Nota: *, **, ***, significantes a 10%, 5% e 1% respectivamente. Cada modelo tem uma variável dependente de risco bancário, sendo ativos de risco (modelo 1), passivos não essenciais (modelo 2), inadimplência (modelo 3), *Z-Score* (4) e índice de Basiléia (5). Submodelos do tipo A têm a taxa Selic como instrumento de política monetária, e submodelos tipo B têm a surpresa da política monetária. Todos os parâmetros de longo prazo foram reportados, e somente os coeficientes significativos de curto prazo foram apresentados, para melhor visualização.

4.3 Cointegração de Johansen

Para confirmação e verificação de robustez dos resultados, é aplicado o método multivariado de vetores autorregressivos. São estimados cinco modelos, sendo uma especificação para cada variável endógena de risco (ATIVO, PASSIVO, INADIMP, ZSCORE e BASILEIA). Como há muito mais equações e parâmetros a serem estimados do que os modelos ARDL, e para que se tenha graus de liberdade suficientes, foi seguida a literatura e estratégia de Angeloni et al. (2015) e de Moraes e de Mendonça (2019), sendo selecionadas menos séries temporais para a análise. Ademais, apenas as séries com mesma ordem de integração – no caso da maioria I(1) – poderiam ser utilizadas. Os regressores endógenos escolhidos, além das medidas de risco, são SELIC, LIQUIDEZ, CREDIBILID, IBOVESPA e CONTASPUB. As variáveis exógenas[12] são WXFED, CAMBIO, EMBI, SUBPRIME, COVID e as outras *dummies* DIVERSOS.

Considerando que as séries são integradas de ordem um – considerando os testes de raiz unitária PP e DF-GLS ao nível de significância de 5% – , é aplicado o teste de cointegração de Johansen entre as variáveis. Para a escolha do número de defasagens a serem utilizadas nos testes de cointegração e causalidade, foram estimados modelos VAR com até 12 defasagens, o que corresponde a um ano pela periodicidade mensal. Utilizando o *Schwartz Bayesian Criterion* (SBC) e *Hannan Quinn Criterion* (HQ), em todos os modelos os resultados indicaram 2 *lags*. O *Akaike Information Criterion* (AIC) sugeriu de 3 a 8 defasagens conforme o modelo. Levando ainda em conta o balanço entre princípio da parcimônia, as defasagens da política monetária e a dinâmica temporal da economia, foram escolhidos os 2 *lags* para as estimações.

Os resultados do teste de cointegração de Johansen[13] para cada modelo indicaram que, tanto pela estatística do traço como pela do máximo autovalor, existe 1 vetor de cointegração entre as séries em todos os modelos ao nível de significância de 5%, assim como Zhou e Tewari (2019) também encontraram cointegração entre um conjunto de séries semelhante.

Uma vez que existe cointegração, é possível estimar um mecanismo de correção de erro para aferir a velocidade de ajuste dos desequilíbrios de curto prazo em relação ao equilíbrio de longo prazo. Os parâmetros do vetor de cointegração e do mecanismo de correção de erros estimados se encontram na Tabela 7.

Os parâmetros de ajustamento do mecanismo de correção de erro (COR-

[12] Consequentemente, para estas últimas temos apenas os coeficientes de curto prazo.
[13] Os resultados foram confirmados também na versão do teste com quebras estruturais.

REÇÃO DE ERRO) apresentaram sinal negativo conforme esperado, o que sinaliza que, a cada período, há uma compensação dos desvios de curto prazo em relação ao equilíbrio de longo prazo.

Os resultados dos coeficientes das variáveis endógenas mostram que a SELIC tem relação negativa com a tomada de risco. Quando a taxa de juros diminui (aumenta) o ATIVO, PASSIVO e ZSCORE aumentam (diminuem), enquanto INADIMP diminui (aumenta). Isto é, quando os juros diminuem (aumenta), a exposição ao risco aumenta (diminui), e a inadimplência diminui (aumenta), o que evidencia o comportamento pró-cíclico do risco, conforme apontado em de Moraes e de Mendonça (2019).

