

Universidade Federal de Juiz de Fora
Faculdade de Economia
Programa de Pós-Graduação em Economia

César Augusto Mantovani Silva

**A percepção de incerteza na comunicação do Banco Central do Brasil e seus
efeitos na transmissão da política monetária**

Juiz de Fora

2025

César Augusto Mantovani Silva

**A percepção de incerteza na comunicação do Banco Central do Brasil e seus
efeitos na transmissão da política monetária**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Economia da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Economia Aplicada. Área de concentração: Economia.

Orientador: **Wilson Luiz Rotatori Corrêa**

Coorientador: **Luckas Sabioni Lopes**

Juiz de Fora 2025

Ficha catalográfica elaborada
através do programa de geração
automática da Biblioteca
Universitária da UFJF, com os dados
fornecidos pelo(a) autor(a)

Mantovani Silva, César Augusto .

A percepção de incerteza na comunicação do Banco
Central do Brasil e seus efeitos na transmissão da política
monetária / César Augusto Mantovani Silva. -- 2025.
95 p. : il.

Orientador: Wilson Luiz Rotatori Corrêa

Coorientador: Luckas Sabioni Lopes

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade
Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Economia.
Programa de Pós-Graduação em Economia, 2025.

1. Incerteza. 2. Política Monetária. 3. Vetores
Autorregressivos. 4. Comunicação. 5. Banco Central. I.
Corrêa, Wilson Luiz Rotatori , orient. II. Lopes, Luckas
Sabioni, coorient. III. Título.

César Augusto Mantovani Silva

A Percepção de Incerteza na Comunicação do Banco Central do Brasil e seus Efeitos na Transmissão da Política Monetária

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Economia da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Economia Aplicada. Área de concentração: Economia.

Aprovada em 14 de fevereiro de 2025.

BANCA EXAMINADORA

Dr. Wilson Luiz Rotatori Corrêa - Orientador

Universidade Federal de Juiz de Fora

Dr. Luckas Sabioni Lopes - Coorientador

Universidade Federal de Juiz de Fora

Dr. José Simão Filho

Universidade Federal de Juiz de Fora

Dr. Luiz Antônio de Lima Júnior

Universidade Federal de Juiz de Fora

Dr. Michel Cândido de Souza

Universidade Federal dos Vales Jequitinhonha e Mucuri

Juiz de Fora, 28/01/2025.



Documento assinado eletronicamente por **Wilson Luiz Rotatori Correa, Professor(a)**, em 15/02/2025, às 09:45, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Lucas Sabioni Lopes, Professor(a)**, em 18/02/2025, às 06:32, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Michel Candido de Souza, Usuário Externo**, em 18/02/2025, às 06:40, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Luiz Antonio de Lima Junior, Professor(a)**, em 18/02/2025, às 09:57, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Jose Simao Filho, Professor(a)**, em 18/02/2025, às 10:11, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-Uffj (www2.ufjf.br/SEI) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **2214362** e o código CRC **FA837153**.

Agradecimentos

Agradeço à Universidade Federal de Juiz de Fora e à Faculdade de Economia pela oportunidade de participar do Programa de Pós-Graduação em Economia.

À agência de fomento à pesquisa CAPES, pela oportunidade de ser agraciado com o apoio financeiro durante a pós-graduação.

Aos meus orientadores, Wilson Luiz Rotatori Corrêa e Luckas Sabioni Lopes, pela paciência, pelas correções e pelos direcionamentos na pesquisa aqui apresentada, além dos ensinamentos sobre como produzir e gerenciar uma pesquisa científica.

À minha família, por ter me apoiado desde o início na decisão de ingressar na pós-graduação e na mudança para Juiz de Fora.

E a todos que estiveram em minha companhia durante os anos de 2023 e 2024 e que foram fundamentais para a construção do meu aprendizado no mestrado em Economia da UFJF.

RESUMO

O presente estudo tem como objetivo investigar os efeitos da percepção de incerteza na comunicação do Banco Central do Brasil sobre a transmissão da política monetária. As variáveis de incerteza foram construídas a partir da utilização de métodos de *machine-learning* combinados com os de análises textuais e de sentimentos sobre as atas do Comitê de Política Monetária (Copom) do Banco Central do Brasil. Na parte empírica, a partir do modelo de Vetores Autorregressivos com Thresholds (TVAR), buscou-se entender como as respostas do hiato do produto, da inflação, das expectativas de inflação e do swap DI x Pré se diferenciam, dado choques positivos sobre a taxa de juros básica da economia, ao se considerar regimes diferentes de alta e baixa incerteza. A amostra completa apresentou Thresholds não significativos, o que motivou a divisão dos dados em duas subamostras. O resultado da primeira subamostra apresentou respostas negativas do hiato do produto, da inflação, das expectativas de inflação e do swap DI x Pré em relação a choques sobre a taxa de juros, com respostas maiores e mais significativas no regime de baixa incerteza do que no de alta incerteza. A segunda subamostra não demonstrou regimes significativos no modelo TVAR, para tal, submeteu-se esta subamostra a uma abordagem de Vetores Autorregressivos Bayesianos (BVAR).

Palavras-Chaves: Incerteza, Política Monetária, Vetores Autorregressivos, Comunicação, Banco Central.

ABSTRACT

This study aims to investigate the effects of uncertainty perception in the communication of the Central Bank of Brazil on the transmission of monetary policy. Uncertainty variables were constructed using machine learning methods combined with textual and sentiment analysis applied to the minutes of the Monetary Policy Committee (Copom) of the Central Bank of Brazil. In the empirical analysis, a Threshold Vector Autoregression (TVAR) model was employed to examine how the responses of the output gap, inflation, inflation expectations, and the DI x Pré swap differ in reaction to positive shocks in the economy's benchmark interest rate, considering different high- and low-uncertainty regimes. The full sample exhibited non-significant thresholds, occasioning the division of the data into two subsamples. The results from the first subsample indicated negative responses of the output gap, inflation, inflation expectations, and the DI x Pré swap to interest rate shocks, with stronger and more statistically significant effects in the low-uncertainty regime compared to the high-uncertainty regime. The second subsample did not show significant regimes in the TVAR model. Consequently, this subsample was analyzed using a Bayesian Vector Autoregression (BVAR) approach.

Key-Words: Uncertainty, Monetary Policy, Vector Autorregressive, Communication, Central Bank.

Sumário

1. Introdução	9
2. Revisão de Literatura	13
2.1. Análise de sentimentos de incerteza da política monetária	17
3. Metodologia	24
3.1. Dicionário.....	25
3.2. Frequência das palavras nas atas	27
3.3. Método Econométrico.....	31
3.3.1. TVAR	31
3.4. Base de Dados	34
4. Resultados.....	38
4.1. Indicador de Incerteza.....	39
4.2. Teste de Raiz Unitária	47
4.3. TVAR.....	50
4.3.1. Amostra Completa: janeiro de 2003 a outubro de 2024.....	50
4.3.2. Subamostra: janeiro de 2003 a dezembro de 2013	53
4.3.2. Subamostra: janeiro de 2014 a outubro de 2024	59
4.4. BVAR	61
4.4.1 Modelo Econométrico.....	61
4.4.2. Restrições de Sinais	62
4.4.3. Resultados: subamostra janeiro de 2014 – outubro de 2024	64
5. Conclusão.....	72
6. Referências.....	76
Anexos A – Dicionário Completo e Restrito de Moreno-Pérez e Minozzo (2024)	86
Anexo B – Testes de Raiz Unitária	94

1. Introdução

A incerteza, de acordo com Bloom (2014), utilizando a definição de Knight (1921), é um fenômeno que pode ser definido como a incapacidade dos agentes econômicos em imputar uma distribuição de probabilidade para certos eventos futuros, o que se diferencia do risco, isto é, eventos que se pode inferir uma distribuição de probabilidade em relação a suas ocorrências futuras. Ou seja, é um fenômeno importante para compreender como funcionam os ciclos econômicos, especialmente considerando seus efeitos sobre as expectativas dos agentes econômicos.

De acordo com Castelnuovo, Lim e Pellegrino (2017), a incerteza se relaciona com os ciclos econômicos, pois ela afeta as flutuações dos ciclos econômicos, mas também é afetada por essas flutuações, isto é, em momentos de contração econômica, é normal a incerteza se elevar. Além disso, ainda de acordo com Castelnuovo, Lim e Pellegrino (2017) a incerteza também influencia movimentos em outras variáveis como câmbio, juros, consumo e investimento, ao mesmo tempo que é influenciada por elas.

A economia é afetada pela incerteza, pois em momentos em que ela se eleva famílias e firmas alteram suas escolhas intertemporais, o que produz movimentos, os quais não se esperava, em variáveis como o consumo e o investimento. Conseqüentemente, isto gera efeitos sobre outras decisões importantes, seja de política fiscal, política monetária ou cambial. Pelo lado das famílias, uma elevação de incerteza afeta a renda disponível, seja através da diminuição do crédito ou da renda real, o que muda as decisões em relação ao consumo e poupança. Em relação às firmas, a incerteza influencia principalmente mudanças sobre as tomadas de decisões relacionadas aos investimentos. Essas alterações sobre o comportamento do investidor reverberam negativamente sobre a atividade econômica e o emprego, dada a importância do investimento para o crescimento econômico. (CASTELNUOVO; LIM, PELLEGRINO, 2017)

No que se refere à transmissão da política monetária sob a Incerteza, os efeitos dependem dos diferentes regimes, baixa ou alta incerteza, em que essa política

monetária está inserida. Astveit, Natvik e Sola (2017), Castelnuovo e Pellegrino (2018), e Corrêa e Lopes (2023) demonstram empiricamente como a transmissão da política monetária tende a ser mais fraca em momentos de alta incerteza. Porém, em momentos de baixa incerteza a transmissão da política monetária passa a ser significativa, com efeitos esperados sobre a inflação, as expectativas de inflação e sobre o produto.

Para o Brasil, Corrêa e Lopes (2023) demonstraram que a incerteza alta torna a transmissão da política monetária mais frouxa em sua capacidade de afetar a economia do que em momentos de baixa incerteza. Os efeitos de um choque de política monetária, em momentos de alta incerteza, sobre o hiato do produto, a inflação e as expectativas de inflação tendem a ser menores do que em relação aos efeitos em momentos de baixa incerteza. Os regimes de incerteza foram diferenciados a partir da utilização da metodologia TVAR, *Threshold VAR* com o indicador do *Economic Policy Uncertainty* (EPU) utilizado como a variável de incerteza na construção do *Threshold*.

Neste contexto, a importância da comunicação da autoridade monetária para a formulação de sua política monetária está associada com sua capacidade de afetar as expectativas dos agentes econômicos, ao confirmá-las ou ao gerar surpresas em relação a elas, o que é importante para o sucesso dessas políticas. Além disso, através da comunicação a autoridade monetária é capaz de conduzir os agentes econômicos, e suas preferências, aos objetivos que se espera obter com a política monetária. (MONTES; NICOLAY, 2015).

A comunicação é importante, pois com mais transparência e melhor capacidade de entender os fundamentos que cercam o fenômeno da incerteza, maior será a credibilidade da autoridade monetária frente aos agentes econômicos. Desse modo, pesquisas como Rholes e Petersen (2021), e Jitmaneeroj, Lamla e Wood (2019) demonstram que quanto maior a transparência dos bancos centrais em suas comunicações, menores são os efeitos da incerteza sobre a economia, principalmente em variáveis como inflação e expectativas de inflação. Ou seja, menores são os custos de desinflação sobre o bem-estar social.

O objetivo dessa dissertação, desse modo, é mensurar a percepção de incerteza nas comunicações do Banco Central do Brasil, como forma de construir

indicadores de incerteza da política monetária e, conseqüentemente, observar seus possíveis efeitos sob o processo de transmissão da política monetária.

Conforme destacado por Cascaldi-Garcia et al. (2021), existem diversas abordagens metodológicas para mensurar incerteza, tais como métodos econométricos que utilizam variáveis relacionadas à volatilidade de ativos financeiros (VIX, S&P500), ou às pesquisas de opinião (Surveys), e medidas baseadas e indicadores construídos especificamente para este fim (EPU, WUI e IIE-BR da FGV).

No intuito de se obter um indicador de incerteza que consiga captar a percepção da autoridade monetária em relação à incerteza, ao se considerar, desse modo, uma incerteza derivada do formulador de política monetária, a análise de sentimentos sobre os comunicados de bancos centrais ao redor do mundo tem se destacado.

Vários trabalhos procuram implementar exercícios desta natureza ao tentar analisar a capacidade que as comunicações da autoridade monetária de um país têm em influenciar as variáveis financeiras, macro e microeconômicas. Por exemplo, Husted, Rogers e Sun (2017), Silva (2020), Xiao (2022) e Cieslak et al. (2023) trabalham com a análise de sentimentos para produzir efeitos sobre a economia. Outros trabalhos, como o de Apel e Grimaldi (2012), Handlan (2020), Shapiro e Wilson (2021), Gorodnichenko, Phan e Talavarea (2023) e Arouba e Dreschel (2024) constroem indicadores de sentimentos que tentam captar os sentimentos *Hawkish* ou *Dovish* que as atas, minutas e outros documentos por parte da autoridade monetária passam para os agentes econômicos, e quais são os efeitos possíveis de serem analisados na economia como um todo.

Como forma de capturar os sentimentos, tons e temáticas que os documentos transmitem para aqueles que os leem, utiliza-se a mineração textual, dado que esse método detém várias ferramentas que podem ser utilizadas para esses fins. De acordo com Bholat et al. (2015), existem diversas metodologias que fazem o emprego de mineração textual, como o de pré-processamento analítico, técnicas booleanas, metodologias que envolvam dicionários e pesos para as palavras, modelos de espaço vetorial, algumas técnicas como *Latent Semantic Allocation* (LSA) e o *Latent Dirichlet Allocation* (LDA), classificação descendente e as de *machine-learning* supervisionadas.

Na literatura, boa parte dos estudos que buscam criar um indicador que capta a percepção de incerteza da autoridade monetária, como por exemplo pode-se ver em Husted, Rogers e Sun (2017) (2017), Silva (2020), Xiao (2022) e Cieslak et al. (2023), ou constroem um dicionário de palavras ou partem de um dicionário pronto.

Na construção do indicador será utilizado tanto o método que emprega um dicionário, a partir dos construídos por Moreno-Pérez e Minozzo (2024), quanto o método de ponderação de palavras, para sinalizar melhor a importância de cada termo dentro de cada documento, sobre as atas do Comitê de Política Monetária do Banco Central do Brasil (Copom). A principal justificativa para a utilização destes métodos está relacionada ao fato de que eles proporcionam a capacidade de se construir séries temporais que representem os sentimentos de incerteza nas atas do Copom.

Na parte empírica, como forma de investigar os efeitos da incerteza derivada das comunicações da autoridade monetária brasileira na transmissão da política monetária, será empregado o modelo de vetores autorregressivos com Thresholds (TVAR). Essa metodologia permite analisar as diferenças no processo de transmissão da política monetária ao se considerar dois regimes distintos: um de alta e outro de baixa incerteza. Além disso, objetiva-se analisar os efeitos dos indicadores de incerteza sobre as variáveis de transmissão da política monetária através do emprego de Vetores Autorregressivos Bayesianos (BVAR).

O presente trabalho se estrutura da seguinte maneira. O capítulo 2 apresenta uma revisão de literatura sobre a análise de sentimentos para a política monetária, ao se levar em consideração a literatura sobre o sentimento de incerteza. O capítulo 3 detalha a metodologia utilizada para a construção dos indicadores de incerteza da política monetária e descreve os modelos de Vetores Autorregressivos (VAR) especificados bem como o banco de dados utilizado. O capítulo 4 apresenta os resultados e, por fim, o capítulo 5 traz as conclusões.

2. Revisão de Literatura

Ao longo dos anos, diversos métodos e proxies para mensurar a incerteza da política monetária foram propostos, sejam através de séries temporais econômicas ou financeiras, ou através da construção de variáveis via econometria.

Pode-se utilizar para identificação da variável de incerteza a volatilidade de alguma ação, título ou até mesmo das operações overnight da taxa de juros básica da economia. Em um estudo, Chang e Feunou (2014) utilizam a volatilidade explícita das taxas de juros futuras intradiárias e a implícita dos preços das ações de opções das mesmas taxas de juros, para construir um indicador de incerteza.

Creal e Wu (2017) propõem um indicador de incerteza da política monetária para os EUA através da volatilidade de variáveis macroeconômicas e da curva de rendimento da taxa de juros para o período de junho de 1953 a dezembro de 2013, com dados mensais. A partir de um modelo de vetores autorregressivos (VAR), os autores encontram evidências de que a incerteza da política monetária afeta as variáveis reais da economia. Uma elevação da incerteza aumenta a taxa de desemprego e a inflação, mas os resultados da inflação são não significativos. Além disso, os autores analisaram como as variáveis macroeconômicas afetam a incerteza proposta por eles. De acordo com os resultados, um impulso de um desvio padrão sobre a inflação eleva a incerteza da política monetária, enquanto um impulso de um desvio padrão sobre o desemprego reduz a incerteza da política monetária, mas eleva a incerteza em torno do prêmio pela maturidade na estrutura a termo das taxas.

Tillmann (2017) analisa, em um artigo, quais as respostas que a curva de juros produz em relação a aumentos na incerteza da política monetária. Para chegar a este objetivo, o autor utiliza alguns indicadores de incerteza para o curto prazo, como o de Husted, Rogers e Sun (2017), um construído a partir da diferença entre o 75º e 25º percentil da distribuição das previsões de um *cross-sectional* das previsões, 12 meses à frente, das taxas de 3 meses do *T-Bill*, a medida de incerteza de Baker et.al (2016) e uma medida de desacordo das famílias em relação as taxas de juros futura. No caso do longo prazo eles utilizam as dispersões das previsões para 10 anos das previsões de inflação derivado do *Survey of Professional Forecasters* (SPF).

De acordo com os resultados de Tillmann (2019), a partir da metodologia VAR, com dados que compreende o período de agosto de 1987 até os dezembro de 2011,

os rendimentos dos títulos do tesouro tendem a se elevar quando a incerteza de curto prazo da política monetária se eleva, principalmente as de 5 e 10 anos de maturação. Em relação à incerteza de longo prazo, os resultados se mostraram pouco significativos em relação aos títulos do tesouro americano.

Li, Tang e Xiang (2020) mensuram uma medida de incerteza da política monetária (MPU) para a China através da volatilidade condicional do componente totalmente imprevisível do valor futuro da oferta de moeda a partir de dados trimestrais entre o primeiro trimestre de 1996 e o terceiro trimestre de 2018. De acordo com os resultados, a partir de um modelo BVAR, o produto e a inflação responderam negativamente a uma elevação no MPU e o M2 se elevou. A partir de outro modelo, um TVAR, em que o risco do crédito é utilizado como variável de threshold, os autores demonstraram que o crescimento do produto responde negativamente a um aumento da incerteza, e esse aumento é ainda mais pronunciado em momento de alto risco do crédito do que em momentos de baixo risco.

Chen e Tillmann (2021) exploram como a incerteza da política monetária na China afeta o produto, os preços e os investimentos. A partir de um BVAR, com três lags e uma ordenação que considera a incerteza da política monetária na última posição, além de uma *prior Normal-Wishart*, os autores identificaram que um choque na incerteza da política monetária reduz a atividade econômica, apesar do resultado não ser significativo, e os retornos das ações em torno de um ponto percentual. Além disso, os diversos indicadores de preços demonstraram queda, após um choque na variável de incerteza da política monetária, mas sem significância estatística. O indicador de incerteza é criado a partir de uma mineração textual sobre os artigos de jornais chineses que discorrem sobre as políticas monetárias e seus momentos de incerteza. Os dados utilizados compreendem o período de janeiro de 1982 até junho de 2019.

De Pooter et.al (2021) exploram como a incerteza da política monetária afeta a trajetória futura da política monetária a partir da amplitude da distribuição implícita de mercado em relação as taxas esperadas do Fed Funds para um horizonte de um ano. A partir da utilização de dados entre maio de 1999 e janeiro de 2018, com periodicidade diária, o estudo demonstrou que uma elevação da incerteza eleva a taxa de juros nominal e real e que os efeitos de um choque da política monetária são dependentes dos níveis de incerteza na economia.

A partir de um estudo que tem como objetivo analisar como a incerteza da política monetária afeta os ativos financeiros, Bauer, Lakdawala e Mueller (2022) geram um indicador de política monetária a partir dos preços diários do *Eurodollar* futuro e das opções do *CME Group* com dados para um período de janeiro de 1994 a setembro de 2020. O Eurodollar é representado pela US. Dólar London Interbank Offered Rate (LIBOR). Desse modo, a incerteza da política monetária é representada pelo desvio padrão condicional da taxa de três meses da LIBOR. De acordo com os resultados, através da metodologia de estudo de eventos, os autores demonstraram que um aumento da incerteza eleva os rendimentos nominais e reais dos títulos do Tesouro. Além disso, a incerteza aumenta a volatilidade das bolsas, capturada pela variável VIX, e aprecia o dólar. Entretanto, no caso das ações, uma elevação na incerteza tende a derrubar os rendimentos do *S&P 500*.

Xiang e Li (2022) partem de uma incerteza da política monetária, construída em Li et.al (2020), para demonstrar os efeitos dessa incerteza sobre as firmas chinesas com dados trimestrais que compreende o primeiro trimestre de 2008 até o terceiro trimestre de 2018. Através da metodologia de dados em painel, os autores mostraram que a incerteza da política monetária eleva o custo do financiamento da dívida e reduz os investimentos das empresas da China, com todos os resultados significativos a 1%. A partir de um VAR, em que se analisou como essa incerteza afeta os dados macroeconômicos, considerando o hiato do crédito (diferença do crédito/PIB em relação sua tendência de longo prazo), os autores conseguiram evidências de que uma elevação da incerteza derruba a atividade econômica e eleva o hiato do crédito, isto é, as firmas pegam mais emprestado do que o normal em momentos em que a incerteza aumenta.

Alessandri, Gazzani e Vicondoa (2023) propõem uma metodologia que identifica um choque de incerteza através da utilização de dados de alta-frequência, advindos de variáveis do mercado financeiro, em uma estimação de vetores autorregressivos (VAR). Ao utilizar dados diários, eles estimam as impulsos-respostas e, através da combinação linear da forma-reduzida dos resíduos que maximizam as variâncias dos erros de previsão, constroem o indicador de incerteza. Essa metodologia segue o proposto por Berger et.al (2020). Segundo os autores, os dados diários se demonstram mais robustos em relação aos mensais, pois eles conseguem

se associar melhor com os momentos históricos de incerteza global, como em setembro de 2001, diferentemente dos mensais, em que o pico ocorre um mês depois.

Acer-Alfaro e Blagov (2023) partem do segundo momento da distribuição do instrumento de política monetária do Federal Reserver (FED), para construir um indicador de incerteza da política monetária. Utilizando uma metodologia de *time-varying parameters* (TVP) juntamente com o VAR, os autores demonstraram que as expectativas de longo prazo não reagem de modo estatisticamente significativa a um choque de incerteza. Diferentemente, as expectativas de curto prazo da inflação demonstram um impulso resposta significativa. Dado um choque na variável de incerteza, a resposta das expectativas de curto prazo é negativa. Outros resultados indicaram uma resposta negativa da inflação e da taxa de juros da política monetária, mas uma resposta positiva do desemprego dado um choque na variável de incerteza.

Sekandary e Bask (2023) avaliam como os retornos das ações, em momentos de alta e baixa incerteza, respondem às surpresas na política monetária nos Estados Unidos, entre os períodos de janeiro de 1994 e dezembro de 2015, a partir da utilização de um modelo de *Panel Smooth Transition Regression* (PSTR), que é capaz de identificar os diferentes regimes de incerteza. A medida de surpresa da política monetária proposta pelos autores é derivada das mudanças na *Fed Funds Rates* (FFR) entre os anúncios do FOMC e o dia anterior do anúncio, enquanto a medida de incerteza da política monetária advém do índice de Baker et.al (2016), o EPU. De acordo com os resultados, quando a incerteza da política monetária é alta ou baixa, uma surpresa positiva da política monetária derruba os retornos das ações nos EUA. Além disso, as quedas nos retornos das ações são maiores em momentos de alta incerteza em comparação com as quedas em momentos de baixa incerteza.