A LIQUIDEZ, assim como IBOVESPA, tem contribuições positivas sobre ATIVO, PASSIVO e Z-SCORE, e negativa sobre BASILEIA, também ampliando a assunção de risco das instituições financeiras. Já para as variações da CREDIBILID, embora os coeficientes de longo prazo foram significativos em quatro modelos, os valores foram relativamente baixos para sinalizar, a princípio, evidência do "paradoxo da credibilidade". Cabe acrescentar que não foram encontrados na literatura estudos com elasticidades, somente funções impulso-resposta.

Comparando os resultados entre os modelos ARDL e VEC, para SELIC e CREDIBILID, os sinais das variáveis e a significância estatística foram praticamente os mesmos – apenas os valores dos coeficientes foram diferentes. A LIQUIDEZ teve sinais e valores de parâmetros semelhantes nas três primeiras especificações, enquanto no modelo com BASILEIA como variável de risco apenas o sinal se manteve. Já o IBOVESPA teve os mesmos sinais entre os modelos ARDL e VEC, mas no primeiro caso os coeficientes maiores e mais significativos, indicando que o impacto do mercado de ações pode ficar melhor especificado quando há mais variáveis financeiras incluídas no modelo.

4.4 Função impulso-resposta

Para avaliar as inter-relações dinâmicas entre as variáveis de política monetária e credibilidade, bem como a tomada de risco, são utilizadas as funções resposta ao impulso no prazo de 3 anos, ou 36 meses, com intervalos de confiança *bootstrap*. Os modelos utilizados são os mesmos VEC obtidos na análise de cointegração de Johansen.

A Figura 2 traz as funções para o choque na taxa de juros de política monetária sobre cada variável de risco. O efeito do aumento de um desvio padrão na SELIC diminui o ATIVO cada vez mais nos primeiros 12 meses. Desse modo, os ativos com baixo risco, como os títulos públicos, tendem

Tabela 7
Estimações das elasticidades VEC

Modelo	SELIC	LIQUIDEZ	CREDIBILID	IBOVESPA	CONTASPUB	CORREÇÃO DE ERRO
1	–1,132***	0,108***	–0,495***	1,410***	–3,533	–0,093***
	(0,228)	(0,015)	(0,017)	(0,228)	(3,480)	(0,008)
2	–0,074***	0,047***	–0,001	0,208*	0,084***	–0,077***
	(0,027)	(0,007)	(0,001)	(0,108)	(0,016)	(0,002)
3	0,208***	–0,661***	0,030***	–0,834***	–0,273	–0,070***
	(0,042)	(0,091)	(0,010)	(0,139)	(0,216)	(0,004)
4	–0,226***	0,480***	0,048***	1,816	0,425***	–0,042***
	(0,088)	(0,057)	(0,007)	(1,208)	(0,146)	(0,002)
5	0,089	–0,797***	0,073***	–1,766	0,545**	–0,031***
	(0,149)	(0,098)	(0,011)	(2,064)	(0,249)	(0,001)

Nota: *, **, ***, significantes a 10%, 5% e 1% respectivamente.

a ficar mais atraentes. Já para PASSIVO, a política monetária restritiva faz com que os bancos diminuam sua dependência de fontes de financiamento de longo prazo (mais voláteis) até os 6 primeiros períodos, e depois a resposta passa a não ser estatisticamente significante. Os resultados das duas primeiras medidas de risco são semelhantes à de Angeloni et al. (2015), inclusive quanto à instabilidade das funções.[14]

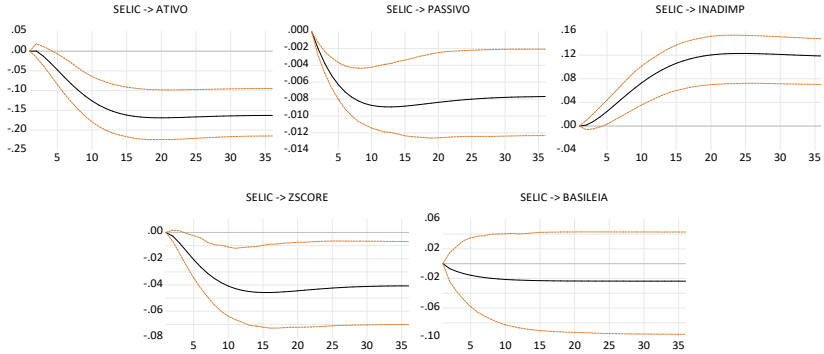
Diante do aumento da taxa de juros, a inadimplência (INADIMP) aumenta até 20 meses e depois se mantém, haja vista o enfraquecimento da economia com menor crescimento e uma taxa de desemprego mais elevada. Ainda, seguindo o comportamento pró-cíclico da economia, a redução do apetite de risco dos bancos induz a adoção de uma postura conservadora por meio de outras medidas de risco, diminuindo a exposição ao risco (ZSCORE). Em 10 meses, o efeito máximo é observado. O efeito sobre o capital (BASILEIA) não foi observado, tendo em vista o intervalo de confiança da resposta.

Por outro lado, supondo que a taxa de juros da política monetária diminua, os bancos têm mais incentivo a tomar risco para aumentar os lucros. Em suma, a intuição é que os bancos reagem por correr menos risco quando a política monetária é apertada e mais quando é afrouxada, conforme Delis e Kouretas (2011).

Quando é aplicada a variável credibilidade como impulso ao risco bancário, com exceção do efeito negativo sobre inadimplência, as demais especificações não produziram resultados estatisticamente diferentes de zero, indicando não operacionalidade do "paradoxo da credibilidade".

[14] De fato, muitos artigos da revisão de literatura também não obtiveram uma função impulso-resposta que converge perfeitamente a origem, como em Angeloni et al. (2015), de Moraes e de Mendonça (2019) e em boa parte de Buch et al. (2014a) e Buch et al. (2014b). Não obstante essa instabilidade, entendemos que isso não chega a prejudicar as conclusões do artigo.

Figura 2
Funções impulso-resposta para choque na SELIC sobre risco



Nota: Função impulso-resposta para política monetária contracionista, com intervalo de confiança *bootstrap* de 95%.

4.5 Teste de causalidade de Granger

Uma vez que as séries, neste estudo, são não estacionárias em nível, e que o teste de causalidade de Granger padrão não pôde ser aplicado nesse caso, Toda e Yamamoto (1995) sugerem uma metodologia para verificar se existe causalidade das séries em nível, mesmo não estacionárias.[15] Esse método também pode ser importante quando são encontradas mais relações de longo prazo do que de curto prazo, o que foi identificado quando da estimação dos vetores de cointegração. Dessa forma, nesta pesquisa, testamos a causalidade de Granger para as séries em nível pela metodologia de Toda e Yamamoto (1995). Os modelos VAR tem $p = 3$ defasagens, sendo $p = k + d$, onde k a ordem de defasagem ótima pelo critério de SBC, e d o número de integração máxima das variáveis.

Os resultados expressos na Tabela 8 mostram que todas as variáveis, conjuntamente, causam no sentido de Granger as variáveis de risco em quatro dos cinco modelos, a 10% de nível de confiança. No caso da SELIC, foi identifi-

[15] Islam e Ahmed (1999) sugerem o uso do mecanismo de correção de erro para o teste de causalidade de Granger, chamado de "causalidade de Granger avançado". A ideia é que se as variáveis têm tendências comuns, as alterações correntes de uma série são parte do resultado dela se movendo em concordância com a tendência da outra série. Sendo as séries cointegradas, e com o teste avançado, se poderia descartar a possibilidade de não se encontrar uma relação de causa em pelo menos uma direção. O teste foi aplicado, porém, considerando a baixa significância das variáveis endógenas de curto prazo – provavelmente pela superparametrização do VAR –, em apenas dois dos cinco modelos a SELIC causa no sentido de Granger as variáveis de risco dos modelos 2 (PASSIVO) e 4 (ZSCORE), ao nível de significância de 5%. No caso das variáveis em conjunto, foi apenas no modelo 2.