Em um estudo que se propõe analisar os efeitos da incerteza na transmissão da política monetária no Brasil, Corrêa e Lopes (2023) utilizam um modelo *threshold VAR* (TVAR), uma metodologia que permite diferenciar os efeitos de regimes de alta e baixa incerteza sobre as variáveis macroeconômicas. Os autores utilizaram quatro indicadores de incerteza para fazer a análise para o período de janeiro de 2004 até junho de 2021 e: i) Economic Policy Uncertainty Index (EPU); ii) Indicador de Incerteza da Economia brasileira, calculado pelo IBRE-FGV (IIE-BR); iii) Índice de Expectativas

dos Consumidores, da Fecomercio de São Paulo (IEC) e; iv) EMBI + Risco Brasil da J.P. Morgan.

De acordo com os resultados de Corrêa e Lopes (2023), um choque de um desvio padrão na taxa de juros básica (Selic-Over) gera uma resposta negativa no Hiato do Produto, em ambos os regimes, de baixa e alta incerteza. No que se refere ao IPCA, enquanto no regime de baixa incerteza há uma queda na inflação, dado um choque na taxa de juros, no regime de alta incerteza, além do resultado não ser significativo, há um aumento após o décimo período. Para as expectativas de inflação, um choque de um desvio padrão na taxa de juros diminui as expectativas em momentos de baixa incerteza, mas tende a elevar em períodos de alta incerteza.

Desse modo, os resultados de Corrêa e Lopes (2023) permitem inferir que os regimes de incerteza importam para a política monetária, dado que em momentos de baixa incerteza a transmissão da política monetária é mais eficiente do que em períodos de alta incerteza. Isso também pode demonstrar que a alta incerteza altera os incentivos dos agentes econômicos na economia, principalmente em relação às suas expectativas da inflação, e que as expectativas dos agentes econômicos são importantes para a condução de políticas por parte da autoridade monetária.

Em Bundick et.al (2024), a incerteza da política monetária é capturada através da utilização da metodologia do VIX (Volatility Index) sobre as opções-implícitas do Eurodollar futuro, para uma periodicidade diária das variações sobre esse ativo dentro do período que vai de 1994 até 2019. Isto é, de acordo com os resultados obtidos pelos autores, a incerteza medida por este indicador impacta significativamente as taxas de juros dos títulos públicos de curto e longo prazo nos EUA.

2.1. Análise de sentimentos de incerteza da política monetária

Como a proposta desse estudo é a identificação de uma incerteza que é percebida pela autoridade monetária e não necessariamente a incerteza percebida no mercado financeiro ou por outros agentes econômicos, a abordagem metodológica passará por uma análise de sentimentos nas comunicações do Banco Central do Brasil.

A análise de sentimentos tem como principal proposta analisar os sentimentos positivos, neutros ou negativos – ou até mesmo de incerteza – que uma determinada comunicação, seja através de documentos, artigos ou opiniões passa aos seus

receptores. Essa abordagem é derivada de um processamento de linguagem natural, que permite extrair, seja através de um dicionário ou método, as informações necessárias a serem analisadas. Um exemplo de método é a mineração textual (*Text Mining*). (BIRJALI; KASRI; BENI-HASSANE, 2021).

Na aplicação de tais métodos é necessário construir ou utilizar um dicionário previamente disponível. Nesse sentido, um amplamente utilizado é o Harvard-IV-4 TagNeg (H4N), um dicionário de psicossociologia, presente no *General Inquirer*, um software que auxilia estudos em ciências sociais, principalmente análises textuais. Porém, uma crítica de Loughran e McDonald (2011) ao dicionário H4N, é que este dicionário é bastante generalista, dado que diversas áreas que têm o objetivo de trabalhar com a análise de sentimentos o aplica. Além disso, outra crítica ao H4N é o fato dele não classificar de maneira correta, de acordo com Loughran e McDonald (2011), as palavras-chaves em “Negativo” e “Positivo” quando se quer utilizá-los para documentos financeiros.

No que se refere à variável de incerteza derivada de comunicações, a metodologia utilizada para identificar essa variável necessita da construção de um dicionário, que detém termos e palavras, para que o indicador consiga captar este sentimento em artigos, textos, documentos jornalísticos ou de autoridades de Estado. Um exemplo de indicador que segue essa metodologia é o EPU (*Economics Policy Uncertainty*), que é um indicador de incerteza que busca termos e expressões relacionados com o tema em jornais de grande circulação, impressos e online. Além de ser medido para os EUA, o EPU também detém um indicador para vários países do mundo.

A metodologia utilizada no EPU, criado por Baker, Bloom e Davis (2016), busca termos-chaves como “*economic*” ou “*economy*”, “*uncertain*” ou “*uncertainty*”, mais uma das seguintes palavras “*congress*”, “*deficit*”, “*Federal Reserve*”, “*legislation*”, “*regulation*” ou “*White House*”. Obviamente, levando em conta para os EUA. Outro ponto, em relação à metodologia utilizada por Baker, Bloom e Davis (2016) são categorias de políticas. Por exemplo, na categoria de política monetária, além dos termos-chaves demonstrados acima, é também buscado termos como “*The Fed*”, “*Central Bank*”, “*Interest Rate*” e “*Inflation*”.

O cálculo do EPU é feito ponderando o total de palavras-chaves encontradas pela quantidade de artigos de um mesmo jornal dentro de um mesmo mês. Para ser mais específico, os autores Baker, Bloom e Davis (2016) padronizam os resultados mensais de cada jornal por um desvio padrão entre 1985 e 2009. Após isto, eles fazem uma média desses resultados para cada dez artigos dentro de um mês e normalizam essa série de dez artigos por mês em relação a uma média de 100 entre os anos 1985 e 2009.

No Brasil, o indicador IIE-BR, construído por Ferreira et al. (2017) e publicado pela FGV, baseia sua metodologia no EPU. Além do IIE-BR Mídia, dentro desse indicador há um indicador de dispersão de expectativas, que utiliza das expectativas de para 12 meses à frente do Câmbio e Selic para ser gerado.

Outro indicador de incerteza, mas agora relacionado diretamente com a comunicação da autoridade monetária é o World Uncertainty Index (WUI), que busca apenas as palavras relacionadas diretamente com a Incerteza, como por exemplo “*Uncertainty*”, “*Uncertainties*” e “*Uncertain*” nos relatórios de Bancos Centrais de várias nações.

O indicador WUI, proposto por Ahir, Bloom e Furceri (2018), é gerado a partir de um painel com 143 países e utiliza os relatórios das autoridades monetárias, sobre as políticas monetárias e fiscais, para coletar os dados necessários. O cálculo metodológico utilizado faz com que o número de palavras relacionadas a incerteza encontradas em cada documento seja dividido pelo número de palavras totais, como forma de padronizar os relatórios entre os diferentes países. Desse modo, o “*World Uncertainty Index*” fornece um indicador que demonstra a quantidade de palavras relacionadas com a incerteza para cada 1000 palavras no documento.

Após a criação do indicador de incerteza WUI, Ahir, Bloom e Furceri (2018) utilizam da metodologia de VAR para analisar como a incerteza afeta a atividade econômica e avaliar a capacidade do indicador em representar a incerteza como proxy. Para isso são utilizados dados trimestrais do retorno médio das bolsas de valores, o WUI e o crescimento do PIB para cada país para os trimestres entre o primeiro de 1970 e o primeiro de 2020. Os resultados demonstraram que um aumento na incerteza, através de um choque, tende a reduzir o crescimento econômico dos

países analisados, o que é o esperado, dado que a incerteza tende a ser um choque negativo na economia.

Outro método, que utiliza da análise de sentimentos em torno de palavras-chaves que sinalizam incerteza por parte da autoridade monetária, é proposto por Loughran e McDonald (2011), que utiliza como base o dicionário H4N, de Harvard, para construir um dicionário mais completo que comporta tanto o sentimento de incerteza, como também sentimentos positivos e negativos dos relatórios de política econômica ou até mesmo de empresas privadas do mercado financeiro. Eles partem da crítica de Engelberg (2008), que demonstrou a incapacidade do dicionário H4N de captar de forma significativa os sentimentos dos relatórios derivados do mercado financeiro, pois classificava as palavras relacionados com esse setor erroneamente dentro das qualidades de “Positivos” e “Negativos”. Além disso, em relação ao H4N, Loughran e McDonald (2011) introduz a categoria de “Incerteza”.

Diferentemente do WUI, esse dicionário é mais generalista, detém muito mais termos-chaves, em torno de 86000 palavras, com 297 palavras que fazem referências à incerteza.

No caso de Silva (2020), além do dicionário de Loughran e McDonald (2011), utilizou-se também alguns termos adotados por Baker, Bloom e Davis (2016) e adicionaram-se novos termos, como *readjustment(s)*, *reform(s)* e *shock(s)* como forma de captar melhor a incerteza monetária para o Brasil. Entretanto, como os dicionários são feitos em língua inglesa, Silva (2020) traduziu os comunicados do Copom para o inglês. Após todo o cálculo necessário para se criar o indicador de incertezas, os autores partiram para uma análise de como o indicador de incerteza criado por eles afetava variáveis macroeconômicas através de um modelo de Vetores Autorregressivos Bayesianos com restrições de sinais com dados que compreende o período de janeiro de 2000 até dezembro de 2018. De acordo com os resultados, a taxa Selic tende a cair após um choque na variável de incerteza, o mesmo resultado apresentado pelo spread do crédito até o nono mês. Apresentou uma resposta negativa depois de um choque sobre a incerteza as variáveis da inflação, do PIB e a variável horas-trabalhadas.

Para medir e analisar os efeitos da incerteza sobre a política monetária na Zona do Euro, Quelhas (2022) reuniu mais de 57 mil artigos jornalísticos de três grandes

jornais – *Financial Times*, *The Wall Street Journal* e *The New York Times* - para capturar palavras relacionadas com o tema de incerteza. O período de análise foi de 1º de maio de 2005 até 30 de abril de 2022. As palavras utilizadas para a construção do índice são: i) “*uncertainty*” ou “*uncertain*”; ii) “*monetary policy*”, “*interest rate*”, “*Policy Rate*”, “*asset Purchase*”, ou “*EONIA rate*”; e iii) “*European Central Bank*”, “*ECB*” ou “*Governing Council*”.

A partir deste índice de incerteza, Quelhas (2022) analisou como essa variável afeta a política monetária na Zona do Euro. A metodologia utilizada é a do Self-Exciting Interacted VAR (SEIVAR). As variáveis macroeconômicas utilizadas no modelo é o deflator do PIB, o PIB, investimento privado, gastos com consumo pessoal, taxa Euro OverNight Index Average, Shadow Rate por Wu and Xia (2016) e o índice de política monetária construído neste artigo.

De acordo com os resultados de Quelhas (2022), um choque na variável de incerteza reduz o produto, o investimento e o consumo. Esses efeitos negativos sobre a demanda agregada, depois de um choque sobre a incerteza, são maiores quando o período já é de alta incerteza. Entretanto, a partir do método de Pellegrino (2021), os autores conseguiram demonstrar que em períodos de baixa incerteza, as respostas do produto, do investimento e do consumo tendem a ser maiores do que em momentos de alta incerteza quando se considera um choque sobre a política monetária.

Um desafio ao se trabalhar com incerteza é diferenciar aquela que é proveniente da inflação daquela que é derivada de outras fontes, como por exemplo da atividade econômica ou de algum fator externo. Para tentar distinguir essas fontes, Cieslak et al. (2023) produziu dois índices de incerteza, isto é, *PolicyMaker’s Uncertainty* (PMU), um que tenta capturar somente os sentimentos do FED em relação à inflação e outro os sentimentos de incerteza da atividade econômica.

O índice de incerteza criado por Cieslak et al. (2023) é derivado das transcrições das reuniões do FOMC, dentro de um período de agosto de 1987 até dezembro de 2015, e considera palavras como “*uncertain*”, “*uncertainty*”, “*risk*” and “*risks*” e o modelo de Mikolov et al. (2013), *Continuous Bag-of-Words*, para chegar a exatos 78 termos. Ao se saber que algumas palavras detêm relação com outras, principalmente em termos de significado, pode-se juntá-las em torno de tópicos. Como

tal, o PMU cobriu quatro dimensões diferentes: i) inflação (InfPMU), ii) economia real (EcoPMU); iii) mercado financeiro (MktPMU); iv) modelo de incerteza ligado à literatura (ModPMU).

Na parte final do estudo, Cieslak et al. (2023) criaram um score que demonstra se tais sentenças são ¹*Hawkish* ou *Dovish* na política monetária. Como forma de se chegar a este índice, eles diminuíram a quantidade de sentenças *Hawk* em relação a quantidade de sentenças *Dove*. Desse modo se o score for positivo, então indica-se uma sentença *Hawkish*, em casos negativos, *Dovish*.

A parte empírica do estudo de Cieslak et al. (2023) parte de um modelo de mínimos quadrados ordinários (MQO). Para tal, os autores utilizaram algumas variáveis de controle derivado do *Greenbook of Forecast*: uma variável para a tendência da inflação, uma variável de análise de sentimento do Greenbook, medidas através das palavras que indicam sentimentos positivos e negativos, retirando aquelas já utilizadas no PMU, o EPU (Baker, Blomm e Davis (2016)), MPU (Husted, Rogers e Sun (2020)), VXO (Bloom (2009)), e as dispersões das previsões do CPI inflation e do crescimento real da economia retiradas do Blue Chip Financial Forecast.

De acordo com os resultados de Cieslak et al. (2023), aumentos no InfPMU estão associados com as instâncias *Hawkish* por parte dos comunicados. Um aumento no InfPMU eleva em 0,34 HD (*Hawkish-Dovish*) score, enquanto uma elevação no EcoPMU derruba em 0,24 HD score, que é uma posição *Dovish*. Além disso, outras inferências foram feitas pelos autores. O PMU detém uma correlação positiva com a inflação esperada de 0,31 e 0,30 com os sentimentos, e o risco da política monetária é relacionado com o desvio entre inflação esperada e a meta de inflação. Isso inclusive demonstra o porquê o impacto do PMU se eleva cada vez que as expectativas ficam mais elevadas em relação a meta, como demonstrado pelos resultados do InfPMU.

Moreno-Pérez e Minozzo (2024) propõem um estudo de como as visões do Banco Central brasileiro, disponibilizados nas atas do COPOM, afetam a economia do

¹*Hawkish* é o termo utilizado para indicar uma política monetária mais restritiva, isto é, políticas e comunicações da autoridade monetária que focam no combate da inflação. Por outro lado, *Dovish* é o nome que se dá para políticas monetárias com o objetivo de estimular o produto e do emprego, consideradas mais permissivas com a inflação.

Brasil. Para tal, eles utilizam tanto o método de Mikolov et. al (2013), *Skip-gram model*, que buscam palavra com similaridade contextual dentro de um determinado documento, com a metodologia *K-Means Clustering*, que constrói *Clusters* de palavras, como forma de estabelecer dois dicionários para o sentimento de Incerteza nas atas do Copom. Para estabelecer esses dicionários os autores utilizam as atas do Copom de janeiro de 2000 até setembro de 2019.

Estabelecido os dicionários, os autores parte para a metodologia do *latent dirichlet allocation* (LDA), para observar os tons e tópicos de cada parágrafo das atas do COPOM. O resultado estabelece oito tópico: i) inflação; ii) um para decisões de política monetária da inflação; iii) decisões de política monetária referente à Selic; iv) operações de Crédito e Comércio; v) decisões de política monetária considerando perspectivas futuras da economia; vi) vendas no varejo; vii) emprego; e viii) produção industrial.

A partir de um VAR estrutural, Moreno-Pérez e Minozzo (2024) demonstraram que um choque sobre o indicador de incerteza eleva a inflação, mas deprecia a taxa de câmbio, e afeta negativamente a produção industrial e a vendas no varejo. Para os tópicos, se as atas do COPOM aumentam suas comunicações sobre as decisões em relação à inflação, então a inflação e o câmbio caem. Além disso, a produção industrial e as vendas no varejo também demonstraram queda.

A partir dos dicionários completo e restrito de Moreno-Pérez e Minozzo (2024), serão construídos os indicadores de incerteza da política monetária que este presente estudo utilizará no modelo econométrico de Vetores Autorregressivos, com o objetivo de se compreender como esta incerteza afeta a transmissão da política monetária do Banco Central do Brasil. O processo de construção dos indicadores está descrito na primeira parte da metodologia e os indicadores em si são demonstrados nos resultados.

3. Metodologia

Os indicadores de incerteza na comunicação da política monetária são construídos com base na análise de sentimentos, e mineração textual, a partir da aplicação do método de dicionários sobre as atas do Comitê de Política Monetária do Banco Central do Brasil (Copom). O objetivo é buscar e catalogar termos, palavras ou expressões relacionados com o sentimento de incerteza presente nas atas. Especificamente, podemos sintetizar esse processo nos seguintes passos:

- i) Utilização de dois dicionários propostos por Moreno-Pérez e Minozzo (2024), com o objetivo de se obter dois indicadores de frequência de termos a partir das atas do Copom;
- ii) Padronização e interpolação dos indicadores de frequência de termos, ao se considerar os desafios em se trabalhar com documentos em diferentes tamanhos (em números totais de palavras) e em com uma periodicidade irregular durante o período amostral;
- iii) Comparação entre os indicadores e o *Economic Policy Uncertainty Index* (EPU).

O primeiro passo consiste em importar o dicionário criado por Moreno-Pérez e Minozzo (2024) para o software *R*, criando um vetor de termos-chaves que são utilizados para encontrar palavras e expressões dentro das atas do COPOM. Após esta operação, é calculado a frequência de termos e expressões em cada ata do COPOM, o que produz, desse modo, o indicador de frequência de termos dos dicionários utilizados.

O segundo passo tem como objetivo gerar dois indicadores de incerteza da política monetária a partir da padronização dos índices de frequência de termos, gerados no primeiro passo. A justificativa na implementação da padronização é tentar diminuir a influência dos tamanhos (em total de palavras) de cada ata na composição dos indicadores. Além disso, por questões estatísticas, os indicadores de incerteza da política monetária precisarão ser interpolados em função da periodicidade das reuniões do Copom, que não são mensais, através de uma interpolação linear.

Por fim, no terceiro passo, faz-se uma comparação dos indicadores de incerteza da política monetária construído nesse trabalho com o EPU, a principal referência na literatura sobre indicadores de incerteza da política econômica.

3.1. Dicionário

Para construir o indicador de sentimentos, propõe-se a aplicação dos dicionários obtidos a partir de Moreno-Pérez e Minozzo (2024).

Moreno-Pérez e Minozzo (2024) construíram dois dicionários, por meio de metodologias de mineração textual, a partir da identificação de palavras e termos associados com sentimento de “incerteza” nas atas do COPOM, que abrangem um período de dezembro de 1999 até setembro de 2019. O dicionário completo compreende 233 termos, com 164 unigramas e 69 bigramas². Além do dicionário completo, os autores também construíram um reduzido, que detém 73 termos, com 53 unigramas e 20 bigramas. Moreno-Pérez e Minozzo (2024) utilizam dois métodos de *machine learning* e de mineração textual: o *Skip-Gram Models* e o *K-mean Clusters*, para a construção dos dicionários.

O Skip-Gram Model é um método baseado em linguagem natural e *machine learning* que objetiva a busca por palavras similares a uma determinada palavra-chave dentro de um contexto textual. Tal método foi desenvolvido por Mikolov (2013). A metodologia do *Skip-Gram Model* é uma classificação log-linear e um *Word Embedding*, um método de representação de vetores contínuos. A partir disso, o método tenta encontrar palavras semelhantes a uma dada distância, tanto anteriores à palavra-chave quanto posteriores. Ou seja, o método tem como objetivo procurar termos, palavras ou expressões que se assemelham àquelas palavras-chaves, ao se considerar uma distância pré-definida entre as palavras e os termos.

De acordo com Mikolov et.al (2013), mais especificamente, a ideia central do Skip-Gram Model é maximizar a probabilidade média de um vetor de palavras específicas estar próxima de outras dado um contexto textual, isto é:

$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{-c \leq j \leq c, j \neq 0} \log p(w_{t+j} | w_t) \quad (3.1)$$

Em que w_t é um vetor que representa uma sequência de palavras que serão treinadas, c é tamanho do contexto a ser treinado (isto é, o contexto textual em torno

² N-grama é o nome que se dá a combinação de palavras-chaves dentro de um corpo linguístico. Enquanto uma unigrama corresponde a somente uma palavra-chave (como “incerteza”), uma bigrama corresponde a uma sequência de duas palavras, que juntas formam uma expressão, como por exemplo “ambiente externo” ou “países desenvolvidos”.

da palavra-chave (w_t) e P representa a probabilidade desses dois vetores (w_t) e (w_{t+j}) estarem próximos.

A metodologia *K-Mean* é um algoritmo treinado em machine learning que permite criar vários agrupamentos de dados, em que suas unidades são muito próximas entre si dentro dos agrupamentos, mas distantes entre si quando se considera diferentes agrupamentos. Isto é, o *K-Mean* é um método de particionamento bastante utilizado para criar agrupamentos (clusters) de dados.

O método *K-Mean* permitirá criar vários agrupamentos de palavras em relação às palavras retiradas no *Skip-Gram Model*, o que permite, assim, a criação de um dicionário mais consistente para a análise de sentimentos textuais nas atas do COPOM.

A função do *Skip-Gram Model* é a de buscar palavras e expressões associadas com uma determinada palavra-chave, dentro de um determinado contexto textual, como por exemplo ao se considerar a palavra-chave “Incerteza” e a seguinte frase dentro da ata de janeiro de 2016:

“O Copom considera que o ambiente externo permanece complexo e que as *incertezas* se ampliaram.” (Atas do Comitê de Política Monetária do Banco Central do Brasil, janeiro de 2016, p.6)

Pode-se dizer, desse modo, que a palavra volatilidade se relaciona com a palavra-chave ao se considerar o seguinte contexto textual, também retirada da ata de janeiro de 2016:

“Entretanto, em que pese a ocorrência de episódios de maior *volatilidade* afetando importantes economias emergentes, (...)” (Atas do Comitê de Política Monetária do Banco Central do Brasil, janeiro de 2016, p.6) “

A ideia central da metodologia *K-mean Clusters* é buscar palavras no geral que estão em torno das palavras coletadas pelo *Skip-Gram Model*, como por exemplo “maior”, “ampliaram”, “economias emergentes” e “ambiente externo”, como se pode ver nos exemplos acima, para criar um dicionário mais amplo em relação ao sentimento que se deseja buscar.

Os dicionários de Moreno-Pérez e Minozzo (2024) são construídos a partir da utilização das atas do COPOM em inglês, o que produz, assim, dicionários com termos e expressões nesta língua. Entretanto, no presente trabalho preferiu-se trabalhar com as atas em português como forma de se observar particularidades da língua e a comunicação original do Banco Central do Brasil. Desse modo, preferiu-se traduzir o dicionário de Moreno-Pérez e Minozzo (2024) para o português ao invés de utilizar as atas em inglês.

As atas do COPOM coletadas para este estudo somam 189 documentos, dentro de um período de janeiro de 2003 até outubro de 2024. Os dicionários e suas traduções estão disponíveis no apêndice.