Tabela 8
Testes de causalidade de Granger proposto por Toda e Yamamoto

Modelo	Estat.	SELIC	LIQUIDEZ	CREDIBILD	IBOVESPA	CONTASPUB	Todas Variáveis
1	χ^2	9,54**	9,53**	1,65	16,41***	1,74	29,84**
	Prob.	0,02	0,03	0,65	0,00	0,63	0,01
2	χ^2	8,74**	0,72	3,25	1,28	7,92***	27,38**
	Prob.	0,03	0,87	0,35	0,73	0,05	0,03
3	χ^2	22,37***	3,71	3,69	3,70	6,78*	29,11**
	Prob.	0,00	0,29	0,30	0,30	0,08	0,02
4	χ^2	3,19	0,91	8,92**	5,85	4,35	13,25*
	Prob.	0,36	0,82	0,03	0,12	0,23	0,09
5	χ^2	7,91*	1,60	1,93	7,39*	2,74	17,96
	Prob.	0,07	0,66	0,59	0,06	0,43	0,27

Notas: (1): Variável (SELIC, LIQ, CREDIBILD, IBOVESPA, CONTASPUB, Todas variáveis) não Granger causa variável de risco. (2): *, **, ***, significantes a 10%, 5% e 1% respectivamente. (3): "Todas Variáveis" se referem ao efeito conjunto das variáveis SELIC, LIQ, CREDIBILD, IBOVESPA, CONTASPUB.

cado que causa no sentido de Granger em todas as especificações, exceto no modelo 4 com Z-SCORE. Em vários casos, a significância estatística chegou a 5% e 1%, como nos modelos 1 a 3. A LIQUIDEZ só foi importante em um modelo, IBOVESPA e CONTASPUB em dois dos cinco modelos, enquanto CREDIBILD causa no sentido de Granger apenas Z-SCORE.

Esses resultados de precedência temporal corroboram a importância da dinâmica da SELIC e demonstram a principal relação do canal de tomada de risco da política monetária, servindo como indicativo da relevância empírica do mecanismo.

5. Considerações finais

A política monetária expansionista é considerada um dos fatores para o aumento excessivo de riscos na corrida até a crise financeira global. Isso levou à recomendação de que as autoridades monetárias devem considerar nas ações de política os aspectos da estabilidade financeira do setor bancário. A literatura anterior tem buscado dar uma resposta mais clara à questão se a política monetária expansionista aumenta ou diminui o risco dos bancos.

Este trabalho estuda o reflexo da política monetária no risco bancário, dentro do mecanismo de transmissão monetária do canal de tomada de risco na economia brasileira. A reconsideração do desenho de política ótima na presença de risco financeiro é um dos desafios dos modelos macroeconométricos. Visto a escassez de trabalhos que relacionam a análise dinâmica de séries temporais com a temática, o presente trabalho contribui e se diferencia da literatura ao elaborar uma avaliação com mais variáveis do que usualmente se encontra nas bibliografias, com modelagem ainda não aplicada, e período que

engloba duas crises econômicas – a de 2008-2009 e a pandemia de Covid-19. Além disso, as demais variáveis colocadas ajudam a investigar o comportamento das instituições financeiras, tanto a nível de macroeconomia como de mercado financeiro.