3.2. Frequência das palavras nas atas

A aplicação do instrumento para filtrar as informações para a criação do índice é derivada de um processamento em linguagem natural, no qual o software *R*, através dos pacotes “*pdftools*” (Ooms, 2024) e “*qpdf*” (Ooms, 2024), é utilizado para capturar a quantidade de termos em vários documentos, a partir dos dicionários de Moreno-Pérez e Minozzo (2024). Os termos e expressões dos dicionários, além das atas do COPOM, serão transformados em vetores e matrizes, a partir de uma metodologia de *vector space model*, como forma de estabelecê-los como *tibble* dentro do software e facilitar a implementação do dicionário sobre as atas. O *vector space model* é um método de captura de informações em itens computacionais, que são vetorizados dentro de um determinado software, em que a relevância desses itens é dada pela distância entre eles.

Antes de submeter os documentos para a análise a partir da metodologia de dicionários dentro do software *R*, é válido ressaltar que alguns ajustes nas atas do COPOM são necessários, como passar todas as letras para sua forma minúsculas, retirar números, pontuações dos textos e espaços desnecessários para garantir a maior eficácia possível do *machine learning* sobre o *corpus* do texto.

A ocorrência de cada termo em um documento é determinada pelo modelo de “*bags-of-words*”, em que as palavras são retiradas de suas ordens, transformadas em *tokens* (peças pequenas, individualizadas), facilitando o somatório de suas ocorrências em cada documento. Após estas operações, obteve-se a frequência dos termos relacionados com “incerteza” para cada documento analisado.

A Tabela 1 mostra a quantidade de vezes que as principais palavras, de caráter importante para a análise de sentimento de incerteza, aparecem, ao se considerar todas as atas analisadas. Os termos na Tabela 1 pertencem a ambos os dicionários, completo e restrito, enquanto a ocorrência delas advêm das atas do Comitê de Política Monetária (COPOM).

Tabela 1 – Ocorrência das 6 palavras-chaves mais frequentes em todos os documentos utilizando ambos os dicionários.

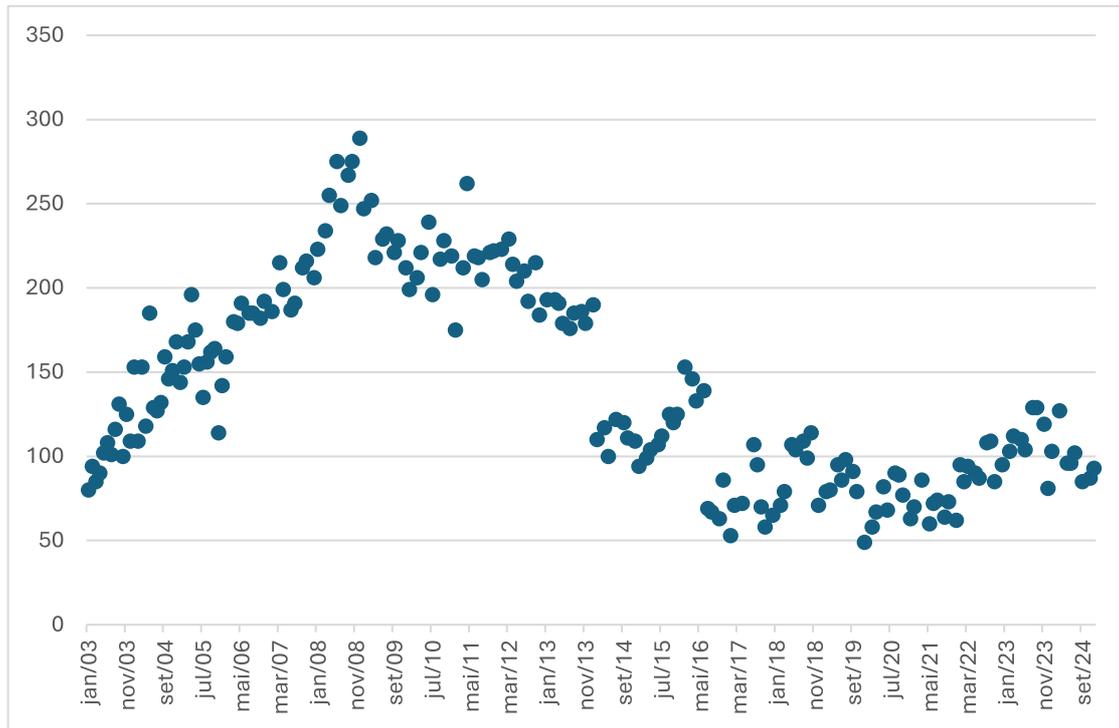
Palavra	Ocorrência
Risco	2473
Incerteza	1038
Incertezas	452
Volatilidade	447
Inflacionário	375
Probabilidade	246

Fonte: Elaboração Própria

A Figura 1 demonstra a quantidade de termos e expressões, derivadas do dicionário completo de Moreno-Pérez e Minozzo (2024), por atas ao longo do tempo. A Figura 2, de modo complementar, demonstra a quantidade de termos por atas a partir do dicionário restrito. Ambos os indicadores são importantes, pois eles permitem fazer uma análise prévia do comportamento das comunicações do Banco Central em relação ao sentimento de incerteza.

A análise da Figura 1 revela que o maior pico de termos relacionados com o sentimento de incerteza ocorre durante o ano de 2008, o que se relaciona com a crise internacional do subprime. Após dezembro de 2008, apesar de uma elevação significativa em abril de 2011, a quantidade desses termos se reduz ao longo do tempo, com uma grande redução entre janeiro e fevereiro de 2014. Todavia, essa quantidade de palavras e expressões se eleva novamente entre março de 2015 e janeiro de 2016, o que pode estar ligado a um cenário de incerteza interna referente a um processo de impeachment presidencial. Após esse período, o indicador mantém certa estabilidade, com um pico em outubro de 2018 e uma tendência de crescimento após outubro de 2022.

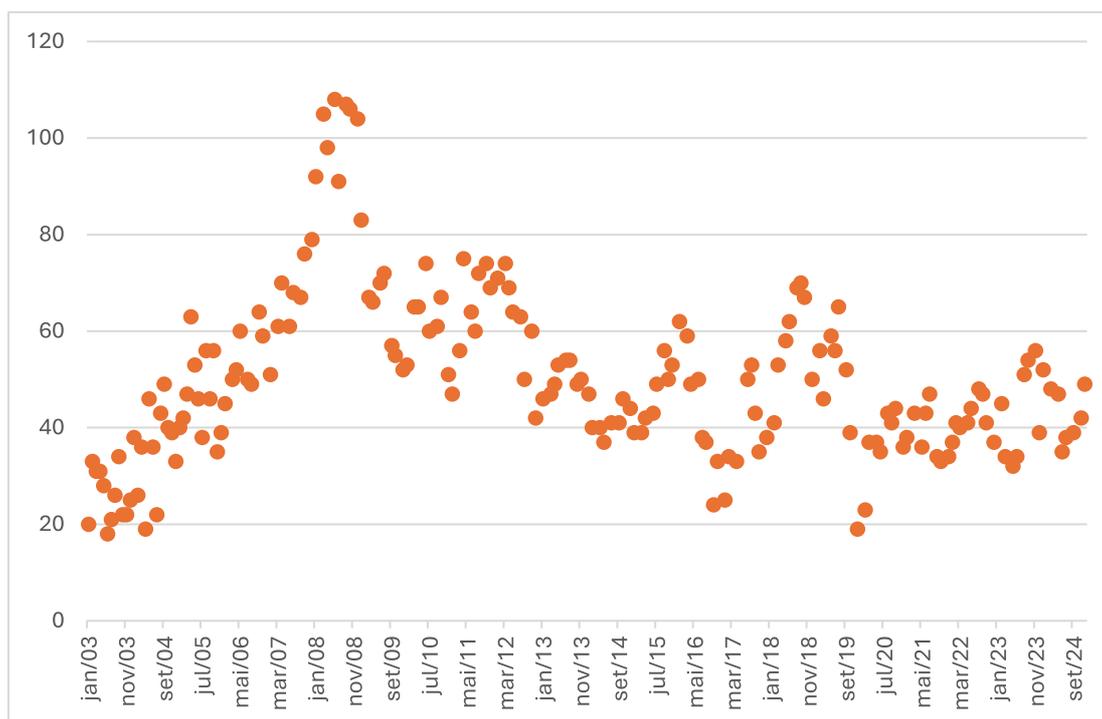
Figura 1 – Quantidade de termos do Dicionário Completo por atas



Fonte: Elaboração Própria

A Figura 2, por sua vez, em que os termos são derivados do dicionário restrito, apresenta uma grande utilização de palavras e expressões relacionadas com o tema de incerteza nas atas de 2008, em que a série tem o seu maior valor. Além disso, nota-se picos de “incerteza” em janeiro de 2016 e outubro de 2018, o que detém ligações com momentos de política interna no Brasil. A partir de maio de 2020, o indicador de termos relacionados com o tema de incerteza se estabiliza até maio de 2023, quando passa por uma elevação até novembro de 2023.

Figura 2 – Quantidade de termos do Dicionário Reduzido por atas



Fonte: Elaboração Própria

A partir de uma análise comparativa entre a Figura 1 e a Figura 2, é possível ver alguns picos de utilização de termos de incerteza nas atas do COPOM, ao se considerar ambos os dicionários, durante os períodos de crises econômicas, como em 2008 e 2015-16. Além disso, outro pico que se pode notar é durante o final de 2018, mais pronunciado no indicador gerado pelo dicionário restrito. Ademais, ambos os indicadores se estabilizam entre maio de 2020 e maio de 2023, com uma elevação a partir desta data até novembro de 2023. A Tabela 2 demonstra uma correlação entre os dicionários em torno de 0,75.

Dentre todos os períodos, os que tiveram mais termos relacionados com o sentimento de incerteza é dezembro de 2008, no dicionário completo, e junho de 2008, no restrito, conforme apresenta a Tabela 2. Em contrapartida, o período de dezembro de 2019 é o que teve menos palavras relacionados com o tema da incerteza no indicador gerado pelo dicionário completo. Para o dicionário restrito, o período com menor número de termos e expressões que denotam sentimentos de incerteza é o de junho de 2003.

Tabela 2 – Estatística descritiva para a ocorrência de termos dos Dicionários por atas

Estatísticas	Completo	Restrito
Média	143,82	50,01
Variância	3524,49	312,91
Desvio Padrão	59,37	17,69
Maior Valor	289 (12/08)	108 (06/08)
Menor Valor	49 (12/19)	18 (06/03)
Correlação	0,7577235	
Covariância	795,7465	

Fonte: Elaboração Própria

A média de termos de “incerteza” por ata é de 143,82, com um desvio padrão de 59,37, para o dicionário completo. No que se refere ao dicionário restrito, a média de termos e expressões que capturam o sentimento de incerteza está em torno de 50,01 por ata, com um desvio padrão de 17,69. Nota-se, também, a partir das Figuras 1 e 2, que as diferenças entre ambos os dicionários, no que tange a trajetória dos índices, não são tão expressivas, dado que a correlação entre eles é positiva.

3.3. Método Econométrico

3.3.1. TVAR

Modelos como o VAR são considerados lineares, pois capturam as relações de dependência da variável y_t com as suas próprias defasagens e estabelecem os parâmetro do modelo como lineares. Todavia, em muitos casos, os parâmetros do modelo ou as relações entre as variáveis e suas defasagens podem ser não lineares.

De acordo com Kilian e Lütkepohl (2017), a motivação para utilizar os modelos não lineares está relacionado ao fato de que modelos lineares impõem restrições significativas sobre as funções de impulso respostas dos modelos de Vetores Autorregressivos. Como exemplo, tem-se que em estimações de funções de impulso-resposta em modelos lineares, as respostas aos choques positivos e negativos são simétricas. Além disso, nas funções de impulso-resposta de modelos lineares as respostas aos choques não se modificam a depender de onde e do estado da economia em que eles ocorrem.

A partir da generalização do modelo estrutural linear, pode-se construir um modelo não-linear a partir da forma estrutural do seguinte processo:

$$G_t(y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-p}) = \omega_t \quad (3.1)$$

Em que G é uma função não linear entre os dados contemporâneos e suas defasagens e ω_t tem uma relação não linear com y_t .

Um processo de Vetores Autorregressivos não lineares pode ter sua representação expressa da seguinte maneira, em sua forma reduzida:

$$y_t = F_t(y_{t-1}, \dots, y_{t-p}) + u_t \quad (3.2)$$

Em que F_t é uma função não linear, dependente de t e dos contextos econômicos e $u_t = B_0^{-1}\omega_t$, isto é, o termo de erro se mantém linear.

As impulsos-respostas, derivadas de modelos estruturais lineares, são medidas através das realizações futuras de y_{t+h} , para $h = 0, 1, \dots, H$ e suas diferenças das respostas um choque estrutural de um período na data t . No caso dos modelos não lineares, as impulsos-respostas são definidas pela diferença entre duas esperanças condicionais de realização de y_{t+h} , $h = 0, 1, \dots, H$. Enquanto a primeira esperança condicional é dada pelas informações da data $t - 1$, definidas como Ω_{t-1} , assim como pelas magnitudes de δ do i^{th} choque estrutural, a segunda esperança condicional também acontece em Ω_{t-1} , mas sem considerar δ .

Estatisticamente, a função de impulso-resposta condicional, em relação aos choques estruturais no horizonte H , podem ser definidas como:

$$I_y(H, \delta, \Omega_{t-1}) = \begin{pmatrix} E(y_{t+0} | \omega_{it} = \delta, \Omega_{t-1}) - E(y_{t+0} | \Omega_{t-1}) \\ \vdots \\ E(y_{t+H} | \omega_{it} = \delta, \Omega_{t-1}) - E(y_{t+H} | \Omega_{t-1}) \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

As funções de impulsos-respostas, em sua forma estrutural, são calculadas por meio de procedimentos de bootstrap.

Entre os modelos estruturais de Vetores Autorregressivos não lineares, destacam-se o *Smooth-Transition*³ e o *Threshold VAR*. Dado que a estratégia empírica

³ O modelo VAR com *Smooth-Transition* se diferencia do modelo com *Threshold* (TVAR) por utilizar regimes que se modificam de modo gradual e não abrupto. Desse modo, a função $G(x_t, \theta)$ é estimada

deste trabalho consiste na estimação de *Thresholds* de incerteza, como forma de se captar como a transmissão da política monetária ocorre e se diferencia entre os regimes de alta e baixa incerteza, optou-se por utilizar a abordagem não-linear do *Threshold* (TVAR).

Considera-se a forma reduzida do seguinte modelo:

$$y_t = v + \sum_{j=1}^p A_j y_{t-j} + G(x_t, \theta) \left(v + \sum_{j=1}^p A_j^+ y_{t-j} \right) + u_t \quad (3.4)$$

Em que v^+ é uma constante, $G(x_t, \theta)$ é uma função com matriz $K \times K$ e determina as alterações nos coeficientes. Ou seja, a função $G(x_t, \theta)$ é que determina o comportamento não-linear da equação (3.6). A variável x_t são os valores defasados de y_t, y_{t-d} , em que d representa as defasagens de y_t .

Para o modelo de Vetores Autorregressivos com Thresholds (TVAR), a função $G(\cdot)$ segue a seguinte forma:

$$G(x_t, \theta) = I(x_t > c)I_K \quad (3.5)$$

$I(\cdot)$ é uma função indicadora, x_t uma variável escalar e c a constante da função. Os parâmetros se modificam se a variável x_t exceder o valor da constante c .

O modelo TVAR apresenta diferentes regimes M , ou seja, pode ser estimado a partir das seguintes relações:

$$y_t = \begin{cases} v^{(1)} + \sum_{j=1}^p A_j^{(1)} y_{t-j} + u_t^{(1)}, & \text{se } x_t \leq c_1 \\ v^{(2)} + \sum_{j=1}^p A_j^{(2)} y_{t-j} + u_t^{(2)}, & \text{se } c_1 < x_t \leq c_2 \\ \vdots \\ v^{(M)} + \sum_{j=1}^p A_j^{(M)} y_{t-j} + u_t^{(M)}, & \text{se } x_t > c_{M-1} \end{cases} \quad (3.6)$$

Em que c_1, c_2, \dots, c_{M-1} são os valores dos Thresholds. Esses parâmetros podem ser estimados através de Mínimos Quadrados não-lineares (NLS) ou através de Máxima Verossimilhança (ML).

de forma exponencial: $G(x_t, \theta) = (1 - \exp[-\gamma(x_t - c)^2])I_K$, isto é, em que o parâmetro γ determina a velocidade da transição de um regime para o outro. (Kilian e Lütkepohl, 2017)

O *Threshold*, neste trabalho, é estimado a partir da metodologia proposta por Stigler (2020) e através do pacote *tsDyn* de Narzo, Aznarte e Stigler (2024), do Software R.

A função de impulso-resposta tradicional é dada por:

$$I_y(n, \delta, \omega_{t-1}) = E[Y_{t+n}|V_t = \delta, V_{t+1} = 0, \dots, V_{t+n} = 0, \omega_{t-1}] - E[Y_{t+n}|V_t = 0, V_{t+1} = 0, \dots, V_{t+n} = 0, \omega_{t-1}] \quad (3.7)$$

Isto é, a função de impulso-resposta tem a pretensão de comparar o valor de Y_{t+n} , dado um choque em $V_t = \delta$, com o valor de Y_{t+n} sem o choque $V_t = 0$.

De acordo com Koop, Pesaran e Potter (1996), a função de impulso-resposta tradicional é útil quando se considera modelos lineares. Porém, quando se consideram modelos não-lineares a função de impulso-resposta tradicional apresenta diversos problemas, como não convergir para zero, mesmo que o processo seja estacionário, perda de propriedades lineares próprias, dependência de t , n e da composição do choque, e tratar choques nas variáveis macroeconômicas, em momentos de recessão e expansão, como se fossem simétricos.

Koop, Pesaran e Potter (1996) propõem a função de impulso-resposta generalizada (GIRFs) para solucionar esses problemas e estimar uma função de impulso-resposta para os modelos não-lineares. Essa abordagem utiliza operador de esperança condicional somente no choque v_t e no termo de erro ω_{t-1} , que são consideradas variáveis aleatórias:

$$GI_y(n, v_t, \omega_{t-1}) = E[Y_{t+n}|v_t, \omega_{t-1}] - E[Y_{t+n}|\omega_{t-1}] \quad (3.8)$$

Desse modo, a resposta é definida como uma média das possíveis reações do sistema, ao se considerar tanto o passado quanto o futuro.

A esperança condicional das funções de impulso-resposta é computada via integração de Monte Carlo e segue os mesmos procedimentos que se pode encontrar em Koop, Pesaran e Potter (1996), Caggiano et al. (2015) e Corrêa e Lopes (2023).

3.4. Base de Dados

A base de dados utilizada na parte empírica deste trabalho compreende o período entre janeiro de 2003 e outubro de 2024, com periodização mensal. A justificativa que fundamenta esse intervalo de tempo se relaciona com o

estabelecimento das metas de inflação no Brasil, que teve início em janeiro de 1999, e com a disponibilidade de dados. As variáveis utilizadas neste modelo estão expressas na Tabela 3, assim como a fonte de suas coletas.

O hiato do produto é medido a partir da diferença percentual de um mesmo mês entre o ano corrente e o ano anterior. Utilizou-se o produto interno bruto mensal disponibilizado pelo Banco Central do Brasil. O cálculo é feito a partir da interpolação dos dados trimestrais do PIB, calculado pelo IBGE, para a periodicidade mensal.

A inflação é representada pelo Índice de Preço ao Consumidor Amplo (IPCA), calculado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), acumulado para 12 meses. As expectativas de inflação para os próximos 12 meses são derivadas das pesquisas realizadas pelo Banco Central do Brasil (Bacen) com instituições financeiras em relação ao IPCA.

A Selic é o instrumento de política monetária do Banco Central do Brasil, que se caracteriza como a taxa de juros básica da economia, referencial para os títulos públicos, e é acumulada para 12 meses. O Swap DI x Pré é uma operação financeira em que se troca entre a taxa DI (depósito interbancário) e uma taxa pré-fixada, operada pela B3, e é aqui utilizada como uma proxy para representar a estrutura a termo da taxa de juros. A Figura 3 apresenta as séries temporais das variáveis descritas acima.

Tabela 3 – Descrição das Variáveis Utilizadas

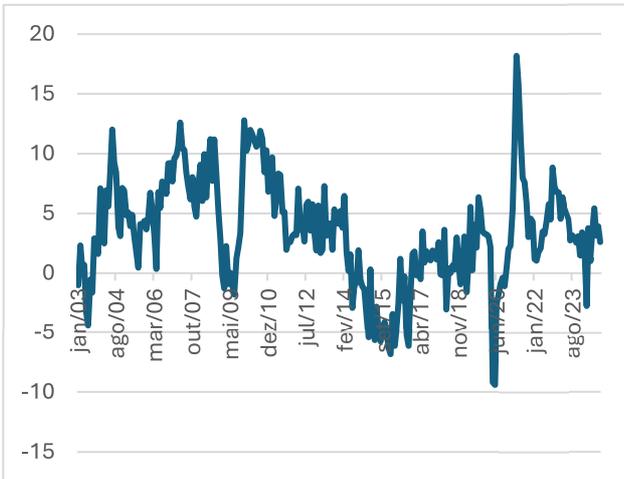
Variável	Descrição	Código	Fonte
Hiato do Produto	Hiato do Produto produzido a partir do Produto Interno Bruto (PIB - R\$ Milhões)	BM12_PIB12	www.ipeadata.gov.br
IPCA	Índice de Preços ao Consumidor Amplo acumulado para 12 meses	PRECOS12_IPCAG12	www.ipeadata.gov.br
Selic	Taxa de juros Básica acumulada para 12 meses	BM12_TJOVER12	www.ipeadata.gov.br
Swap	Swap DI x Pré	BMF12_SWAPDI36012	www.ipeadata.gov.br
Exp	Expectativas de Inflação (IPCA) para os próximos 12 meses	BM12_IPCAEXP1212	www.ipeadata.gov.br
Incerteza Completa	Incerteza da política monetária derivado do Dicionário Completo de Moreno-Pérez e Minozzo (2024) sobre as atas do Copom	-	Autor
Incerteza Restrita	Incerteza da política monetária derivado do Dicionário Restrito de Moreno-Pérez e Minozzo (2024) sobre as atas do Copom	-	Autor

Fonte: Elaboração Própria

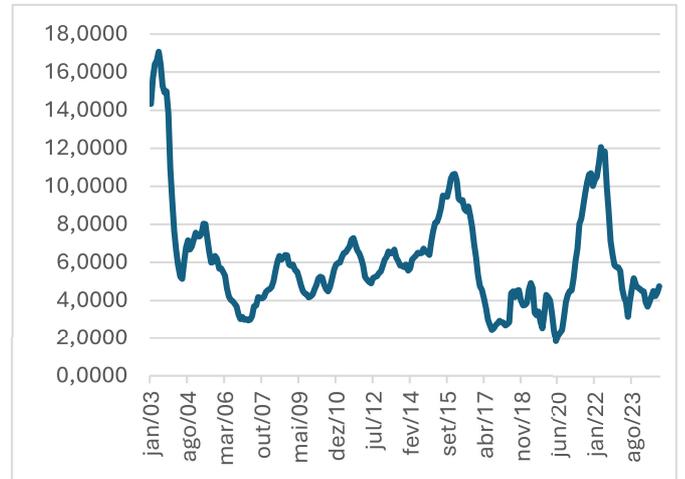
As medidas de incertezas da política monetária estão apresentadas na primeira parte da metodologia, seção 4.1. Na criação do indicador de incerteza da política monetária, preferiu-se uma abordagem de análise e de mineração textual sobre as atas do COPOM, a partir da utilização dos dicionários completo e restrito de Moreno-Pérez e Minozzo (2024). Como expresso na seção 4.1, preferiu-se traduzir os dicionários ao invés das atas, como forma de criar indicadores que façam referência a comunicação em português do Banco Central do Brasil, ao invés de se trabalhar com os dicionários e as atas em inglês. Após o processo de padronização do somatório dos termos de cada ata, obtiveram-se os indicadores de incerteza da política monetária.

Figura 3 – Variáveis de transmissão da política monetária

A) Hiato do Produto



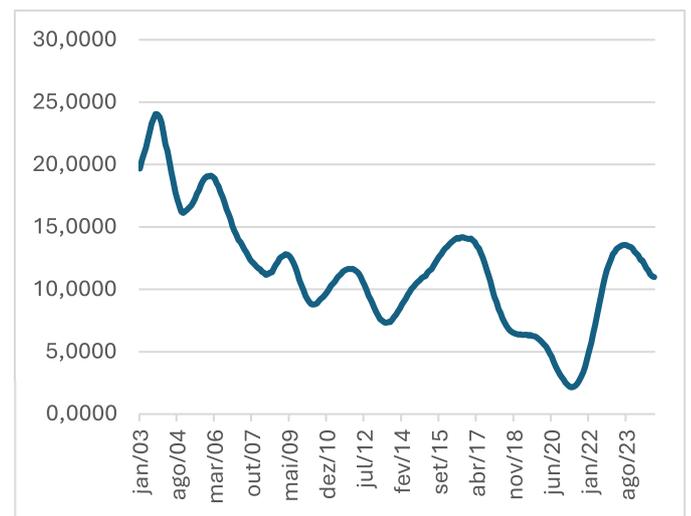
B) IPCA



C) Expectativas de Inflação



D) Selic



E) Swap DI x Pré



Fonte: Elaboração Própria

4. Resultados

A utilização da soma dos termos de sentimentos de incerteza para cada documento pode gerar algumas inconsistências, principalmente ao desconsiderar o peso das palavras com frequências menores na busca pelo sentimento desejado em detrimento daquelas com maior frequência. De acordo com a Lei de Zipf, a distribuição de frequência que busca classificar um determinado grupo de palavras, a partir de sua importância, é inversamente proporcional a sua ocorrência, pois é comum que certos termos apareçam mais do que outros em determinados textos, mas com o peso menor sobre o sentimento que eles pretendem passar. (Bholat et.al, 2015)

Para ponderar o indicador de sentimentos que se pretende construir, utiliza-se uma mensuração de peso, em que se tenta normalizar a relação entre os termos buscados, suas ocorrências dentro dos documentos e a quantidade de palavras e expressões contidas nesses documentos.

A importância em se padronizar o indicador de sentimento de incerteza, gerado a partir das comunicações da autoridade monetária, está relacionada com o fato de que é comum encontrar mais termos e expressões ligados ao sentimento de incerteza em documentos com mais palavras do que aqueles com menos. Desse modo, ao se padronizar o indicador, as distorções entre os documentos tendem a diminuir. Portanto, a partir de Moreno-Pérez e Minozzo (2024), estabeleceu-se que o indicador de incerteza da política monetária padronizado será dado por:

$$F_s = 100 * \left(\frac{S_s}{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M S_M} \right) \quad (4.1)$$

Em que $S_s = \frac{U_s}{N_s}$, ou seja, S_s é a razão entre a quantidade de termos e expressões relacionados com o sentimento de incerteza (U_s) em relação a quantidade de palavras totais em cada documento (N_s). Ou seja, S_s é o score de incerteza por palavras de cada ata, S_M é a média da soma desses scores considerando todas as atas e M o número de documentos (atas do COPOM) utilizados na análise. Dessa forma, os índices de quantidades de termos e expressões, derivados dos dicionários de Moreno-Pérez e Minozzo (2024), nas atas do COPOM são padronizados através da relação com o total de palavra em suas próprias atas e em relação à média da soma desses scores em todas as atas analisadas. Após multiplicar essa relação por

100, obtém-se o indicador de incerteza da política monetária (F_s) através das comunicações do Banco Central do Brasil.

4.1. Indicador de Incerteza

Um problema enfrentado ao longo do presente estudo é que durante o período de janeiro de 2003 até dezembro de 2005 as reuniões do COPOM eram feitas mensalmente. Todavia, a partir de janeiro de 2006 o COPOM passou a respeitar um intervalo de 45 dias entre as reuniões, o que compreende 8 reuniões por ano. Por se ter como objetivo analisar o impacto da incerteza da política monetária sobre variáveis macroeconômicas, que geralmente são obtidas na periodicidade mensal, e compará-la com outros indicadores de incerteza, como o EPU, utilizou-se a metodologia de interpolação temporal linear dos dados para completar os meses em que não houve reuniões do COPOM. Matematicamente a interpolação linear dos dados segue uma estrutura em que o dado faltante é determinado (x_t) pela média aritmética da soma entre o valor anterior (x_{t-1}) e o subsequente (x_{t+1}) ao seu. Isto é:

$$x_t = \frac{x_{t+1} + x_{t-1}}{n} \quad (4.2)$$

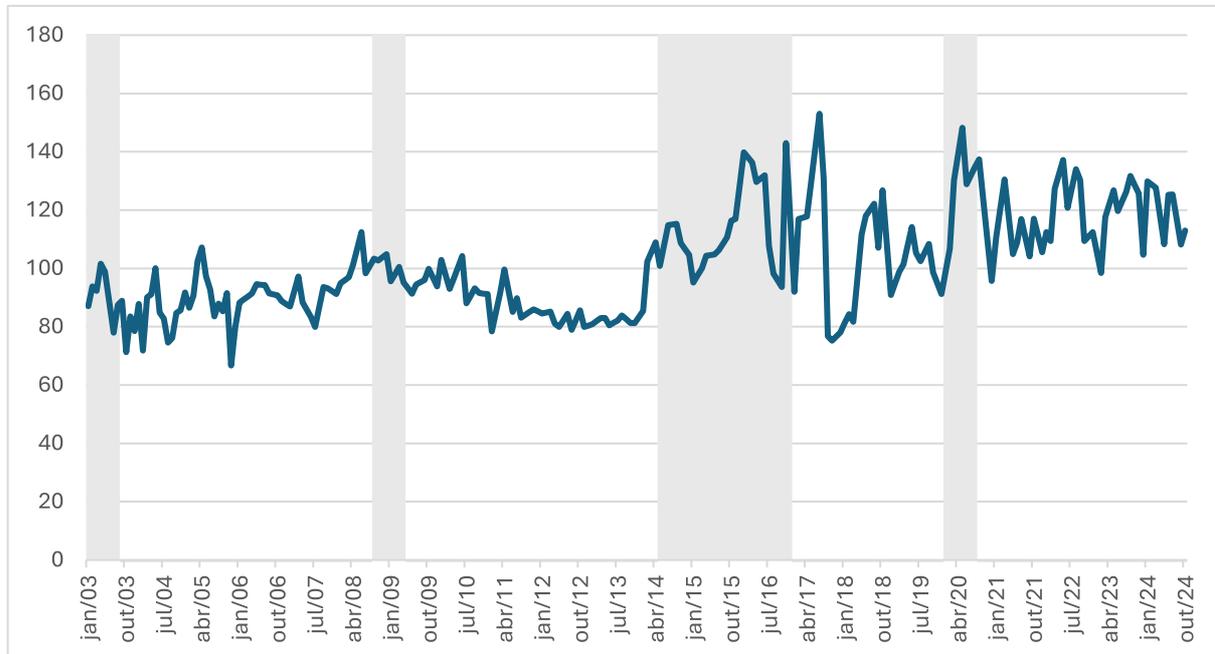
As Figuras 4 e 5 demonstram esses indicadores de incerteza a partir da utilização do dicionário completo e restrito, respectivamente, e após passar pelo processo de padronização.

A partir da Figura 4 é possível perceber que a incerteza da política monetária, criada a partir das especificações explicadas acima com o dicionário completo, tem uma grande elevação a partir de janeiro de 2015. Seus principais picos acontecem em julho de 2017, outubro de 2018 e maio de 2020. Em relação a Figura 5, o principal pico de incerteza, derivada do dicionário restrito, ocorre em setembro de 2018. Sofre uma queda significativa entre julho e dezembro de 2019, mas volta a se elevar a partir de janeiro de 2020, o que se relaciona com a pandemia da COVID-19.

Os indicadores apresentam uma elevação da incerteza da política monetária após o ano de 2016 em relação aos anos anteriores, diferentemente dos índices de frequência de termos por atas (Figura 1 e 2). Todavia, é perceptível alguns picos durante períodos anteriores, como em junho de 2008 e setembro de 2014, para o dicionário completo, e maio de 2008 e fevereiro de 2014, para o restrito. Após 2016, os maiores picos estão no final de 2018 e durante a pandemia do COVID-19, o que

demonstra uma certa relação dos indicadores com eleições presidenciais e crises internacionais.

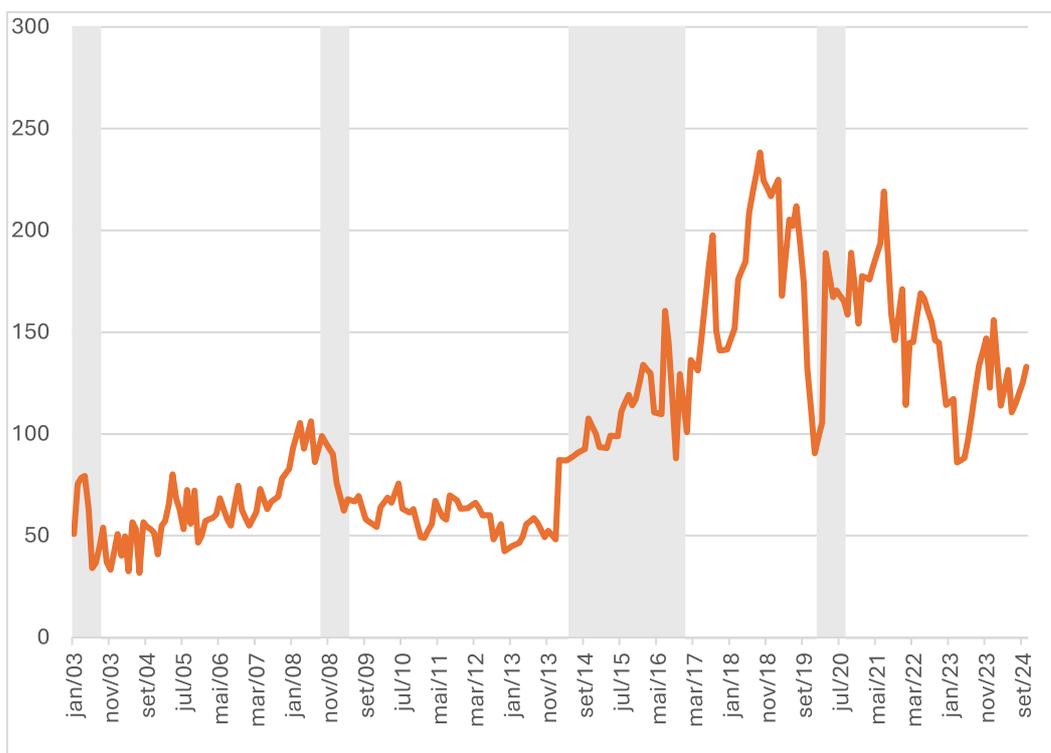
Figura 4 – Indicador de Incerteza da Política Monetária derivado do dicionário completo



Fonte: Elaboração Própria

Conforme mostra a Tabela 4, o maior score de incerteza da política monetária para o dicionário completo é julho de 2017, enquanto para o restrito é setembro de 2018. Em relação aos menores valores, para o dicionário completo, teve-se o período de novembro de 2005, enquanto para o restrito, o menor score ocorre em julho de 2004.

Figura 5 – Indicador de Incerteza da política monetária derivado do dicionário reduzido



Fonte: Elaboração Própria

De acordo com a Tabela 4, o indicador de incerteza da política monetária, gerado a partir do dicionário completo, demonstra um score médio de 101,07 para as atas do COPOM, com um desvio padrão em torno de 21,88, abaixo do indicador que leva em consideração somente a soma dos termos relativos ao sentimento de incerteza. Em relação ao dicionário restrito, o indicador de incerteza da política monetária teve um score médio de 102,31 por ata, com um desvio padrão de 51,54, maior do que a mesma estatística considerada para a soma dos termos relativos ao sentimento de incerteza.

É interessante notar que, enquanto o índice de palavras e termos do dicionário completo de Moreno-Pérez e Minozzo (2024) demonstrou ter uma variância e desvio padrão maiores do que o restrito, o indicador de incerteza da política monetária derivado do dicionário completo inverteu a relação com o restrito, isto é, com uma variância e desvio padrão menores.

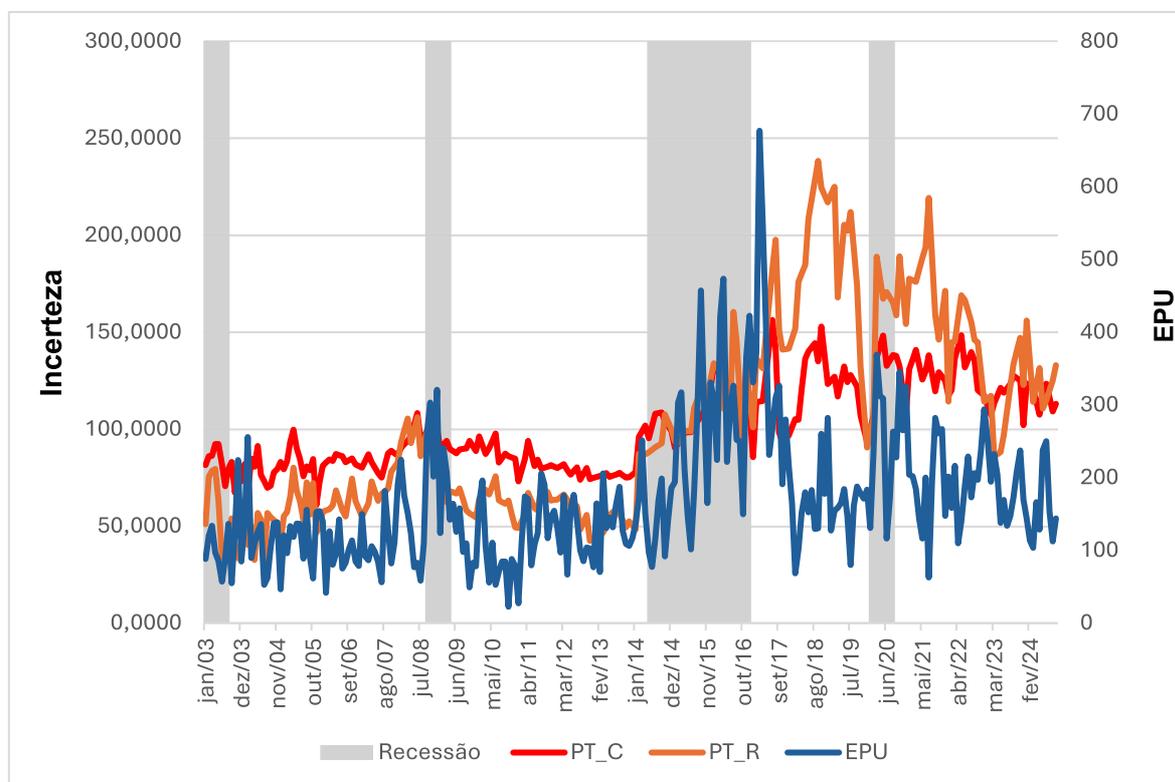
Tabela 4 – Estatística descritiva para o indicador de incerteza da política monetária

Estatísticas	Completo	Restrito
Média	101,07	102,31
Variância	478,89	2656,26
Desvio Padrão	21,88	51,54
Maior Valor	157,28 (07/17)	241,04 (09/18)
Menor Valor	61,07 (11/05)	32,07 (07/04)
Correlação	0,902198	
Covariância	1017,539	

Fonte: Elaboração Própria

A Figura 6 apresenta a comparação entre o indicador de incerteza aqui produzido com o EPU. A partir da Figura 6 é possível notar certas similaridades entre os movimentos ao longo das series temporais dos indicadores de incerteza e o EPU. O eixo à direita representa os valores dos indicadores de incerteza enquanto o eixo à esquerda demonstra os valores do EPU. A Tabela 4 demonstra esses resultados estatisticamente. Como se pode ver, a correlação entre os três indicadores é positiva. Poucos são de fato os descompassos entre esses indicadores, o que demonstra que a incerteza da política monetária aqui construído segue os passos dos indicadores de incerteza já consolidados. Vale lembrar que o *Economy Policy Uncertainty* (EPU) é a incerteza da política econômica captada em artigos de jornais em grande circulação, como Folha de SP, O Globo e Estadão, e é considerado a referência de índice de incerteza para estudos em incerteza política.

Figura 6 – Comparação entre os indicadores de incerteza da política monetária e o EPU



Fonte: Elaboração Própria

Em relação aos períodos de crises econômicas, em que se espera um aumento da incerteza, é possível observar que durante a crise de 2008 tanto o EPU quanto o indicador com o dicionário completo tiveram os seus picos durante o mês de dezembro de 2008. No que se refere ao indicador gerado a partir do dicionário restrito, esse pico ocorreu em junho de 2008. Durante a crise do impeachment, entre 2014 e 2016, vê-se uma elevação do EPU em abril de 2016, do indicador com o dicionário completo em janeiro de 2016 e do indicador reduzido durante julho de 2016.

Se for considerado os períodos da pandemia da COVID-19, entre 2020 e 2021, notam-se picos quase nos mesmos períodos entre os três indicadores. Por exemplo, durante março de 2020, todos os três se elevaram bastante em relação a fevereiro do mesmo ano. Neste período tem-se o auge da incerteza para o EPU e para o dicionário completo. No que se refere ao dicionário restrito, durante a crise do COVID-19, o auge da incerteza é outubro de 2020.

Outro período a ser considerado, mas que demonstra uma diferença entre os indicadores, é o fim de 2022. Enquanto o EPU se elevou, ambos os indicadores

referentes à comunicação do Banco Central do Brasil decresceram. O que pode demonstrar que nem sempre a incerteza da política monetária está em consonância com a incerteza que se observa nas mídias. É válido lembrar que a escala não reflete o tamanho da incerteza de ambos, completo e restrito, mas sim a diferença dos tamanhos dos dicionários.

Tabela 5 – Estatística descritiva para o indicador de incerteza da política monetária e do EPU

Estatísticas	Completo	Restrito	EPU
Média	101,07	102,31	168,92
Variância	478,89	2656,26	8504,26
Desvio Padrão	21,88	51,54	92,21854
Maior Valor	157,28 (07/17)	241,04 (09/18)	676,955 (03/17)
Menor Valor	61,07 (11/05)	32,07 (07/04)	22,29631(10/10)
Correlação (Completo-Restrito)		0,9021918	
Correlação (Completo-EPU)		0,4514549	
Correlação (Restrito-EPU)		0,4122568	

Fonte: Elaboração Própria

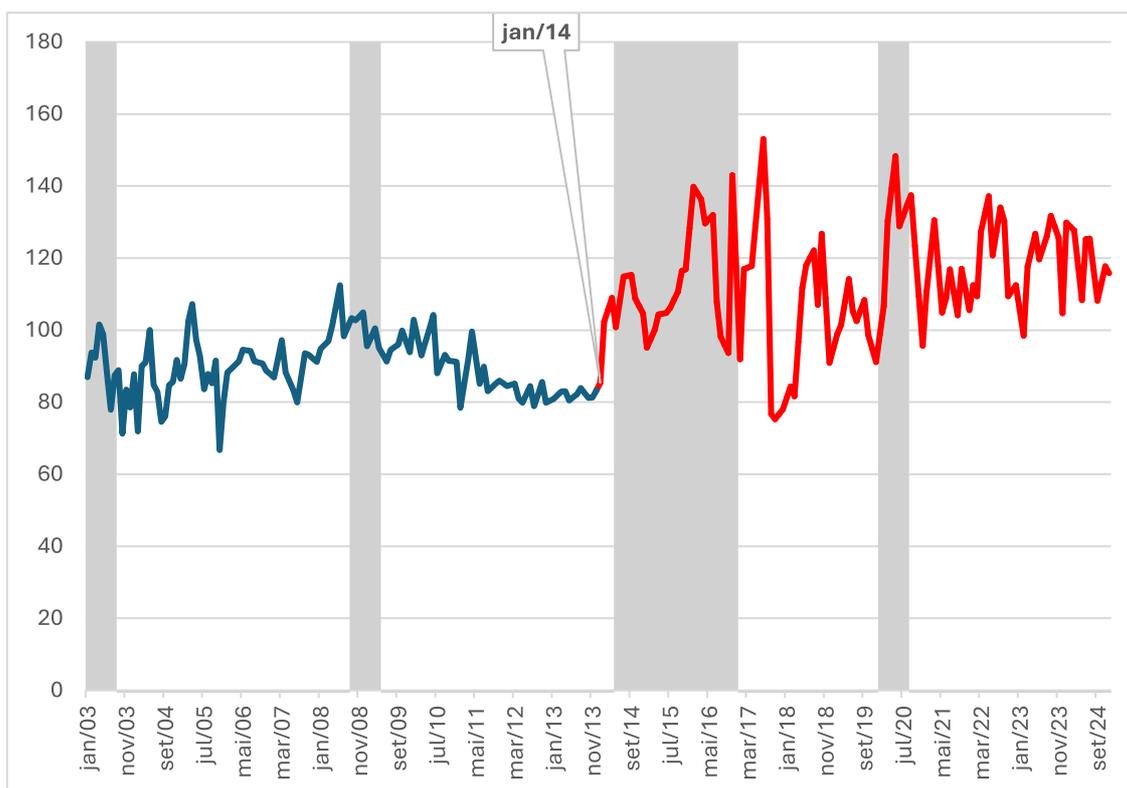
O indicador de incerteza da política monetária apresentado nesta seção será utilizado, posteriormente, dentro de um modelo de Vetores Autorregressivo (VAR), com o objetivo de se analisar como a transmissão da política monetária é afetada por esta incerteza.

Entretanto, ao se estabelecer os indicadores de incerteza, observou-se uma provável quebra estrutural ao longo das séries temporais, principalmente a partir de janeiro de 2014. A quebra estrutural ao longo dessas séries temporais está relacionada com o fato de que, a partir desta data, o número médio de palavras por atas do COPOM diminuiu em relação aos anos anteriores.

De janeiro de 2003 até janeiro de 2014, o número médio de palavras por atas do COPOM esteve em torno de 7890, com um desvio padrão de 1662,806. Por outro lado, entre fevereiro de 2014 e outubro de 2024 o número médio de palavras por atas do COPOM está em torno de 2840 palavras, com um desvio padrão de 738,55.