Os resultados dos modelos ARDL e VEC indicam que há influência da taxa de juros de política monetária Selic sobre a percepção de risco das instituições financeiras. Todavia, as estimativas apresentam significância estatística apenas para a taxa Selic, sendo menos relevante para a surpresa da política monetária. Os coeficientes estimados para aquelas confirmam as relações negativas sobre o risco bancário. Assim, políticas monetárias contracionistas (expansionistas) induziriam os bancos a tomar mais (menos) risco. Além disso, as evidências contribuem para o caráter pró-cíclico do risco bancário, que aumenta em períodos de *boom*, e diminui em tempos de recessão o que é resultado favorável ao canal de tomada de riscos. Em um cenário de aumento de juros, as instituições financeiras ficam mais avessas ao risco. Já no cenário de diminuição dos juros, o sistema financeiro fica menos seguro, o que requer atenção do supervisor macroprudencial, pois pode contribuir para o colapso econômico. Os resultados estão em linha com os estudos de Angeloni et al. (2015), Buch et al. (2014a), Buch et al. (2014b), Miranda-Agrippino e Rey (2020), Montes e Peixoto (2014), Montes e Scarpari (2015) e de Moraes e de Mendonça (2019).

Os efeitos das taxas de juros sobre o comportamento de assunção de riscos dos bancos não podem ser negligenciados. Conforme Borio e Zhu (2012), se não for dada a devida importância a esse mecanismo, o resultado pode ser um diagnóstico incompleto da transmissão da política monetária, com potencial de geração e aprofundamento de estresses, bolhas e períodos de recessão. O objetivo explícito da política monetária no regime metas de inflação é garantir um ambiente de inflação baixa e estável e servir de âncora nominal para o processo de formação de expectativas. Entretanto, devido à inter-relação entre transmissão monetária e estabilidade financeira, pode-se considerar a possibilidade de coordenação das políticas monetárias e macroprudenciais. Ademais, as alterações do risco bancário podem ter influência sobre a macroeconomia, com impacto na produção, crescimento, investimento e crédito.

Para extensão e pesquisas futuras sobre o tema, sugerimos considerar abordagens pouco utilizadas ainda, mas com grande potencial, com uso de dados diários do mercado financeiro e medidas de riscos sistêmicos, que podem ampliar as perspectivas para a transmissão monetária. Isto a depender da disponibilidade de base de dados, costumeiramente mais vasta para os países desenvolvidos em relação aos emergentes. Nesse sentido Kabundi e De Si-

mone (2019) destacam a crescente importância do contágio, interconectividade, padrões de empréstimo, correlações variantes no tempo e *feedback* de efeitos entre os preços dos ativos e os balanços dos bancos.

Agradecimentos

Carlos Enrique agradece o apoio recebido do CNPq e da FAPDF.

Referências

Abbate, A. e Thaler, D. (2019). Monetary policy and the asset risk-taking channel, *Journal of Money, Credit and Banking* **51**(8): 2115–2144.

Acharya, V. e Naqvi, H. (2012). The seeds of a crisis: A theory of bank liquidity and risk taking over the business cycle, *Journal of Financial Economics* **106**(2): 349–366.

Acosta, M. (2022). The perceived causes of monetary policy surprises, Published Manuscript.

Altunbas, Y., Gambacorta, L. e Marques-Ibanez, D. (2014). Does monetary policy affect bank risk?, *International Journal of Central Banking* **10**(1): 95–136.

Angeloni, I., Faia, E. e Lo Duca, M. (2015). Monetary policy and risk taking, *Journal of Economic Dynamics and Control* **52**: 285–307.

Baker, S. R., Bloom, N. e Davis, S. J. (2016). Measuring economic policy uncertainty, *Quarterly Journal of Economics* **131**(4): 1593–1636.

Barroso, J., de Souza, S. e Guerra, S. (2016). Systemic risk-taking channel of domestic and foreign monetary policy, *Working Paper 412*, Central Bank of Brazil, Research Department.

Bauer, M. D., Bernanke, B. S. e Milstein, E. (2023). Risk appetite and the risk-taking channel of monetary policy, *Journal of Economic Perspectives* **37**(1): 77–100.