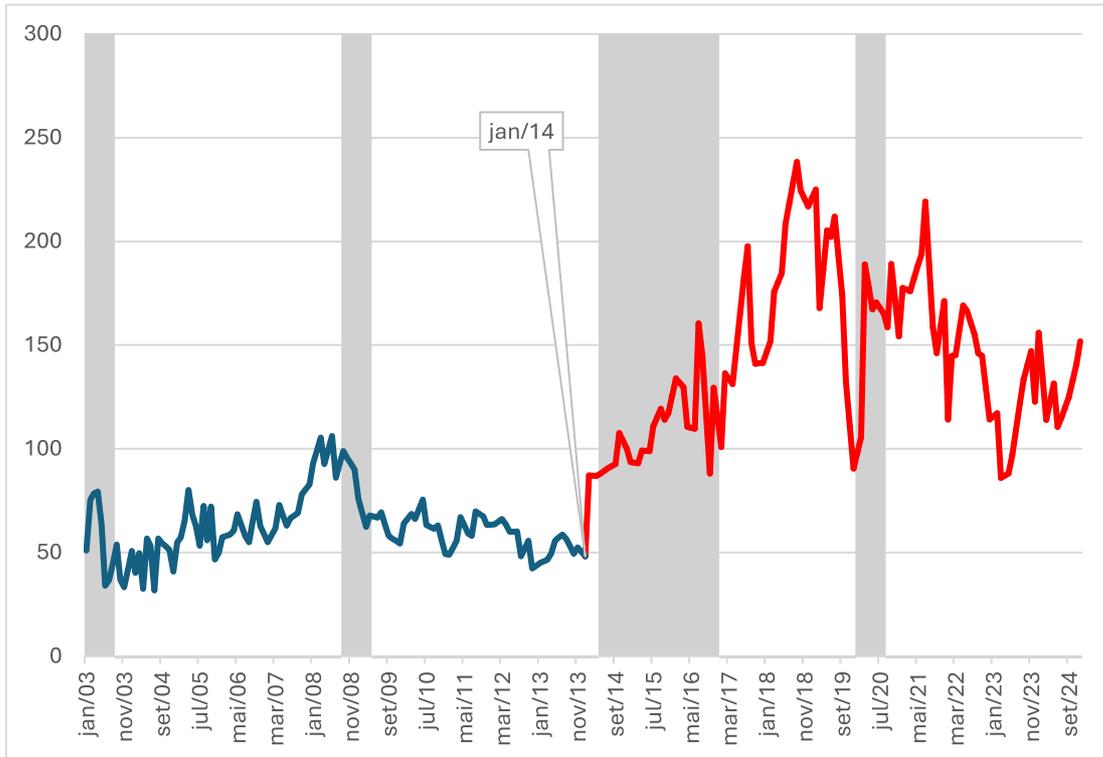
Essa mudança no nível da série fica perceptível nas Figuras 7 e 8, que apresentam os indicadores de incerteza derivados do dicionário completo e restrito respectivamente e indica os períodos a qual a quebra estrutural ocorre.

Figura 7 – Indicador de Incerteza da Política Monetária, derivado do dicionário completo



Fonte: Elaboração Própria

Figura 8 – Indicador de Incerteza da Política Monetária, derivado do dicionário restrito



Fonte: Elaboração Própria

A análise gráfica, no entanto, revela-se insuficiente para inferir com exatidão as datas das quebras estruturais, visto que a determinação da data de ocorrência depende de informações exógenas à dinâmica do processo. Como forma de contornar esse problema, o teste de quebras estruturais proposto por Bai e Perron (1998) é aplicado em ambas as séries dos indicadores. O objetivo deste teste é determinar de maneira endógena os pontos de quebra estrutural presente nas séries temporais.

A estatística do teste é construída a partir do seguinte modelo:

$$y_t = \beta x_t' + \delta_j z_t' + u_t \quad (4.3)$$

Em que $t = T_{j-1} + 1, \dots, T_j$, para $j = 1, \dots, m + 1$, são as observações dos dados; y a variável dependente; x e z os vetores de covariáveis; β e δ os vetores dos coeficientes; u o termo de erro e m é o número pontos de quebra. As hipóteses do teste de Bai e Perron (1998) avalia a existência ou não de quebras estruturais (m), isto é:

$$H_0: m = 0$$

$$H_1: m \geq 1$$

A Tabela 6 apresenta os resultados do teste de Bai e Perron. No que se refere ao indicador completo, são detectadas cinco quebras estruturais, em agosto de 2007 novembro de 2011, fevereiro de 2014, março de 2018 e outubro de 2024. Em relação ao indicador restrito, esse demonstrou deter seis quebras estruturais, em março de 2007, outubro de 2010, fevereiro de 2014, abril de 2017, julho de 2021 e outubro de 2024. Os testes são significativos a 1%, como demonstra o p-valor na Tabela 6, o que permite inferir a existência de quebras estruturais ao longo das séries.

Tabela 6 – Teste de Bai-Perron para Quebra Estrutural Múltipla para os Indicadores de Incerteza

Completo		Restrito	
Intervalos de Tempo	Intercepto	Intervalos de Tempo	Intercepto
2003(1) - 2007(8)	81,103	2003(1) - 2007(3)	55,968
2007(9) - 2010(11)	92,054	2007(4) - 2010(6)	76,400
2010(12) - 2014(2)	79,304	2010(7) - 2014(1)	56,768
2014(3) - 2018(3)	109,316	2014(2) - 2017(4)	109,927
2018(4) - 2024(10)	125,436	2017(5) - 2021(7)	176,724
-	-	2021(8) - 2024(10)	133,312
Teste F = 619,82	p.valor < 2.2e-16	Teste F = 612,76	p.valor < 2.2e-16

Fonte: Elaboração Própria

4.2. Teste de Raiz Unitária

Com o objetivo de verificar a existência de raiz unitária nas variáveis utilizadas pelo modelo, partiu-se para a utilização do teste de Dickey-Fuller Aumentado (ADF) e o de bootstrap ADF e Union. A partir da Tabela 7, que mostra o teste de Dickey-Fuller Aumentado, é possível inferir a não existência de raiz unitária somente no hiato do produto, ou seja, todas as demais variáveis são classificadas como não estacionárias ao se considerar um teste de significância de 1%. Em relação ao teste bootstrap, Tabela 8, somente a variável Expectativas de Inflação (IPCA) acumulada para os 12 meses se mostrou estacionária, isto é, sem raiz unitária. Para as demais, todas apresentam raiz unitária em seus processos. A hipótese nula afirma a existência de raiz unitária no processo das séries temporais, ou seja, elas não são estacionárias.

Tabela 7 – Teste de Dickey-Fuller Aumentado para Raiz Unitária

Variáveis	Valores Críticos			Teste Calculado
	1%	5%	10%	
Incerteza Completa	-3,44	-2,87	-2,57	-3,1781**
Incerteza Restrita	-3,44	-2,87	-2,57	-2,2289
Hiato do Produto	-3,44	-2,87	-2,57	-3,7687***
IPCA	-3,44	-2,87	-2,57	-3,0515**
Expectativas	-3,44	-2,87	-2,57	-2,5026
Selic	-3,44	-2,87	-2,57	-1,4238
Swap DI x Pré	-3,44	-2,87	-2,57	-2,3426

Fonte: Elaboração Própria se rejeita a H0 a 10% (*), a 5% (**) e a 1% (***)

As variáveis do IPCA, das expectativas de inflação e da Selic se apresentam como não estacionárias, no teste ADF, pois a construção dessas séries temporais é dada a partir do acúmulo de 12 meses, o que claramente produz uma tendência ao longo do período amostral.

Os resultados dos testes de raiz unitária, Tabela 7 e 8, apresentam a não estacionaridade para a maior parte das variáveis utilizadas para esta dissertação, isto é, tem-se um processo $I(1)$, no qual não se observam médias constantes ao longo de seus processos no tempo. Além dos três testes acima, outros testes de raiz unitária, de DF-GLS, Phillips-Perron e KPSS estão apresentados no Anexo B, para corroborarem com os resultados acima.

Tabela 8 – Teste de BootStrap_ADF e BootStrap_Union para Raiz Unitária

Variáveis	Testes	p-valor
Incerteza Completa	BootStrap_ADF	0,4252*
	BootStrap_Union	0,5478*
Incerteza Restrita	BootStrap_ADF	0,1171*
	BootStrap_Union	0,1311*
Hiato do Produto	BootStrap_ADF	0,5108*
	BootStrap_Union	0,5543*
IPCA	BootStrap_ADF	0,4642*
	BootStrap_Union	0,6108*
Expectativas	BootStrap_ADF	0,0020
	BootStrap_Union	0,0000
Selic	BootStrap_ADF	0,6878*
	BootStrap_Union	0,4467*
Swap DI x Pré	BootStrap_ADF	0,1236*
	BootStrap_Union	0,4152*

Fonte: Elaboração Própria *P-valor > 0,05, ou seja, não se rejeita a hipótese nula

A estratégia empírica para a estimação dos modelos, desse modo, consiste na utilização da metodologia de Vetores Autorregressivos com Threshold (TVAR), modelo não-linear, com o objetivo de observar como a transmissão da política monetária se diferencia, dado um choque de um desvio padrão na taxa básica de juros, ao se considerar regimes de alta e baixa incerteza. A escolha de um modelo não-linear de Vetores Autorregressivos para analisar a transmissão da política monetária sob influência da incerteza segue trabalhos como Pellegrino (2018), Castelnuovo e Pellerino (2018), Quelhas (2022) e Corrêa e Lopes (2023).

4.3. TVAR

Com o objetivo de compreender como diferentes regimes de incerteza afetam a transmissão da política monetária, estimou-se o modelo de Vetores Autorregressivos com Thresholds (TVAR), a partir da utilização do Software *R* por meio do pacote *tsDyn* de Narzo, Aznarte e Stigler (2024).

O modelo seguiu a seguinte ordenação:

$$y_t = [\text{Inc}_t, \text{Hiato do Produto}_t, \text{Ipca}_t, \text{Exp}_t, \text{Selic}_t, \text{Swap}_t] \quad (4.4)$$

Essa ordenação segue o proposto por Pellegrino (2018), em que um choque sobre a variável de incerteza afeta contemporaneamente todas as outras variáveis, mas não sofre efeitos contemporâneos dos preços, das taxas de juros e do produto, por isto sua posição em primeiro.

4.3.1. Amostra Completa: janeiro de 2003 a outubro de 2024

Ao estimar o modelo de Vetores Autorregressivos com *Thresholds* (TVAR), com três defasagens (*lags*), um *threshold* – que permite observar dois regimes - e com duas defasagens nos *thresholds* (*d*) para o modelo com o indicador completo e duas defasagens no *threshold* (*d*) para o modelo com indicador restrito, percebeu-se uma mudança brusca nos regimes a partir de janeiro de 2014, como demonstram as Figuras 9.A e 9.B.

A Tabela 9, por sua vez, apresenta os valores dos Thresholds e suas significâncias. Apesar de os regimes apresentarem-se como significativos a 1%, conforme o LR-Test, a Figura 9 demonstra que, a partir de janeiro de 2014 até outubro de 2024, há uma concentração de períodos de alta incerteza, o que é contraintuitivo segundo as evidências trazidas pelos fatos estilizados sobre a incerteza em modelos não lineares.

O LR-Test do TVAR é um teste que avalia se os parâmetros estimados dos Thresholds são significativos, com os seguintes testes de hipóteses:

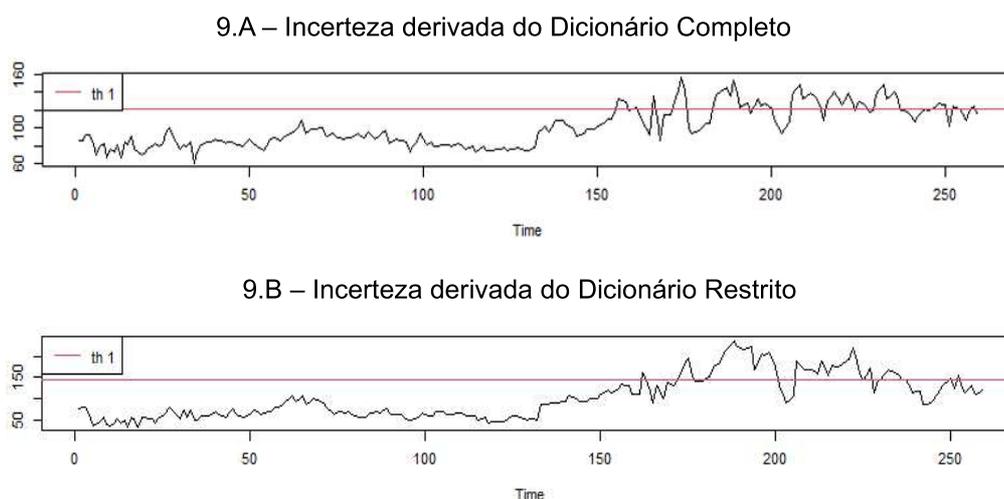
$$H_0: \theta_1 = \theta_2$$

$$H_1: \theta_1 \neq \theta_2$$

Isto é, a hipótese nula H_0 considera que os dois regimes são estatisticamente iguais, dado que seus parâmetros não se diferenciam. Desse modo, o modelo poderia

ser estimado a partir de um modelo linear. A hipótese alternativa indica que os parâmetros dos regimes são diferentes, ou seja, o modelo é capaz de capturar dinâmicas não-lineares nos dados.

Figura 9 – Threshold para os Indicadores de Incertezas da política monetária amostra total



Fonte: Elaboração Própria

Tabela 9 – Threshold para os Indicadores de Incerteza e sua significância

Indicador de Incerteza	Estimação γ	Teste Estatístico (LR)	p-Valor
Indicador de Incerteza Completo, lag = 3, d = 2	120,1933	210,9115	0,00500
Indicador de Incerteza Restrito, lag = 3, d = 2	144,7778	215,682	0,0090

Fonte: Elaboração Própria

A Tabela 10 apresenta as estatísticas descritivas dos regimes estimados pelo TVAR. De acordo com os resultados, o regime de baixa incerteza captura parte considerável da amostra, em torno de 75% para o completo e 77% para o restrito, enquanto o regime de alta incerteza corresponde a 25% da amostra para o indicador completo e 23% da amostra, para o indicador restrito. O regime de baixa incerteza apresenta duração média de 12,93 meses, com máximo de 154 e mínimo de 1 mês enquanto o regime de alta incerteza tem duração média de 4,64 meses, com máximo de 11 e mínimo de 1 mês para o indicador completo. Em relação ao indicador restrito, o regime de baixa incerteza apresenta duração média de 25 meses, com duração

máxima de 161 e mínimo de 1 mês enquanto o regime de alta incerteza tem duração média de 8,42 meses, máximo de 22 meses e mínimo de 1 mês.

Tabela 10 – Threshold para os Indicadores de Incerteza da política monetária e sua significância

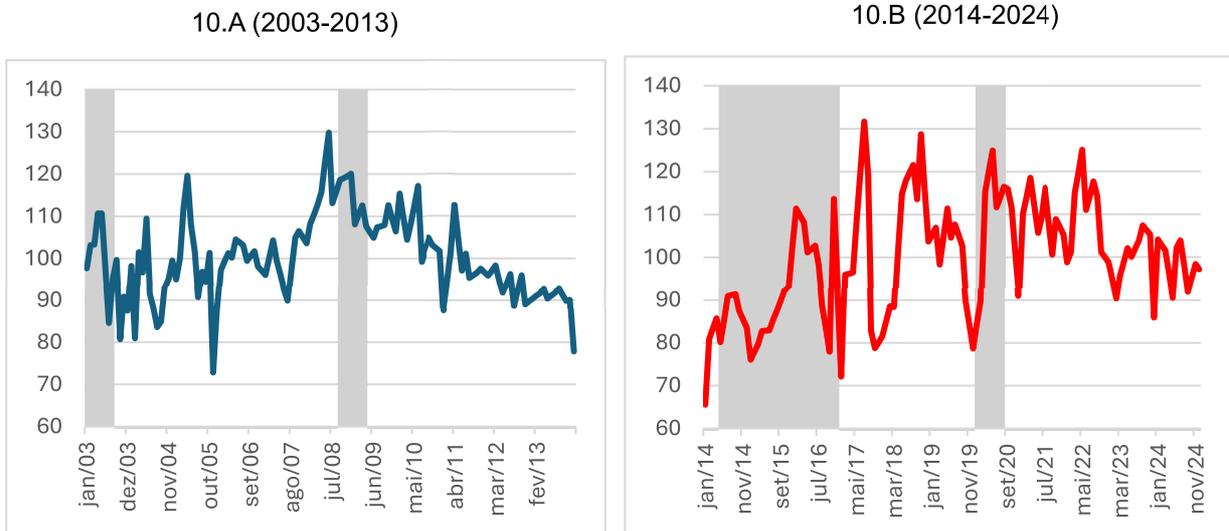
Estatística	Incerteza Completo		Incerteza Restrito	
	Alta	Baixa	Alta	Baixa
Média	4,64	12,93	8,42	25
Máximo	11	154	22	161
Mínimo	1	1	1	1
% amostra	25,09	74,90	22,77	77,22

Fonte: Elaboração Própria

A partir dos resultados do TVAR para a amostra completa, em conjunto com os resultados do teste de Bai-Perron (Tabela 7) e da análise gráfica, Figura 7 e 8, preferiu-se dividir a amostra completa em duas subamostras, ao se considerar o período de janeiro de 2014 como o ponto principal de quebra estrutural nas séries de incerteza, e estimar o modelo de Vetores Autorregressivos com Threshold para cada uma das subamostras.

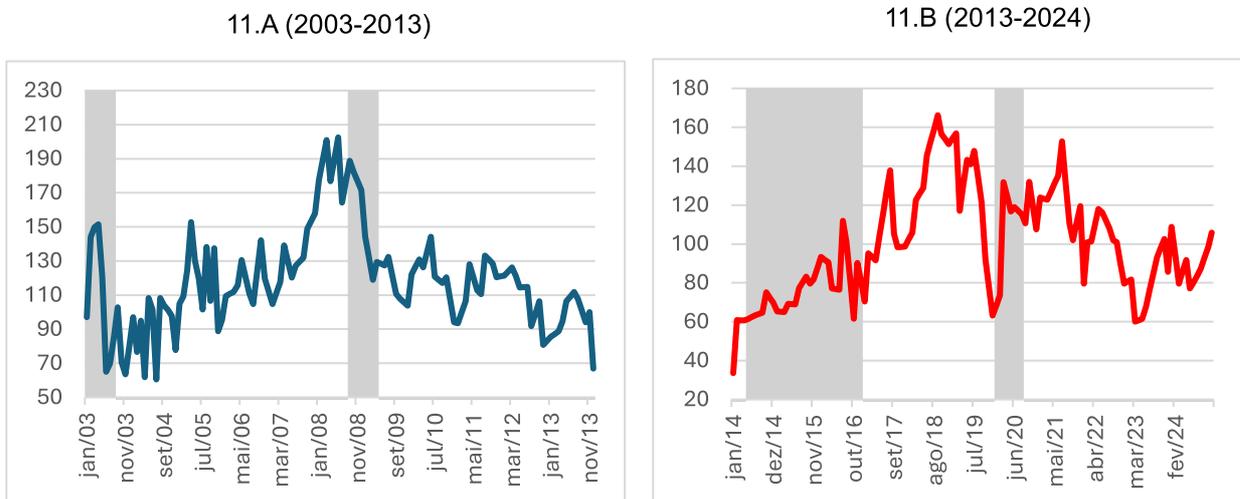
A primeira amostra abrange o período de janeiro de 2003 a dezembro de 2013. Por sua vez, a segunda amostra engloba o intervalo de janeiro de 2014 a outubro de 2024. As Figuras 10.A e 10.B apresentam as subamostras da incerteza da política monetária derivada do dicionário completo. Por fim, as Figuras 11.A e 11.B exibem as subamostras da incerteza derivada do dicionário restrito.

Figura 10 – Subamostras do Indicador de Incerteza da Política Monetária, derivado do dicionário completo.



Fonte: Elaboração Própria

Figura 11 – Subamostras do Indicador de Incerteza da Política Monetária, derivado do dicionário restrito.



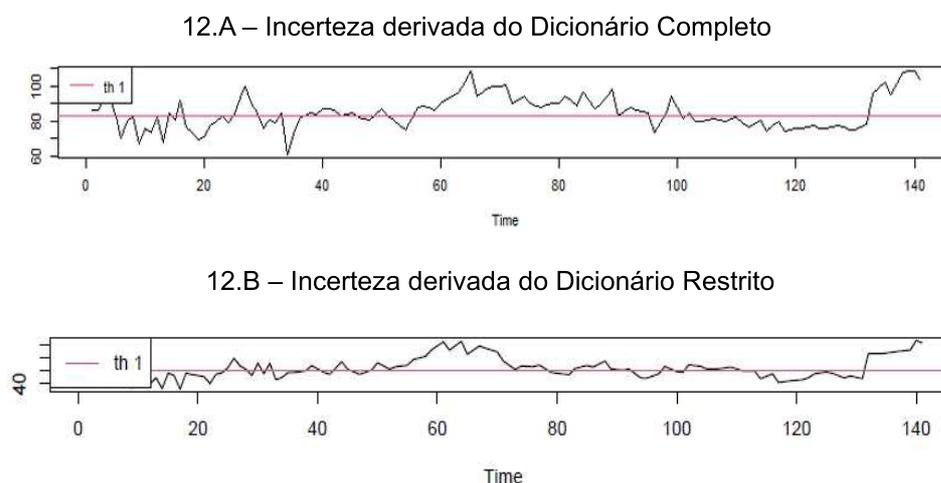
Fonte: Elaboração Própria

4.3.2. Subamostra: janeiro de 2003 a dezembro de 2013

O modelo TVAR, em relação à primeira amostra, é estimado com três defasagens (lags), um *threshold*, como demonstra a linha vermelha nas Figuras 12.A e 12.B – o que produz dois regimes – e dois delays (d) no *threshold* para o indicador completo e dois delay (d) no *threshold* para o indicador restrito.

Os resultados da estimação estão resumidos na Figura 12 e nas Tabelas 11 e 12. A Figura 12 apresenta a estimação dos regimes (*Thresholds*) para os indicadores de incerteza. A linha vermelha, na Figura 12.A, representa o valor que divide o regime de alta e baixa incerteza, que de acordo com a Tabela 11 é de 101,5844 isto é, todos os períodos acima de 101,5844 são considerados como alta incerteza enquanto todos os períodos abaixo da linha são considerados baixa incerteza. Em relação ao indicador restrito, Figura 12.B, a linha vermelha, que demonstra a divisão dos regimes, ocorre no valor de 106,598, como confirmado pela Tabela 11.

Figura 12 – Threshold para os Indicadores de Incertezas da política monetária para a subamostra (2003-2013)



Fonte: Elaboração Própria

De acordo com os resultados da Tabela 11, o modelo com o indicador completo apresenta um teste estatístico LR com p-valor de 0,0180. Esse resultado leva à rejeição da hipótese nula a 5% de significância, ou seja, os parâmetros dos *Thresholds* são diferentes entre si, o que indica que o modelo captura dinâmicas não lineares dos dados. O modelo com o indicador restrito apresenta um teste LR com p-valor de 0,0040, o que permite inferir a rejeição da hipótese nula, o que indica que os parâmetros dos *Thresholds* são estatisticamente diferentes e o modelo captura as dinâmicas não lineares dos dados.

Tabela 11 – Threshold para os Indicadores de Incerteza e sua significância para a subamostra (2003-2013)

Indicador de Incerteza	Estimação y Teste Estatístico (LR)		p-Valor
Indicador de Incerteza Completo, lag = 3, d = 1	101,5844	224,9853	0,0180
Indicador de Incerteza Restrito, lag = 3, d = 2	106,598	261,4179	0,0040

Fonte: Elaboração Própria

A Tabela 12, por sua vez, apresenta as estatísticas descritivas dos regimes e a porcentagem que cada um desses regimes representa na amostra. De acordo com os resultados da Tabela 12, o modelo com o indicador completo tem um regime de alta incerteza com duração média de 5,88 meses, com máximo de 34 e mínimo de 1, e representa 41,09% da amostra. Por sua vez, o regime de baixa incerteza, do indicador completo, duração média de 8,44 meses, com máximo de 30 e mínimo de 1 mês, e representa 58,91% da amostra.

Em relação ao modelo com o indicador de incerteza restrito, o regime de alta incerteza apresenta uma duração média de 3,5 meses, máximo de 11 e mínimo de 1 mês, com uma representação da amostra em torno de 32,55%. O regime de baixa incerteza, por sua vez, apresenta uma duração média de 7,25 meses, máximo de 33 e mínimo de 1 mês, e uma representação da amostra de 67,44%.

Tabela 12 – Estatísticas descritivas dos Thresholds da subamostra (2003-2013)

Estatística	Incerteza Completo		Incerteza Restrito	
	Alta	Baixa	Alta	Baixa
Média	5,88888	8,44444	3,5000	7,25000
Máximo	34	30	11	33
Mínimo	1	1	1	1
% amostra	41,09	58,91	32,55	67,44

Fonte: Elaboração Própria

A Figura 13 apresenta os resultados das funções de impulso-resposta generalizadas (GIRFs) para um choque de um desvio padrão sobre o instrumento de política monetária do Banco Central do Brasil, a Selic, com a incerteza derivada do dicionário completo no modelo. As GIRFs são simuladas e independentes da ordenação das variáveis.

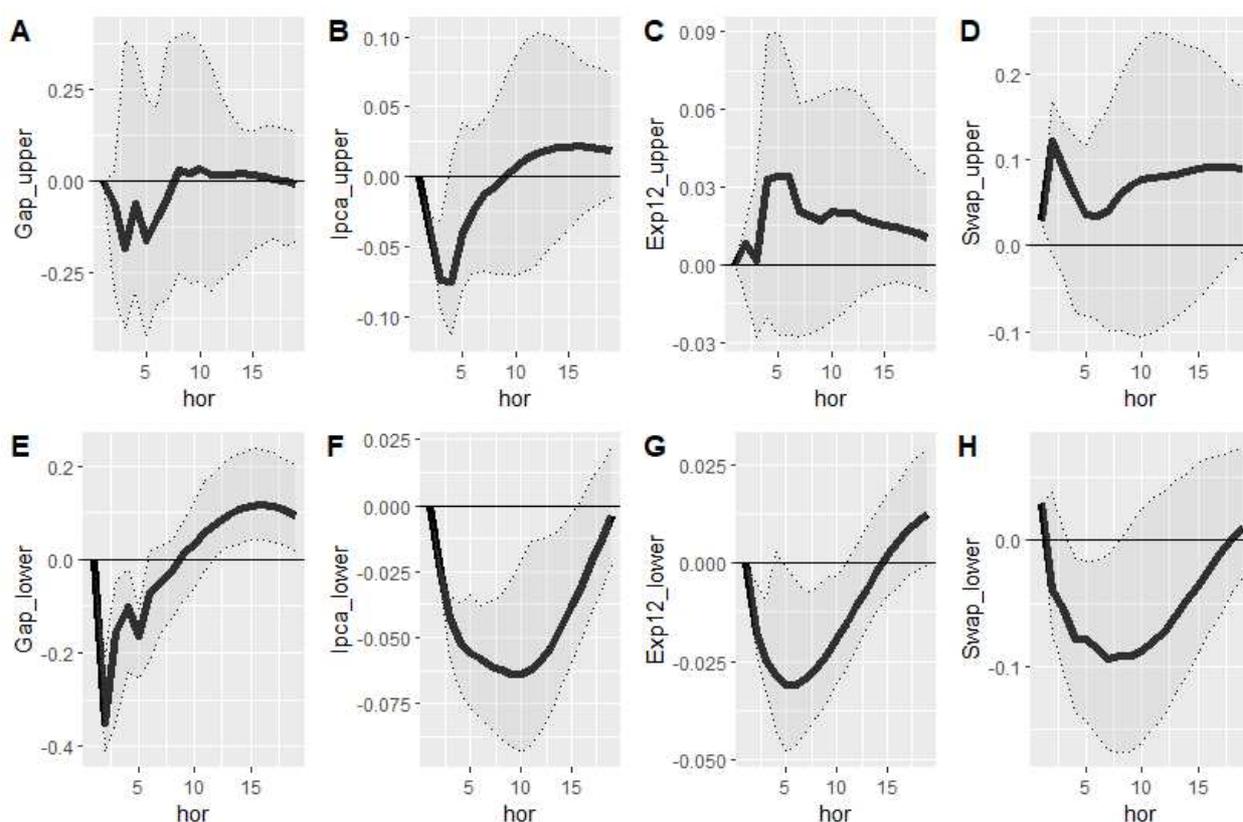
É válido ressaltar que na parte superior da Figura 13, painéis a, b, c e d, tem-se as respostas das variáveis ao se considerar um regime de alta incerteza, enquanto na parte inferior da Figura 13, nos painéis e, f, g e h, tem-se as respostas das variáveis em um regime de baixa incerteza. Além disso, a área destacada em cinza representa o intervalo de confiança de 90% para as estimativas das Funções de Impulso-Resposta. O eixo y (vertical), das impulsos-respostas, indica a magnitude das respostas, enquanto o eixo x (horizontal) representa o horizonte (hor) temporal, isto é, os meses após o choque inicial.

De acordo com os resultados, a resposta do Hiato do Produto, dado um choque positivo na Selic, é negativa e mais proeminente em momentos de baixa incerteza (13.A) do que em momentos de alta incerteza (13.E). Uma política monetária contracionista produz uma queda no IPCA e é mais efetiva em momentos de baixa incerteza (13.F) do que em momentos de alta incerteza (13.B), com uma resposta estatisticamente significativa até o décimo-quinto mês no regime de baixa incerteza.

Observa-se que a resposta das expectativas de inflação no regime de alta incerteza (13.C) é positiva, mas sem significância estatística, porém, pode-se inferir

que durante os períodos de baixa incerteza (13.G) a resposta é negativa, com o choque a se dissipar em torno do décimo período. Por fim, no que se refere ao Swap DI x Pré, a resposta no regime de baixa incerteza (13.H) é negativa, com significância até oitavo mês, e no de alta incerteza (13.D) a resposta é positiva com significância estatística até o segundo mês.

Figura 13 – Funções de Impulso-Resposta para um choque na Selic, dado o modelo com a incerteza derivada do dicionário completo. Modelo TVAR.



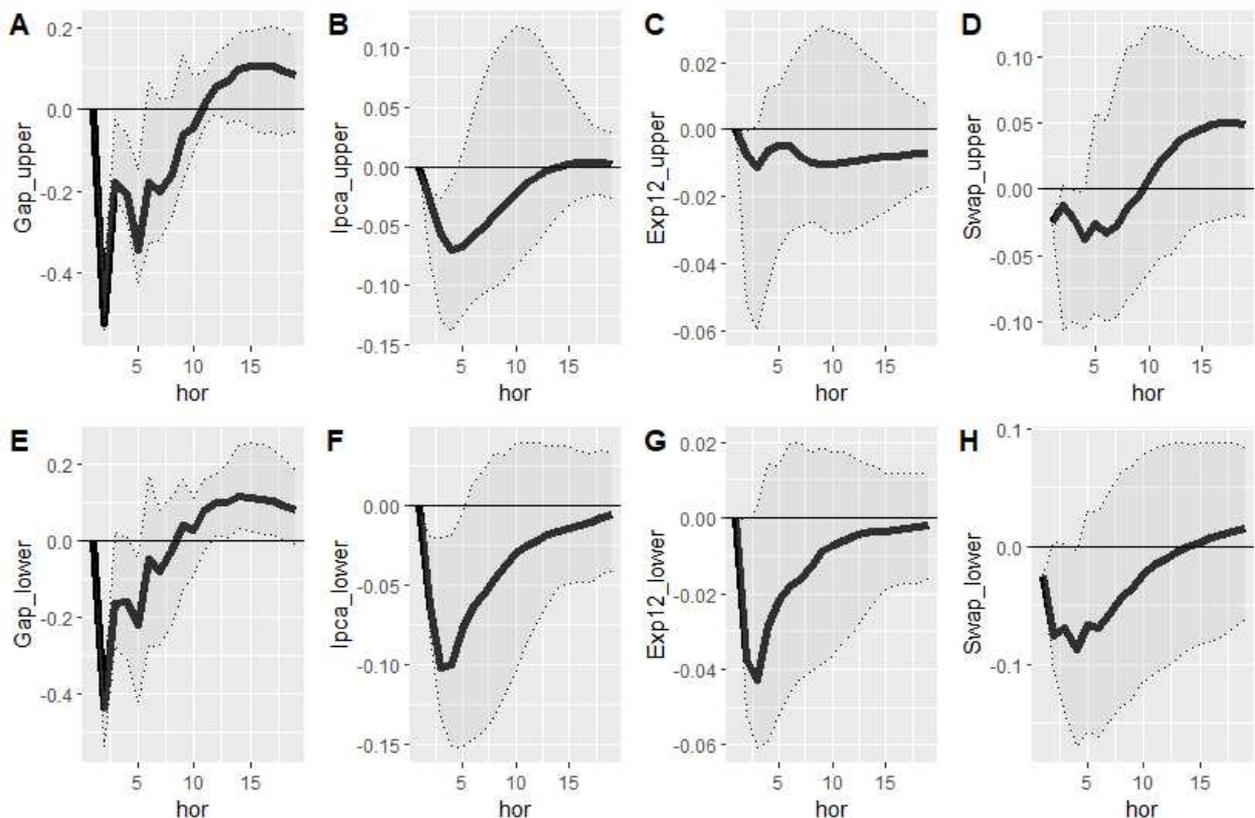
Fonte: Elaboração Própria

A Figura 14 apresenta as funções de impulso-resposta generalizadas (GIRFs) para um choque positivo na Selic, ao se levar em consideração a incerteza da política monetária produzida a partir do dicionário restrito.

É perceptível que a resposta negativa do hiato do produto (14.A e E) segue em direção oposta ao do modelo com a incerteza da política monetária derivada do dicionário completo, isto é, em que o regime de alta incerteza apresenta uma resposta mais elevada do que no de regime de baixa incerteza, apesar da mediana dos regimes de baixa incerteza estarem próximas.

O impacto sobre o IPCA apresentou uma resposta negativa e mais significativa e persistente no regime de baixa (14.B) do que no de alta incerteza (14.F), porém, bem menos persistente do que no modelo com o indicador de incerteza completo. Quanto as expectativas de inflação, a significância estatística nos dois regimes não se diferencia muito, mas a resposta é mais proeminente no regime de baixa (14.C) do que de alta incerteza (14.G). Todavia, os resultados se diferenciam dos resultados do TVAR com dicionário completo, Figura 13, em que as expectativas de inflação têm uma resposta menor ao choque, mas com significâncias estatísticas até o 5 mês para a baixa incerteza.

Figura 14 – Funções de Impulso-Resposta para um choque na Selic, dado o modelo com a incerteza derivada do dicionário restrito. Modelo TVAR



Fonte: Elaboração Própria

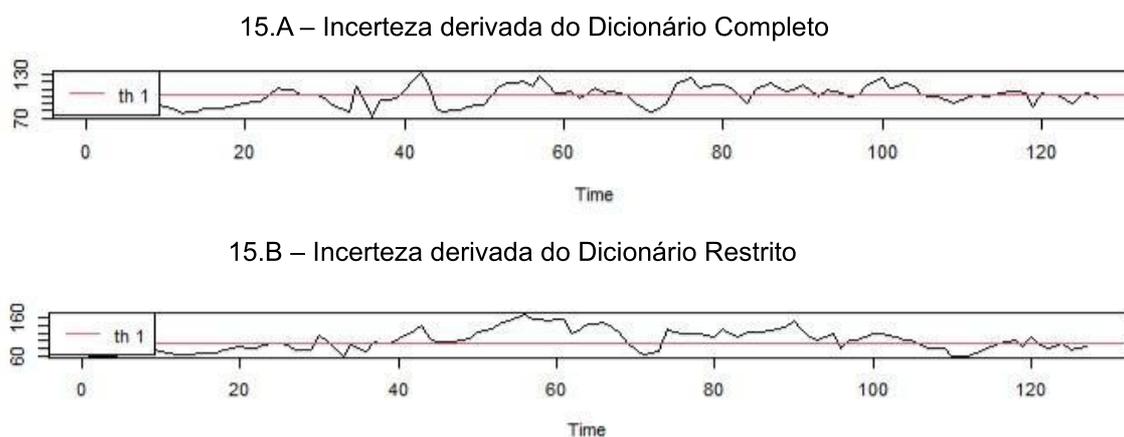
As respostas do hiato do produto a choques da Selic no modelo com incerteza restrita, no entanto, se mostraram distintas daquelas relatadas na literatura para o caso brasileiro, como em Corrêa e Lopes (2023), que trabalha com modelos não lineares de Vetores Autorregressivos com Threshold (TVAR), para analisar os impactos da incerteza sobre a transmissão da política monetária, com o impacto

menor sobre o produto em momentos de baixa incerteza do que em momentos de alta incerteza. Ademais, as outras variáveis seguiram o esperado, com uma queda na inflação e nas expectativas de inflação, com o regime de baixa incerteza com significância estatística maior.

4.3.2. Subamostra: janeiro de 2014 a outubro de 2024

O modelo para a segunda amostra, que se refere ao período de janeiro de 2014 até outubro de 2024, encontrou *Thresholds* não significativos para o indicador completo, estimado com três defasagens, um *threshold*, que produz dois regimes de incerteza e duas defasagens para o *threshold*, como se pode ver na Tabela 13. Em relação ao indicador restrito, o modelo com os mesmos parâmetros do indicador completo, também se mostrou não significativo, com um *threshold*, três defasagens e duas defasagens no *threshold*. A Figura 15 apresenta a estimação dos regimes para o indicador completo e restrito. Ou seja, de acordo com o teste LR, os *Thresholds* estimados apontam para a não existência de regimes de incerteza para ambos os indicadores desta subamostra.

Figura 15 – Threshold para os Indicadores de Incertezas da política monetária para a subamostra (2014-2024)



Fonte: Elaboração Própria

Tabela 13 – Threshold para os Indicadores de Incerteza e sua significância para a subamostra (2014-2024)

Indicador de Incerteza	Estimação y	Teste Estatístico (LR)	p-Valor
Indicador de Incerteza Completo, lag = 3, d = 2	101,2394	175,2138	0,4550
Indicador de Incerteza Restrito, lag = 3, d = 2	93,04652	175,0468	0,5470

Fonte: Elaboração Própria

A Tabela 14 apresenta as estatísticas descritivas dos regimes de incerteza para a subamostra de janeiro de 2014 até outubro de 2024. De acordo com a Tabela 14, o regime de baixa incerteza, do modelo com indicador de incerteza derivado do dicionário completo, apresenta uma duração média de 4,1333 meses, com máximo de 11 e mínimo de 1 mês, com representação da amostra de 48,81%. O regime de alta incerteza, do mesmo indicador, por sua vez, apresenta duração média de 4,64 meses, com máximo de 22 e mínimo de 1 mês e com 51,18% da amostra.

A Tabela 14 apresenta também os resultados para o modelo com o indicador derivado do dicionário restrito. O regime de baixa incerteza apresenta duração média de 6,44 períodos, com máximo de 23 e mínimo de 1 período, e representa 45,66% da amostra, enquanto o regime de alta incerteza apresenta duração média de 8,625 períodos, com máximo de 29 e mínimo de um período, com representação da amostra em torno de 54,33%.

Tabela 14 – Estatísticas descritivas dos Thresholds da subamostra (2014-2024)

Estatística	Incerteza Completo		Incerteza Restrito	
	Alta	Baixa	Alta	Baixa
Média	4,642857	4,13333	8,625000	6,444444
Máximo	11	22	29	23
Mínimo	1	1	1	1
% amostra	51,18	48,81	54,33	45,66

Fonte: Elaboração Própria

Como os modelos para a segunda subamostra não se mostraram significativos, de acordo com a Tabela 13, a estratégia empírica para esta subamostra, que

compreende os períodos de janeiro de 2014 até outubro de 2024, será a utilização do modelo de Vetores Autorregressivos Bayesianos (BVAR) com restrições de sinais na matriz estrutural de impacto B_0^{-1} , como forma de se estabelecer identificações de curto prazo de choques na taxa de juros básica da economia e sobre os indicadores de incerteza.

4.4. BVAR

4.4.1 Modelo Econométrico

A inferência bayesiana parte do princípio de que os dados são observados, enquanto os parâmetros (θ) são estocásticos, isto é, são expressos por uma distribuição de probabilidade. A distribuição de probabilidade em relação aos parâmetros θ é definida a partir das crenças estabelecidas. Se estas crenças são estabelecidas antes de se colocar os dados em análise, então a distribuição de probabilidade será conhecida como *a priori*. (Kruschke, 2010)

De acordo com Killian e Lütkepohl (2017), a partir da distribuição de probabilidade *a priori*, combinada com as informações contidas nos dados, forma-se a distribuição de probabilidade *a posteriori*, que captura todas as informações necessárias sobre os parâmetros do modelo.

Dada uma distribuição de probabilidade *a priori* $p(\theta)$, a estimação verossimilhança decorrente dos dados $p(D|\theta)$, e a probabilidade de ocorrência dos dados $p(D)$, a probabilidade *a posteriori* $P(\theta/D)$ é encontrada por:

$$p(\theta|D) = \frac{p(D|\theta)p(\theta)}{p(D)} \quad (4.4)$$

No caso deste trabalho, a distribuição de probabilidade *a priori* será uma *priori* de Minnesota, de Litterman (1986). A *priori* de Minnesota estabelece que as variáveis do modelo seguem um passeio aleatório, isto é, em que a média da densidade de probabilidade das variáveis em relação a elas mesmas defasadas em um período é igual a 1, enquanto a densidade de probabilidade das demais relações entre as variáveis e suas defasagens têm média zero.

A lógica por trás da utilização de uma *prior* de Minnesota é escolher os valores, média e desvio padrão, de dois hiperparâmetros, lambda (λ) e teta (θ), como forma de se estabelecer estruturas adicionais à distribuição de probabilidade *a priori* dos

parâmetros, o que permite tratar melhor os problemas derivados da alta dimensionalidade dos modelos de Vetores Autorregressivos (VAR).

Para se gerar as amostras aleatórias dos parâmetros, $\theta^1, \theta^2, \theta^3, \dots, \theta^n$ a partir da distribuição de probabilidade *a posteriori*, é necessário utilizar um algoritmo numérico que permita fazer esse cálculo. No caso, o pacote BVAR do software *R* utiliza Monte Carlo via Cadeias de Markov e o algoritmo de Metropolis-Hastings. (Robert, 2015)

4.4.2. Restrições de Sinais

Considera-se o seguinte modelo de Vetores Autorregressivos Estruturais (SVAR), descrito em Killian e Lütkepohl (2017):

$$B_0 y_t = B_1 y_{t-1} + \dots + B_p y_{t-p} + \omega_t \quad (4.5)$$

Obtém-se a forma reduzida do modelo a partir de sua forma estrutural, equação (4.5), ao multiplicá-la por B_0^{-1} :

$$B_0^{-1} B_0 y_t = B_0^{-1} B_1 y_{t-1} + \dots + B_0^{-1} B_p y_{t-p} + B_0^{-1} \omega_t \quad (4.6)$$

Em que $B_0^{-1} B_i = A_i$, para $i = \{1, \dots, p\}$ e $u_t = B_0^{-1} \omega_t$

A partir da matriz de impacto B_0^{-1} , é possível estabelecer identificações para choques em ω_t . No caso da identificação de sinais, impõem-se sinais positivos ou negativos sobre os parâmetros na matriz B_0^{-1} , como forma de apresentar somente os parâmetros que foram limitados.

A matriz de variância-covariância do termo de erro estrutural ω_t é dada por:

$$E(\omega_t \omega_t') = I_K$$

Sabe-se que $u_t = P \eta_t$, em que u_t é a inovação da forma reduzida do VAR e P é a matriz triangular inferior da decomposição de Cholesky Σ_u . Desse modo, o termo de erro estrutural ω_t , também conhecido como choque estrutural desconhecido, pode ser encontrado, ao se considerar ω_t^* , através de um número grande de combinações do choque η_t , na forma de:

$$\omega_t^* = Q' \eta_t$$

Em que Q' é uma matriz ortogonal, tal que $Q'Q = QQ' = I_k$ e $u_t = PQQ'^m t = PQ\omega_t$. Ou seja, os choques ω^* são não correlacionados entre si. Se esses candidatos ω_t^* são de fato soluções para ω_t , depende se PQ , a matriz estrutural de multiplicadores implícita, satisfaz as restrições de sinais impostas em B^{-1} . As soluções que satisfazem as restrições permanecem na matriz estrutural, por sua vez, aquelas restrições que não satisfazem as restrições são descartadas.

A matriz de restrição de sinais para esta dissertação, apresentada na Tabela 4.9, é construída a partir das relações teóricas de transmissão da política monetária, ao se considerar que um choque positivo na taxa de juros básica da economia produz respostas negativas do hiato do produto, da inflação e da incerteza. A justificativa para a restrição de um choque de incerteza está alinhada com a literatura que consideram a incerteza como um fenômeno que afeta negativamente a demanda agregada, o que produz respostas negativas do hiato do produto, da inflação, das expectativas de inflação e da taxa de juros básica da economia, como se pode ver em Leduc e Liu (2016), Fasani e Rossi (2018), Arce-Alfaro e Blagov (2022) e Morita e Yuasa (2024).

O modelo segue a seguinte ordenação, que é semelhante à adotada pelo modelo TVAR:

$$y_t = [\text{Inc}_t, \text{Gap}_t, \text{Ipc}_t, \text{Exp}_t, \text{Selic}_t, \text{Swap}_t] \quad (4.7)$$

A matriz de restrição de sinais, Tabela 15, é estabelecida da seguinte maneira:

Tabela 15 – Matriz de Restrições de Sinais para o modelo BVAR

Resposta	Choque					
	Incerteza	GAP	IPCA	Expectativa	Selic	Swap
Incerteza	+	NA	NA	NA	-	NA
GAP	-	+	NA	NA	-	NA
IPCA	-	NA	NA	NA	-	NA
Expectativas	-	NA	NA	NA	NA	NA
Selic	-	NA	NA	NA	+	NA
Swap	NA	NA	NA	NA	NA	NA

Fonte: Elaboração Própria

4.4.3. Resultados: subamostra janeiro de 2014 – outubro de 2024

Nesta subseção, apresenta-se os resultados das funções de impulso-resposta (FIRs) do modelo de Vetores Autorregressivos Bayesianos (BVAR), com restrições de sinais para as variáveis de incerteza e da Selic, estimado para a segunda amostra, que compreende o período que vai de janeiro de 2014 até outubro de 2024. O BVAR é estimado no *software R* a partir do pacote BVAR de Kuschnig (2024) com restrições de sinais a partir de Arias, Rubio-Ramirez e Waggoner (2018).

A Tabela 16 apresenta os resultados da determinação das defasagens para o modelo estimado. De acordo com os resultados, o critério de informação de Akaike (AIC) e o de *Final Prediction Error* (FPE) recomendaram a utilização de três defasagens. Por sua vez o critério de Hannan-Quinn e o de Schwarz recomendaram duas defasagens. Preferiu-se seguir o critério de AIC, ou seja, utilizar três defasagens na estimação, ao se considerar que este critério possui a propriedade de não indicar uma ordem de defasagem inferior à ordem verdadeira dos modelos VAR, como discutido em Killian (2017).

Tabela 16 – Critérios de Informação para seleção de Defasagens

	AIC	HQ	SC	FPE
Defasagens	3	2	2	3

Fonte: Elaboração Própria

Como os modelos são estimados com as variáveis em nível, e conforme as Tabelas 7 e 8 essas variáveis apresentam raiz unitária em seus processos, o que demonstra um processo $I(1)$, isto é, integrado de ordem um, seguiu-se o procedimento indicador por Toda e Yamamoto (1995) e adicionou-se uma defasagem a mais na estimação. Desse modo, o modelo BVAR é estimado com quatro defasagens, com cem mil interações e vinte mil descartes. O hiperparâmetro segue uma *prior* de Minnesota, derivada de Litterman (1986), com um parâmetro lambda (λ) que tem moda de 0,8 e desvio padrão de 0,4, e um parâmetro alfa (α) com moda igual a 3.

Como forma de se analisar se as cadeias de Markov são estáveis, estimou-se o teste proposto por Geweke (1992), que tem como proposta analisar se as cadeias

de Markov são estáveis. A hipótese nula estabelece que as médias do primeiro e do último segmento da cadeia são iguais, ou seja, a cadeia converge para uma distribuição estacionária. De modo oposto, a hipótese alternativa estabelece que o primeiro e o último segmento são diferentes, isto é, a cadeia não converge para uma distribuição estacionária.

A Tabela 17 apresenta o teste de Geweke. De acordo com os resultados, ambas as cadeias de Markov são estáveis, com um p-valor de 0,08667264 para o modelo com incerteza derivada do dicionário completo e p-valor de 0,673776 para o modelo com incerteza derivada do dicionário restrito. O teste é implementado no software R através do pacote *Coda* de Plummer et al. (2024).