Bekaert, G., Hoerova, M. e Lo Duca, M. (2013). Risk, uncertainty and monetary policy, *Journal of Monetary Economics* **60**(7): 771–788.

Bonfim, D. e Soares, C. (2018). The risk-taking channel of monetary policy: Exploring all avenues, *Journal of Money, Credit and Banking* **50**(7): 1507–1541.

Borio, C. e Zhu, H. (2012). Capital regulation, risk-taking and monetary policy: A missing link in the transmission mechanism?, *Journal of Financial Stability* **8**(4): 236–251.

Bruno, V. e Shin, H. S. (2015). Capital flows and the risk-taking channel of monetary policy, *Journal of Monetary Economics* **71**: 119–132.

Buch, C. M., Eickmeier, S. e Prieto, E. (2014a). In search for yield? survey-based evidence on bank risk taking, *Journal of Economic Dynamics and Control* **43**: 12–30.

Buch, C. M., Eickmeier, S. e Prieto, E. (2014b). Macroeconomic factors and microlevel bank behavior, *Journal of Money, Credit and Banking* **46**(4): 715–751.

Campbell, J. Y. e Cochrane, J. H. (1999). By force of habit: A consumption-based explanation of aggregate stock market behavior, *Journal of Political Economy* **107**(2): 205–251.

Cortes, G. S., Gao, G. P., Silva, F. B. e Song, Z. (2022). Unconventional monetary policy and disaster risk: Evidence from the subprime and COVID-19 crises, *Journal of International Money and Finance* **122**: 102543.

de Groot, O. (2014). The risk channel of monetary policy, *International Journal of Central Banking* **10**(2): 115–160.

de Moraes, C. O. e de Mendonça, H. F. (2019). Bank's risk measures and monetary policy: Evidence from a large emerging economy, *The North American Journal of Economics and Finance* **49**: 121–132.

De Nicolò, G., Dell'Ariccia, G., Laeven, L. e Valencia, F. (2010). Monetary policy and bank risk-taking, *IMF Staff Position Note 2010/009*, International Monetary Fund.

Delis, M. D. e Kouretas, G. P. (2011). Interest rates and bank risk-taking, *Journal of Banking & Finance* **35**(4): 840–855.

Dell'Ariccia, G., Laeven, L. e Marquez, R. (2014). Real interest rates, leverage, and bank risk-taking, *Journal of Economic Theory* **149**: 65–99.

Dell'Ariccia, G., Laeven, L. e Suarez, G. A. (2017). Bank leverage and monetary policy's risk-taking channel: Evidence from the United States, *The Journal of Finance* **72**(2): 613–654.

Enders, W. (2014). *Applied Econometric Time Series*, 4th ed., John Wiley & Sons, New York.

Engle, R. F. e Granger, C. W. (1987). Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing, *Econometrica* **55**(2): 251–276.

Gardner, B., Scotti, C. e Vega, C. (2022). Words speak as loudly as actions: Central bank communication and the response of equity prices to macroeconomic announcements, *Journal of Econometrics* **231**(2): 387–409.

Gregory, A. W. e Hansen, B. E. (1996). Residual-based tests for cointegration in models with regime shifts, *Journal of Econometrics* **70**: 99–126.

Hassler, U. e Wolters, J. (2006). Autoregressive distributed lag models and cointegration, *Allgemeines Statistisches Archiv* **90**(1): 59–74.

Hattori, M., Schrimpf, A. e Sushko, V. (2016). The response of tail risk perceptions to unconventional monetary policy, *American Economic Journal: Macroeconomics* **8**(2): 111–136.

Islam, A. M. e Ahmed, S. M. (1999). The purchasing power parity relationship: Cointegration tests using Korea-U.S. exchange rate and prices, *Journal of Economic Development* **24**(2): 95–111.

Jalil, A. e Ma, Y. (2008). Financial development and economic growth: Time series evidence from Pakistan and China, *Journal of Economic Cooperation* **29**(2): 29–68.

Jarociński, M. e Karadi, P. (2020). Deconstructing monetary policy surprises—the role of information shocks, *American Economic Journal: Macroeconomics* **12**(2): 1–43.

Jiménez, G., Ongena, S., Peydró, J.-L. e Saurina, J. (2014). Hazardous times for monetary policy: What do twenty-three million bank loans say about the effects of monetary policy on credit risk-taking?, *Econometrica* **82**(2): 463–505.

Johansen, S. (1988). Statistical analysis of cointegration vectors, *Journal of Economic Dynamics and Control* **12**(2-3): 231–254.

Kabundi, A. e De Simone, F. N. (2019). Monetary policy and systemic risk-taking in the euro area banking sector, *Economic Modelling* **91**: 736–758.

Kroencke, T. A., Schmeling, M. e Schrimpf, A. (2021). The FOMC risk shift, *Journal of Monetary Economics* **120**: 21–39.

Miranda-Agrippino, S. e Rey, H. (2020). U.S. monetary policy and the global financial cycle, *The Review of Economic Studies* **87**(6): 2754–2776.

Montes, G. C. e Peixoto, G. B. T. (2014). Risk-taking channel, bank lending channel and the paradox of credibility, *Economic Modelling* **39**: 82–94.

Montes, G. C. e Scarpari, A. (2015). Does central bank communication affect bank risk-taking?, *Applied Economics Letters* **22**(9): 751–758.

Montes, G. C., Tavares, D. P. e Guillén, O. T. d. C. (2013). Canal de transmissão da política monetária por meio dos seguros contratados pelo setor bancário, *Revista Brasileira de Economia - RBE* **67**(3).

Nakamura, E. e Steinsson, J. (2018). High-frequency identification of monetary non-neutrality: The information effect, *The Quarterly Journal of Economics* **133**(3): 1283–1330.

Neuenkirch, M. e Nöckel, M. (2018). The risk-taking channel of monetary policy transmission in the euro area, *Journal of Banking & Finance* **93**: 71–91.

Paiva, G. L. e Ferreira, M. S. (2019). *O canal de tomada de risco da política monetária: Evidências para o brasil*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais, Cedeplar.

Pesaran, M. H. e Shin, Y. (1999). An autoregressive distributed-lag modelling approach to cointegration analysis, *in* S. Strøm (ed.), *Econometrics and Economic Theory in the 20th Century: The Ragnar Frisch Centennial Symposium*, Cambridge University Press, pp. 371–413.

Pesaran, M. H., Shin, Y. e Smith, R. J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships, *Journal of Applied Econometrics* **16**(3): 289–326.

Silva, F. B. G. (2021). Fiscal deficits, bank credit risk, and loan-loss provisions, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* **56**(5): 1537–1589.

Tabak, B. M., Laiz, M. T. e Cajueiro, D. O. (2013). Financial stability and monetary policy – the case of Brazil, *Revista Brasileira de Economia* **67**(4): 431–441.

Toda, H. Y. e Yamamoto, T. (1995). Statistical inference in vector autoregressions with possibly integrated processes, *Journal of Econometrics* **66**(1-2): 225–250.

Vinhado, F. d. S. e Divino, J. A. (2015). Política monetária, macroprudencial e bancos: Evidências empíricas usando VAR em painel, *Revista Brasileira de Finanças* **13**(4): 691–730.

Wu, J. C. e Xia, F. D. (2016). Measuring the macroeconomic impact of monetary policy at the zero lower bound, *Journal of Money, Credit and Banking* **48**(2-3): 253–291.

Zhou, S. e Tewari, D. D. (2019). Shadow banking, risk-taking and monetary policy in emerging economies: A panel cointegration approach, *Cogent Economics & Finance* **7**(1): 1–17.