Tabela 17 – Teste de Geweke para cadeias de Markov

Modelos	lambda	p-valor
Com Incerteza derivada do Dicionário Completo	-1,713	0,086673
Com Incerteza derivada do Dicionário Restrito	0,421	0,673776

Fonte: Elaboração Própria

As funções de impulso-resposta (FIRs) são estimadas com a plotagem dos percentis 5 e 95 da distribuição de probabilidade, o que indica uma área de 90% de intervalo de credibilidade. O intervalo de credibilidade indica onde a massa da distribuição posterior está mais concentrada, ou seja, o conjunto com a maior densidade de probabilidade da distribuição posterior. Portanto, segundo o experimento, um intervalo de credibilidade de 90% para o parâmetro, neste caso a função de impulso-resposta para cada período, são os valores compreendidos na área cinza. Para facilitar a comparação com a interpretação frequentista dos modelos VAR estão plotadas as medianas das respectivas distribuições.

De acordo com os resultados da função de impulso-resposta para o indicador de incerteza construído a partir do dicionário completo, apresentados na Figura 16, um choque positivo de um desvio padrão no indicador de incerteza produz uma resposta negativa do hiato do produto (16.A), da inflação (16.B), das expectativas de inflação (16.C). Especificamente, em relação ao hiato do produto (16.A), a resposta

da mediana da distribuição é negativa e se aproxima de zero a partir do quinto mês. Entretanto, a distribuição de probabilidade da resposta do Hiato do Produto inclui o valor zero a partir do terceiro mês. Para a inflação (16.B), o choque passa a se dissipar a partir do sexto período. Por sua vez, a distribuição de probabilidade da resposta das expectativas inclui o valor de zero a partir do segundo período, com mediana negativa da distribuição.

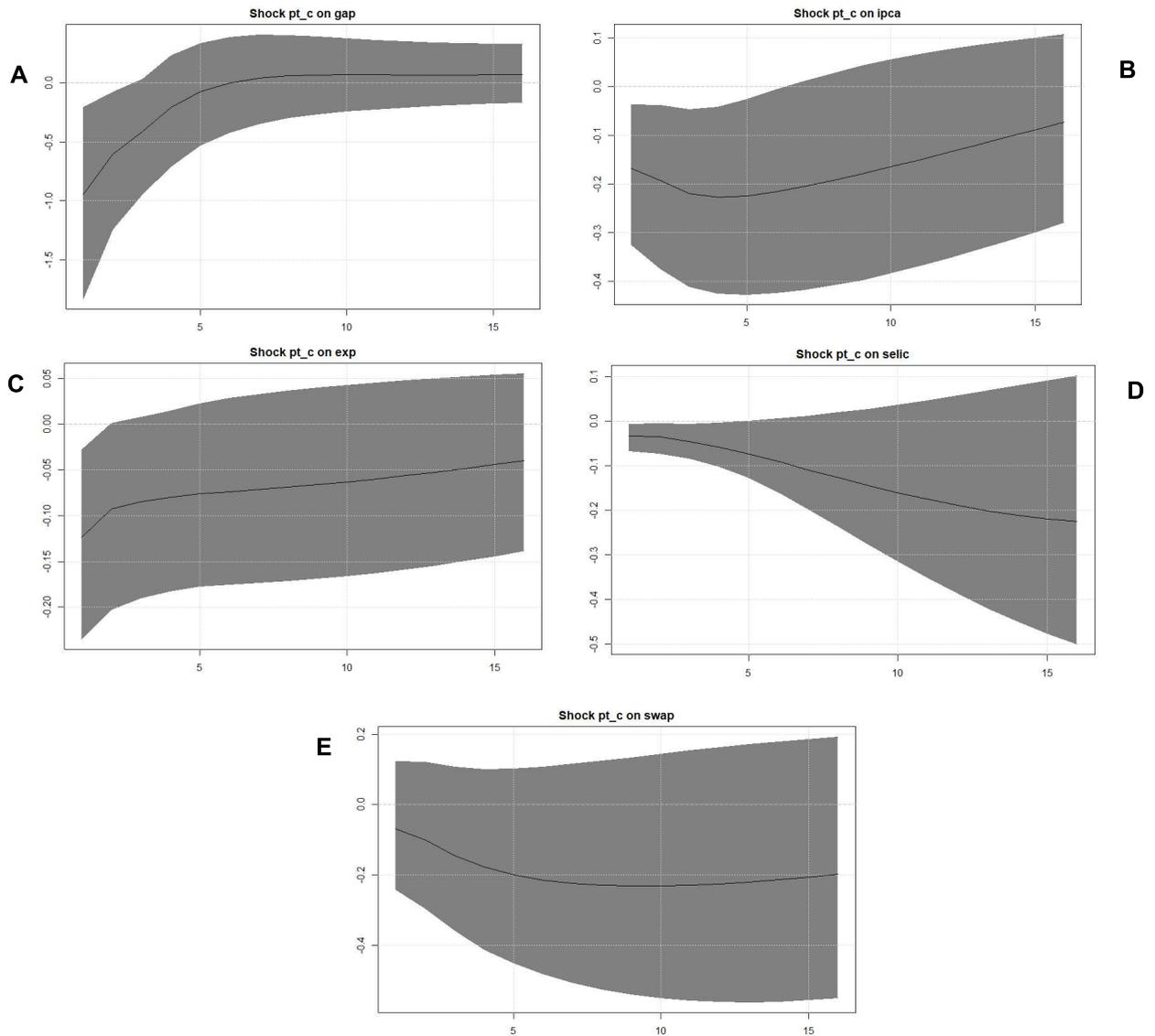
No que se refere à Selic (16.D) e ao Swap DI x Pré (16.E), as distribuições de probabilidade das respostas incluem o valor de zero desde o período inicial, ou seja, não significativas, mas com mediana negativa para esses resultados. Nas impulsos-repostas, o eixo x (horizontal) demonstra o horizonte temporal, isto é, os meses após a ocorrência do choque inicial, enquanto o eixo y (vertical) apresenta a magnitude das respostas.

Além da função de impulso-resposta das variáveis transmissão da política monetária em relação a incerteza, esse trabalho tem a pretensão de observar como se comporta essas variáveis em relação a um choque positivo sobre o instrumento de política monetária do Banco Central do Brasil, a Selic, ao se levar em consideração os efeitos da incerteza dentro do modelo.

A Figura 17 apresenta que, dado um choque sobre a taxa de juros, as repostas do hiato do produto (17.A) é negativa. Especificamente, um choque sobre a taxa de juros produz uma resposta negativa do hiato do produto. A partir do quinto período, a distribuição de probabilidade da Função de Impulso-Resposta do hiato do produto passa a incluir o valor de zero. Em relação a inflação (17.B), a resposta é negativa, com perda de significância a partir do terceiro período, de acordo com a distribuição de probabilidade.

No que se refere às Expectativas de Inflação (17.C) e ao Swap DI x Pré (17.D), as respostas não se mostraram significativas, pois as distribuições de probabilidade das funções de impulso-resposta incluem zero em todos os períodos. Por fim, a incerteza, derivada do dicionário completo, apresenta uma resposta negativa ao choque da taxa de juros com tendência de dissipação do choque a partir do segundo período.

Figura 16 – Funções de Impulso-Resposta para um choque na Incerteza, derivada do dicionário completo. Modelo BVAR

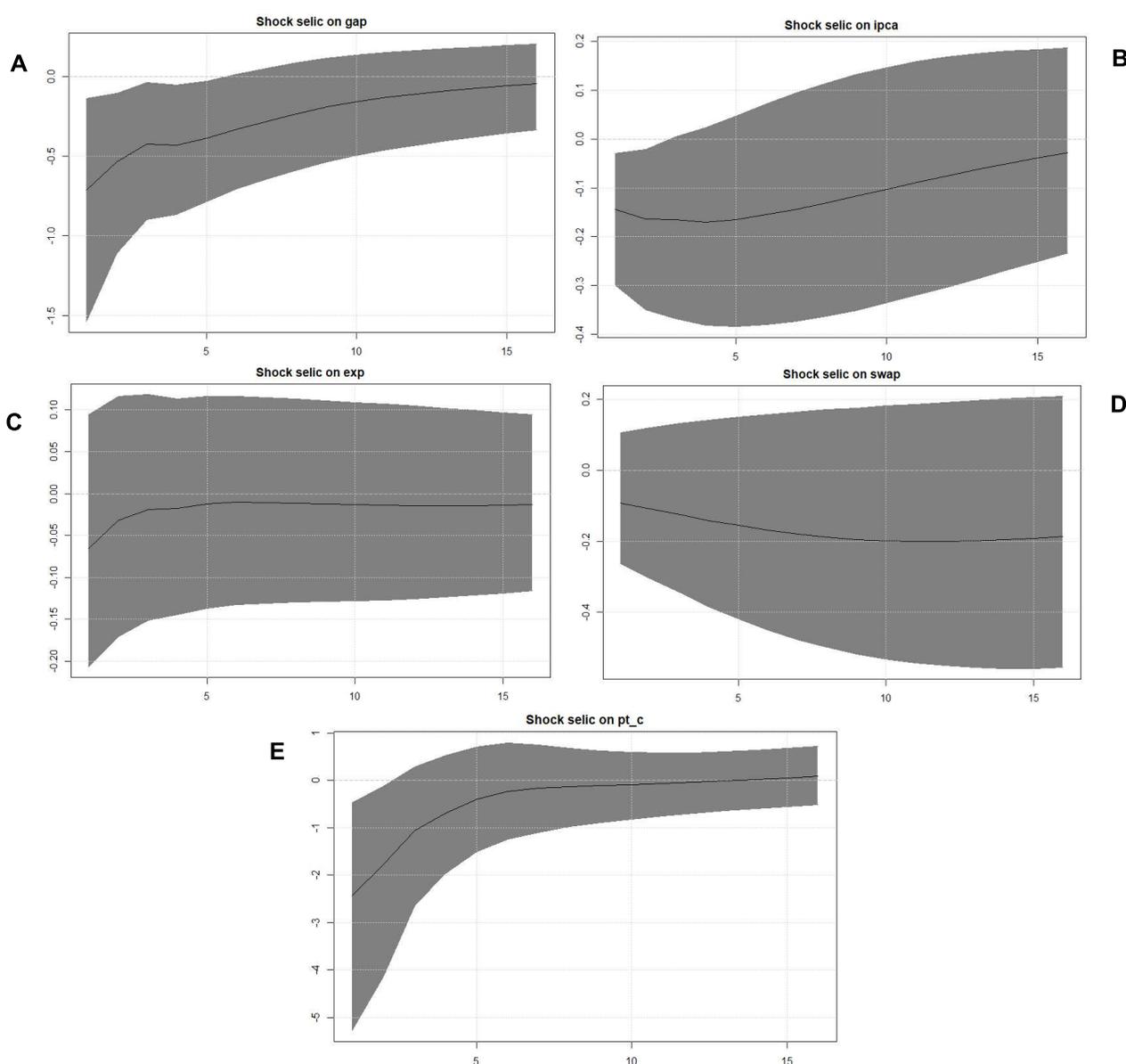


Fonte: Elaboração Própria

A Figura 18 apresenta os resultados de um choque da incerteza, agora ao se considerar a incerteza construída a partir do dicionário restrito. Isto é, dado um choque positivo de um desvio padrão na variável da incerteza restrita, o hiato do produto (18.A) demonstrou uma resposta negativa com significância até o quarto mês, ponto a qual a distribuição de probabilidade passa a incluir o valor de zero. Em relação ao IPCA (18.B), este apresentou uma resposta negativa ao choque, que passou a se dissipar somente após o sexto mês, quando a distribuição de probabilidade passa a incluir o valor zero. No que se refere às expectativas de inflação, a mediana apresentou uma resposta negativa, com tendência de dissipação do choque após segundo período.

A distribuição de probabilidade das funções de impulso-resposta para as variáveis Selic (18.D) e Swap-DI inclui o valor de zero desde a resposta inicial, o que impede inferir com exatidão se os valores são de fato negativos ou positivos.

Figura 17 – Funções de Impulso-Resposta para um choque na Selic, com Incerteza derivado do dicionário completo. Modelo BVAR



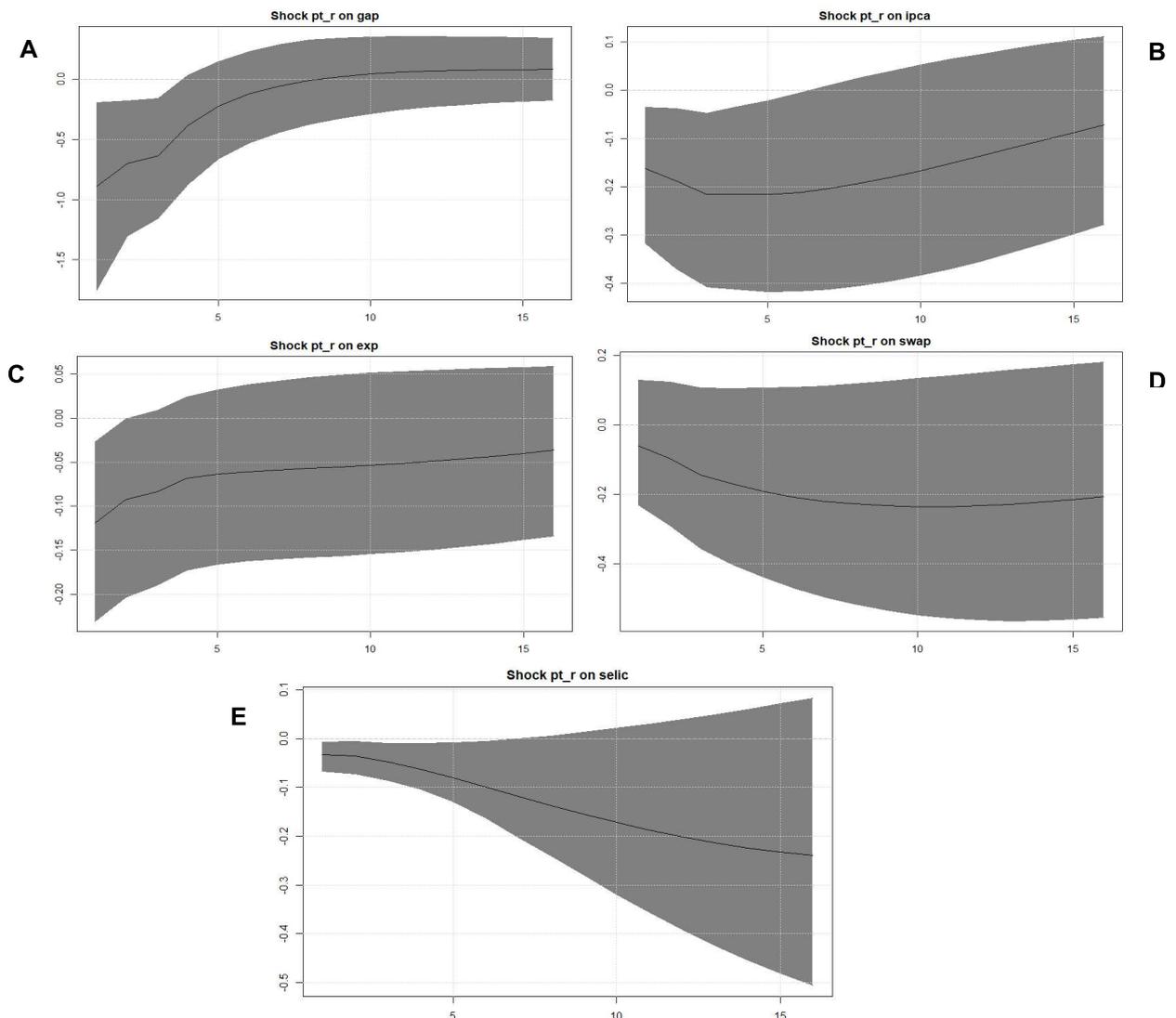
Fonte: Elaboração Própria

A Figura 19 apresenta as funções de impulso-resposta em que se considera um choque positivo sobre a taxa de juros e a resposta das demais variáveis, ao se considerar a variável de incerteza, construída a partir do dicionário restrito, dentro da ordenação do modelo BVAR. De acordo com os resultados, é possível inferir que, dado um choque positivo sobre a taxa de juros, o hiato do produto (19.A) apresenta

uma resposta negativa, mas a distribuição de probabilidade inclui o valor de zero a partir do primeiro o mês, o que demonstra a perda de significância do choque a partir do primeiro período. Em relação ao IPCA, a resposta é negativa ao choque nos juros, com significância até o segundo período. A incerteza (19.D), construída a partir do dicionário restrito, por sua vez, tem sua resposta dissipada somente após o quarto período, o que demonstra uma persistência maior em comparação com a incerteza derivada do dicionário completo, que se dissipa logo no segundo período.

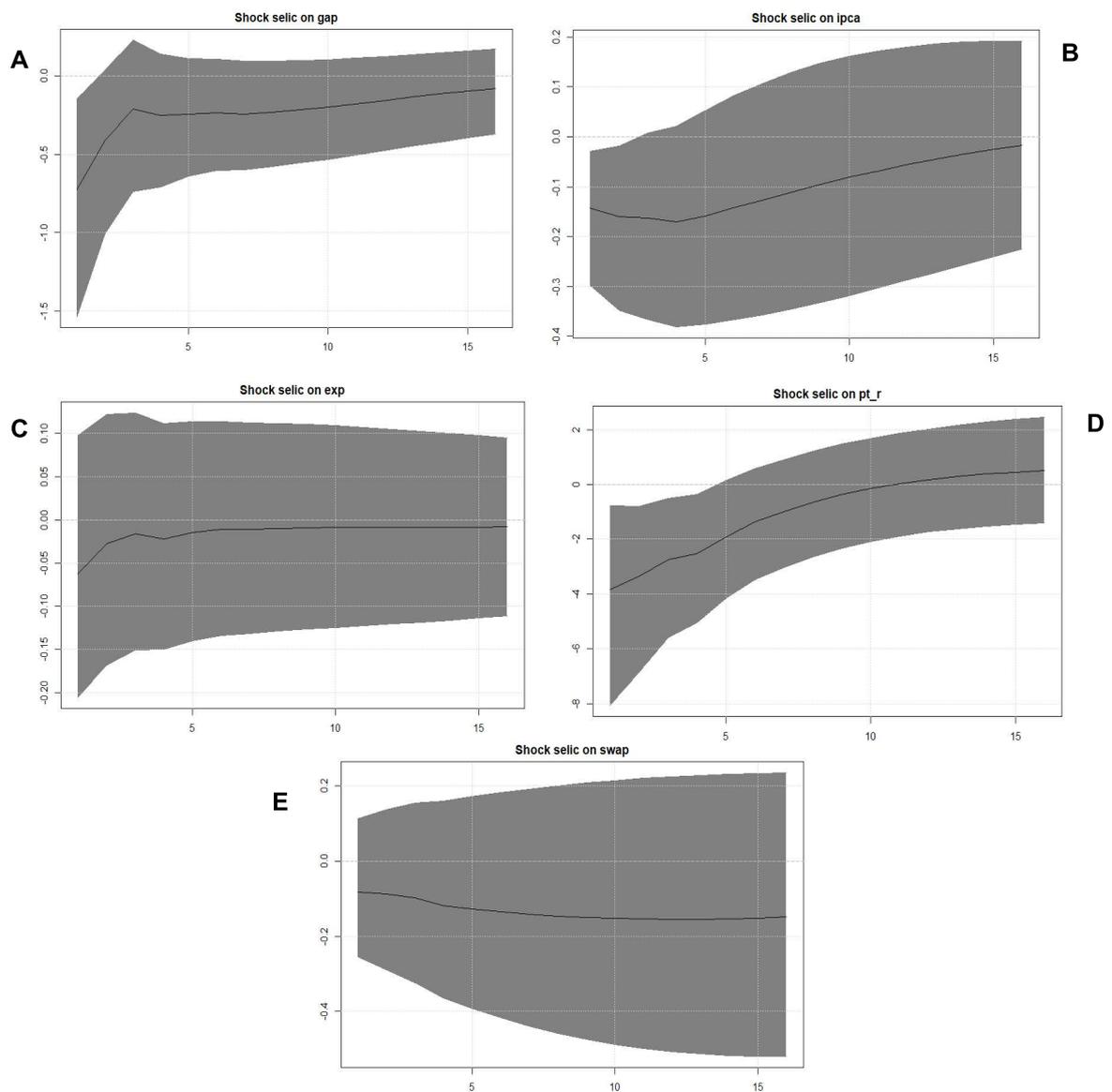
A distribuição de probabilidade passa a incluir o valor de zero desde o início do choque no que se refere às variáveis de expectativas de inflação (19.C) e Swap DI x Pré (19.E), de modo similar as respostas de ambas as variáveis nas impulsos-respostas para o mesmo choque sobre a taxa de juros no modelo com a incerteza completa, Figuras 17.C e 17.E.

Figura 18 – Funções de Impulso-Resposta para um choque na Incerteza, derivada do dicionário restrito. Modelo BVAR



Os resultados das impulsos-respostas do modelo de BVAR, para ambos os indicadores de incerteza produzidos nesta dissertação, seguiram praticamente os mesmos, dado que suas naturezas são derivadas da mesma metodologia, com o diferencial no número de palavras-chaves entre elas e utilizadas sobre as mesmas atas do COPOM. Entretanto, conforme apresentado nas impulso-respostas, a resposta da incerteza, em relação a um choque positivo na taxa de juros, se mostrou mais persistente quando se considera o indicador derivado do dicionário restrito do que o completo.

Figura 19 – Funções de Impulso-Resposta para um choque na Selic, com Incerteza derivado do dicionário restrito. Modelo BVAR



Fonte: Elaboração Própria

As respostas das variáveis em relação à transmissão da política monetária evidenciam que a incerteza tem efeitos negativos sobre o hiato do produto, a inflação e as expectativas de inflação, o que está de acordo com os resultados apresentados por Leduc e Liu (2016), Fasani e Rossi (2018), Arce-Alfaro e Blagov (2022) e Morita e Yuasa (2024). Entretanto, os resultados contrastam com aqueles obtidos por Aastveit et.al (2017), Azad e Serletis (2022), e Beckmann e Czudaj (2024), que demonstraram a incerteza como um choque positivo sobre o nível de preços.

5. Conclusão

A incerteza tem sido amplamente estudada no que se refere aos seus efeitos sobre a transmissão da política monetária. Artigos como Creal e Wu (2017), Tillmann (2017), Li et.al (2020), Chen e Tillmann (2021), De Pooter et.al e Alessandri et.al (2023) demonstram, por meio de diferentes medidas e indicadores de incerteza, como esse fenômeno atinge significativamente as variáveis de transmissão da política monetária, como o produto, a inflação e as expectativas de inflação. Além disso, estudos de Astveit, Natyik e Sola (2017), Pellegrino e Castelnuovo (2018), e Corrêa e Lopes (2023) mostram como a transmissão da política monetária se altera a depender do regime de incerteza, alta ou baixa, a qual a economia está submetida.

Castelnuovo, Lim e Pellegrino (2017) discorrem sobre como o fenômeno da incerteza é relevante na economia, pois afeta negativamente as preferências e escolhas dos agentes econômicos. Nesse sentido, a política monetária passa a ser um importante instrumento para combater a incerteza, principalmente por ser um instrumento que consegue neutralizar os efeitos secundários desse fenômeno sobre a economia.

O presente trabalho, desse modo, teve como principal objetivo analisar os efeitos da incerteza, derivada das comunicações da autoridade monetária, sobre a transmissão da política monetária. Como forma de se atingir o objetivo, propôs-se a criação de um indicador de incerteza da política monetária a partir de uma análise textual sobre as atas do Comitê de Política Monetária (Copom) do Brasil, através de uma abordagem de dicionários. Estes indicadores são criados a partir de uma análise textual, ao se implementar dois dicionários derivados do estudo de Moreno-Pérez e Minozzo (2024) sobre as atas do Copom e após padronizá-los como forma de retirar as diferenças que podem ocorrer ao se levar em consideração o número de palavras por documento.

Na parte empírica, submeteram-se os indicadores de incerteza e as variáveis de transmissão da política monetária à modelagem de Vetores Autorregressivos com Threshold (TVAR), com o propósito de analisar como a transmissão da política monetária, através de um choque sobre a taxa de juros e respostas sobre o hiato do produto, a inflação, as expectativas de inflação e o swap DI x Pré, se diferenciam ao se considerar regimes de alta e baixa incerteza.

Como apresentado na seção dos resultados, os parâmetros do modelo TVAR para a base de dados completa, que compreende os períodos de janeiro de 2003 até outubro de 2024, não se mostraram significativos. A razão dessa não significância tem relação com o fato de que os indicadores de incerteza produzidos através das atas do COPOM demonstraram uma quebra estrutural a partir de fevereiro de 2014. A existência da quebra estrutural nos indicadores de incerteza é corroborada através de um teste de Bai-Perron para quebras estruturais múltiplas e é derivada de uma queda na média dos números de palavras utilizados nas atas do Copom a partir de fevereiro de 2014.

Desse modo, a estratégia empírica passou a ser a de dividir a base completa em duas amostras, a primeira, que considera o período entre janeiro de 2003 e dezembro de 2013, e a segunda amostra, que compreende o período entre janeiro de 2014 e outubro de 2024. Na primeira amostra, submeteu-se os dados a um modelo de Vetores Autorregressivos com Threshold (TVAR), enquanto na segunda amostra o modelo utilizado é o de Vetores Autorregressivos Bayesianos (BVAR) com restrições de sinais, pois o modelo TVAR se mostrou não significativo para o período.

Os resultados da segunda amostra, com regimes não significativos de incerteza, podem demonstrar uma mudança na forma como a autoridade monetária brasileira se comunica com os agentes econômicos sobre suas decisões de política monetária ou uma padronização na escrita das atas pelo Comitê de Política Monetária (Copom) a partir de janeiro de 2014.

De acordo com os resultados do modelo TVAR, que compreende o período de janeiro de 2003 até dezembro de 2013, um choque sobre a taxa de juros básica da economia produz respostas negativas do hiato do produto, da inflação, das expectativas de inflação e do swap. Os resultados para o regime de baixa incerteza se apresentaram como mais significativos do que os do regime de alta incerteza, no modelo com o dicionário completo, o que segue a literatura para o Brasil, vide Corrêa e Lopes (2023), ou para os Estados Unidos, com Pellegrino e Castelnuovo (2018). Todavia, os resultados para o hiato do produto, no modelo com o dicionário restrito, se mostraram divergentes dos resultados apresentados pela literatura acima e em relação aos resultados do modelo com o dicionário completo.

No que se refere ao segundo modelo, em que as variáveis são submetidas a metodologia de Vetores Autorregressivos Bayesianos (BVAR) com restrições de sinais, partiu-se de uma matriz de restrições de sinais que considera um aumento da incerteza como um choque negativo sobre a demanda agregada, isto é, que afeta negativamente o hiato do produto, a inflação e as expectativas de inflação, e choques positivos na taxa de juros.

Em relação aos resultados do segundo modelo, as respostas de um choque sobre a taxa de juros se mostraram significativas para o hiato do produto, para a inflação e para a incerteza, com valores negativos. Por outro lado, ao se considerar um choque sobre a incerteza, somente as respostas negativas do hiato do produto, da inflação e das expectativas de inflação se apresentaram com estatisticamente significantes, o que demonstra que a economia pós janeiro de 2014 ainda sofre efeitos da incerteza de forma significativa.

Este trabalho se insere na literatura ao discutir sobre como a política monetária é afetada pela percepção de incerteza nas comunicações do Banco Central do Brasil, principalmente ao propor a utilização de um modelo não-linear de Vetores Autorregressivos, que considera a existência de dois ou mais regimes de incerteza, como uma baixa e outra alta, o que segue os estudos de Astveit, Natyik e Sola (2017), Pellegrino e Castelnovo (2018), Balciar et.al (2021) e Corrêa e Lopes (2023).

A partir da discussão estabelecida nesta dissertação, outros trabalhos podem avaliar como a política monetária se comporta ao se considerar, além da incerteza da política monetária, outras variáveis como de credibilidade ou de clareza da comunicação do Banco Central nos modelos de Vetores Autorregressivos com restrições de sinais ou não-lineares. Além disso, pode-se também trabalhar com uma análise textual que objetiva a construir outros dicionários a partir da implementação de metodologias de *machine-learning* sobre as atas do Copom em português, ao invés em inglês como se propôs Moreno-Pérez e Minozzo (2024), ou até mesmo usar outros métodos de análise textual e *text mining* para se construir um índice de incerteza da política monetária através das comunicações do Banco Central do Brasil.

Por fim, futuras análises podem se submeter a outras tentativas de identificação de choques de política monetária para a economia brasileira ao invés de utilizar as variações na taxa de juros Selic-Over. Esses choques de política monetária podem

ser construídos a partir de novas identificações ou modelos econométricos, como se pode ver em Handlan (2020), Pooter et.al (2021), Miranda-Agrippino e Ricco (2021), e Arouba e Dreschel (2024).

6. Referências

AASTVEIT, K. A.; NATVIK, G. J.; SOLA, S. Economic uncertainty and the influence of monetary policy. *Journal of International Money and Finance*, v. 76, n. 1, p. 50–67, set. 2017. Disponível em:

<<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0261560617300943>>.

Acesso em: 16 out. 2024.

AHIR, H.; BLOOM, N.; FURCERI, D. The World Uncertainty Index. *National Bureau of Economic Research*, 1 fev. 2022. Disponível em:

<<https://www.nber.org/papers/w29763>>.

ALESSANDRI, P.; GAZZANI, A.; VICONDOA, A. Are the effects of uncertainty shocks big or small? *European Economic Review*, v. 158, n. Regular Papers, p. 104525, set. 2023. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/journal/european-economic-review/vol/158/suppl/C>>. Acesso em: 7 ago. 2024.

APEL, M.; GRIMALDI, M. The Information Content of Central Bank Minutes. *SSRN Electronic Journal*, v. 92, n. 261, 2012. Disponível em:

<https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2092575#>. Acesso em: 16

maio 2024.

ARCE-ALFARO, G.; BLAGOV, B. Monetary Policy Uncertainty and Inflation Expectations*. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, v. 85, n. 1, 25 jul. 2022.

Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/obes.12516>>. Acesso em:

9 jan. 2025.

ARIAS, J. E.; RUBIO-RAMÍREZ, J. F.; WAGGONER, D. F. Inference Based on Structural Vector Autoregressions Identified With Sign and Zero Restrictions: Theory and Applications. *Econometrica*, v. 86, n. 2, p. 685–720, mar. 2018. Disponível em:

<<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.3982/ECTA14468>>. Acesso em: 20 jan.

2025.

ARUOBA, S. B.; DRECHSEL, T. Identifying Monetary Policy Shocks: A Natural Language Approach. *National Bureau of Economic Research*, v. 1, n. 1, 1 maio

2024. Disponível em: <<https://www.nber.org/papers/w32417>>. Acesso em: 17 maio

2024.

AZAD, N. F.; SERLETIS, A. Spillovers of U.S. monetary policy uncertainty on inflation targeting emerging economies. *Emerging Markets Review*, v. 51, n. 1, p. 100875, dez. 2021. Disponível em:

<<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566014121000832>>.

Acesso em: 19 jan. 2025.

BAI, J.; PERRON, P. Estimating and Testing Linear Models with Multiple Structural Changes. *Econometrica*, v. 66, n. 1, p. 47, jan. 1998. Disponível em:

<<https://www.jstor.org/stable/2998540>>. Acesso em: 14 jan. 2025.

BAKER, S. R.; BLOOM, N.; DAVIS, S. J. Measuring Economic Policy Uncertainty. *SSRN Electronic Journal*, v. 131, n. 4, 2016. Disponível em:

<<https://www.nber.org/papers/w21633.pdf>>. Acesso em: 15 mar. 2024.

BANCO CENTRAL DO BRASIL . *Atas do Comitê de Política Monetária - Copom (Jan 2016)*. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/publicacoes/atascopom/20012016>>.

Acesso em: mar. 1DC.

BAUER, M. D.; LAKDAWALA, A.; MUELLER, P. Market-Based Monetary Policy Uncertainty. *The Economic Journal*, v. 132, n. 644, p. 1290–1308, Maio. 2022.

Disponível em: <<https://academic.oup.com/ej/article/132/644/1290/6420241>>.

Acesso em: 20 ago. 2024.

BECKMANN, J.; CZUDAJ, R. M P RA Uncertainty Shocks and Inflation: The Role of Credibility and Expectation Anchoring. *Munich Personal RePEc Archive*, v. 1, n. 1, 8 fev. 2024. Disponível em: <[https://mpra.ub.uni-](https://mpra.ub.uni-muenchen.de/119971/1/MPRA_paper_119971.pdf)

[muenchen.de/119971/1/MPRA_paper_119971.pdf](https://mpra.ub.uni-muenchen.de/119971/1/MPRA_paper_119971.pdf)>. Acesso em: 13 jan. 2025.

BEKAERT, G.; HOEROVA, M.; LO DUCA, M. Risk, uncertainty and monetary policy. *Journal of Monetary Economics*, v. 60, n. 7, p. 771–788, out. 2013. Disponível em:

<<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0304393213000871>>.

Acesso em: 3 ago. 2024.

BERGER, D.; DEW-BECKER, I.; GIGLIO, S. Uncertainty Shocks as Second-Moment News Shocks. *SSRN Electronic Journal*, v. 87, n. 1, 2017. Disponível em:

<[https://academic.oup.com/restud/article-](https://academic.oup.com/restud/article-abstract/87/1/40/5364025?redirectedFrom=fulltext)

[abstract/87/1/40/5364025?redirectedFrom=fulltext](https://academic.oup.com/restud/article-abstract/87/1/40/5364025?redirectedFrom=fulltext)>. Acesso em: 15 ago. 2024.

BHOLAT, D. M.; HANSE, S.; SANTOS, P.; SCHONHARDT-BAILEY, C. *et al.* Text Mining for Central Banks. *SSRN Electronic Journal*, 2015. Disponível em: <https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2624811>. Acesso em: 3 ago. 2024.

BIRJALI, M.; KASRI, M.; BENI-HSSANE, A. A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends. *Knowledge-Based Systems*, v. 226, n. 1, p. 107134, ago. 2021. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S095070512100397X>>. Acesso em: 17 ago. 2024.

BLOOM, N. Fluctuations in Uncertainty. *SSRN Electronic Journal*, v. 28, n. 2, 2014. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.28.2.153>>. Acesso em: 1 ago. 2024.

BORDO, M. D.; DUCA, J. V.; KOCH, C. Economic policy uncertainty and the credit channel: Aggregate and bank level U.S. evidence over several decades. *Journal of Financial Stability*, v. 26, n. 1, p. 90–106, 1 out. 2016. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1572308916300559>>. Acesso em: 5 ago. 2024.

BUNDICK, B.; HERRIFORD, T.; SMITH, A. L. The Term Structure of Monetary Policy Uncertainty. *Journal of Economic Dynamics and Control*, v. 160, n. 1, p. 104803, 1 mar. 2024. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0165188923002099>>. Acesso em: 9 ago. 2024.

CAGGIANO, G.; CASTELNUOVO, E.; COLOMBO, V.; NODARI, G. Estimating Fiscal Multipliers: News from a Non-linear World. *The Economic Journal*, v. 125, n. 584, p. 746–776, 1 maio 2015. Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/24737104>>. Acesso em: 15 jan. 2025.

CASCALDI-GARCIA, D.; SARISOY, C.; LONDONO, J.; ROGERS, J.; SUN, B.; DATTA, D.; FERREIRA, T.; GRISHCHENKO, O.; JAHAN-PARVAR, M.; LORIA, F.; MA, S.; RODRIGUEZ, M.; ZER, I. What is Certain About Uncertainty? *SSRN Electronic Journal*, 27 jul. 2021. Disponível em:

<https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3894581>. Acesso em: 24 ago. 2024.

CASTELNUOVO, E.; LIM, G.; PELLEGRINO, G. A Short Review of the Recent Literature on Uncertainty. *Australian Economic Review*, v. 50, n. 1, p. 68–78, 28 fev. 2017. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/1467-8462.12210>>. Acesso em: 14 nov. 2024.

CASTELNUOVO, E.; PELLEGRINO, G. Uncertainty-dependent effects of monetary policy shocks: A new-Keynesian interpretation. *Journal of Economic Dynamics and Control*, v. 93, p. 277–296, ago. 2018. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S016518891830054X>>. Acesso em: 5 ago. 2024.

CHANG, B. Y.; FEUNOU, B. Measuring Uncertainty in Monetary Policy Using Implied Volatility and Realized Volatility. *Bank of Canada Open Access Repository*, 2019. Disponível em: <<https://www.oar-rao.bank-banque-canada.ca/record/1662?v=pdf>>. Acesso em: 1 ago. 2024.

CHEN, H.; TILLMANN, P. Monetary policy uncertainty in China. *Journal of International Money and Finance*, v. 110, p. 102309, 1 fev. 2021. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261560620302655?via%3Dihub>>. Acesso em: 19 ago. 2024.

CIESLAK, A.; HANSEN, S.; MCMAHON, M.; XIAO, S. Policymakers' Uncertainty. *National Bureau of Economic Research*, 1 nov. 2023. Acesso em: 11 maio 2024.

CORRÊA, W. L. R.; LOPES, L. S. Monetary policy transmission, productive activity, and inflation in Brazil: Does uncertainty matter? *The Journal of Economic Asymmetries*, v. 27, jun. 2023. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1703494922000457>>. Acesso em: 25 jul. 2024.

CREAL, D. D.; WU, J. C. Monetary Policy Uncertainty and Economic Fluctuations. *International Economic Review*, v. 58, n. 4, p. 1317–1354, nov. 2017. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/iere.12253>>. Acesso em: 16 set. 2024.

DE POOTER, M; FAVARA, G.; MODUGNO, M.; WU, J. Monetary policy uncertainty and monetary policy surprises. *Journal of International Money and Finance*, v. 112, p. 102323, abr. 2021. Acesso em: 3 ago. 2024.

DEMIR, E.; DANISMAN, G. O. Banking sector reactions to COVID-19: The role of bank-specific factors and government policy responses. *Research in International Business and Finance*, v. 58, 1 dez. 2021. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S027553192100129X>>.

FASANI, S.; ROSSI, L. Are uncertainty shocks aggregate demand shocks? *Economics Letters*, v. 167, p. 142–146, jun. 2018. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0165176518301204>>. Acesso em: 8 jan. 2025.

FERREIRA, P.; OLIVEIRA, I.; LIMA, L.; BARROS, A. Medindo a incerteza econômica no Brasil. *Repositorio.fgv.br*, 2017. Disponível em: <<https://repositorio.fgv.br/items/c3cc091a-20bd-4e4b-8091-a41d83f7c375>>. Acesso em: 20 mar. 2024.

GEWEKE, J. Evaluating the Accuracy of Sampling-Based Approaches to the Calculation of Posterior Moments. In: BERNARDO, J. M. *et al.* (Org.). *Bayesian Statistics 4: Proceedings of the Fourth Valencia International Meeting, Dedicated to the memory of Morris H. DeGroot, 1931–1989*. [S.I.]: OXFORD SCIENCE PUBLICATION, 2023. Disponível em: <<https://academic.oup.com/book/54041>>. Acesso em: 25 jan. 2025.

GORODNICHENKO, Y.; PHAM, T.; TALAVERA, O. The Voice of Monetary Policy. *American Economic Review*, v. 113, n. 2, p. 548–584, 1 fev. 2023. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.20220129>>. Acesso em: 2 abr. 2024.

HANDLAN, A. *Text Shocks and Monetary Surprises: Text Analysis of FOMC Statements with Machine Learning*. Disponível em: <https://handlanamy.github.io/MyFiles/Handlan_TextShocks.pdf>. Acesso em: 8 maio 2024.

HUSTED, L.; ROGERS, J.; SUN, B. Monetary policy uncertainty. *Journal of Monetary Economics*, v. 115, Nov.2020. Disponível em:

<<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0304393218301661>>.

Acesso em: 15 maio 2024.

JITMANEEROJ, B.; LAMLA, M. J.; WOOD, A. The implications of central bank transparency for uncertainty and disagreement. *Journal of International Money and Finance*, v. 90, p. 222–240, fev. 2019. Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261560618301347?casa_token=6dHoUiyTJDsAAAAA:NLzEhNkMhg4Ge0aJC5lQtQ1BpCrT_i8AB5Pe2-c122X5qLEijH1CrQZxiVfxobaYaeoWqit9Pg>. Acesso em: 22 dez. 2024.

KOOP, G.; PESARAN, M. HASHEM.; POTTER, S. M. Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of Econometrics*, v. 74, n. 1, p. 119–147, set. 1996. Disponível em:

<<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0304407695017534>>. Acesso em: 23 jan. 2025.

KNIGHT, F. *Risk, Uncertainty and Profit*. Wilmington: Vernon Press, 1921.

KUSCHNIG, N.; VASHOLD, L. Hierarchical Bayesian Vector Autoregression [R package BVAR version 1.0.5]. *R-project.org*, 16 fev. 2024. Disponível em:

<<https://cran.r-project.org/web/packages/BVAR/index.html>>.

LEDUC, S.; LIU, Z. Uncertainty shocks are aggregate demand shocks. *Journal of Monetary Economics*, v. 82, p. 20–35, set. 2016. Disponível em:

<<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0304393216300393>>.

Acesso em: 3 jan. 2025.

LI, L.; TANG, Y.; XIANG, J. Measuring China's monetary policy uncertainty and its impact on the real economy. *Emerging Markets Review*, v. 44, set. 2020. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1566014119306077>>.

Acesso em: 11 set. 2024.

LITTERMAN, R. B. Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions: Five Years of Experience. *Journal of Business & Economic Statistics*, v. 4, n. 1, p. 25, jan. 1986.

Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/1391384>>. Acesso em: 16 jan. 2025.

LOUGHRAN, T.; MCDONALD, B. When Is a Liability Not a Liability? Textual Analysis, Dictionaries, and 10-Ks. *The Journal of Finance*, v. 66, n. 1, p. 35–65, 6 jan. 2011.

Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1540-6261.2010.01625.x>>. Acesso em: 28 mar. 2024.

LUTZ KILIAN; HELMUT LÜTKEPOHL. *Structural Vector Autoregressive Analysis*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2017. Disponível em: <<https://www.cambridge.org/core/books/structural-vector-autoregressive-analysis/DAF4217439EA585D10902D58A8849E06>>.

MIKOLOV, T.; CHEN, K.; CORRADO, G.; DEAN, J. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. *arXiv.org*, 7 set. 2013. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/1301.3781>>. Acesso em: 12 maio 2024.

MIRANDA-AGRIPPINO, S.; RICCO, G. The Transmission of Monetary Policy Shocks. *American Economic Journal: Macroeconomics*, v. 13, n. 3, p. 74–107, 1 jul. 2021. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/mac.20180124>>. Acesso em: 13 jan. 2025.

MONTES, G. C.; NICOLAY, R. T. DA F. Central bank's perception on inflation and inflation expectations of experts. *Journal of Economic Studies*, v. 42, n. 6, p. 1142–1158, 9 nov. 2015. Disponível em: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/jes-07-2014-0116/full/html?utm_source=repec&utm_medium=feed&utm_campaign=repec>. Acesso em: 24 out. 2024.

MORENO-PÉREZ, C.; MINOZZO, M. “Making text talk”: The minutes of the Central Bank of Brazil and the real economy. *Journal of International Money and Finance*, v. 147, p. 103133, 15 jul. 2024. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261560624001207>>. Acesso em: 3 set. 2024.

MORITA, H.; YUASA, S. Nonlinear effects of uncertainty shocks: State dependency and asymmetry. *Scottish Journal of Political Economy*, v. 72, n. 1, 2 ago. 2024. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/sjpe.12399>>. Acesso em: 7 jan. 2025.

NARZO, A. F. D.; AZNARTE, J. L.; STIGLER, M. Nonlinear Time Series Models with Regime Switching [R package tsDyn version 11.0.5.2]. *R-project.org*, v. 11.0.5.2, 31

out. 2024. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/web/packages/tsDyn/index.html>>.

OCHS, A. *CAMBRIDGE WORKING PAPERS IN ECONOMICS CAMBRIDGE-INET WORKING PAPERS A New Monetary Policy Shock with Text Analysis*. [S.l.]: Institute for New Economic Thinking , 2021. Disponível em: <<https://www.econ.cam.ac.uk/research-files/repec/cam/pdf/cwpe2148.pdf>>. Acesso em: 16 maio 2024.

OOMS, J. Split, Combine and Compress PDF Files [R package qpdf version 1.3.4]. *R-project.org*, v. 1.3.4, 4 out. 2024a. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/web/packages/qpdf/index.html>>.

OOMS, J. Text Extraction, Rendering and Converting of PDF Documents [R package pdftools version 3.4.1]. *R-project.org*, v. R package version 2.7.3, 20 set. 2024b. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=pdftools>>.

PELLEGRINO, G. Uncertainty and the real effects of monetary policy shocks in the Euro area. *Economics Letters*, v. 162, p. 177–181, jan. 2018. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0165176517304226>>. Acesso em: 11 out. 2024.

PELLEGRINO, G. Uncertainty and monetary policy in the US: A journey into nonlinear territory. *Economic Inquiry*, v. 59, n. 3, p. 1106–1128, 19 mar. 2021. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/ecin.12986>>. Acesso em: 23 maio 2021.

PLUMMER, M.; BEST, N.; COWLES, K.; VINES, K.; SARKAR, D.; BATES, D.; ALMOND, R.; MAGNUSSON, A. Output Analysis and Diagnostics for MCMC [R package coda version 0.19-4.1]. *Doi.org*, v. 0.19-4.1, 31 jan. 2024. Disponível em: <<https://doi.org/10.32614/CRAN.package.coda>>.

QUELHAS, J. *Monetary Policy Uncertainty and its impact on the real economy: Empirical Evidence from the Euro area*. [S.l.]: Munich Personal RePEc Archive, 2022. Disponível em: <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/113621/1/MPRA_paper_113621.pdf>. Acesso em: 15 maio 2024.

RHOLES, R.; PETERSEN, L. Should central banks communicate uncertainty in their projections? *Journal of Economic Behavior & Organization*, v. 183, p. 320–341, mar.

2021. Disponível em:

<<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0167268120304157>>.

Acesso em: 22 dez. 2024.

ROBERT, C. P. The Metropolis-Hastings algorithm. *arXiv.org*, v. 1, 2015. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/1504.01896>>. Acesso em: 3 jan. 2025.

SEGAL, G.; SHALIASTOVICH, I.; YARON, A. Good and bad uncertainty: Macroeconomic and financial market implications. *Journal of Financial Economics*, v. 117, n. 2, p. 369–397, ago. 2015. Disponível em:

<<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0304405X15000756>>.

Acesso em: 13 out. 2024.

SEKANDARY, G.; BASK, M. Monetary policy uncertainty, monetary policy surprises and stock returns. *Journal of Economics and Business*, v. 124, jan. 2023. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0148619522000625>>.

Acesso em: 7 ago. 2024.

SHAPIRO, A. H.; WILSON, D. J. Taking the Fed at its Word: A New Approach to Estimating Central Bank Objectives Using Text Analysis. *Federal Reserve Bank of San Francisco, Working Paper Series*, p. 01-74, 25 jun. 2019. Disponível em:

<<https://www.frbsf.org/wp-content/uploads/wp2019-02.pdf>>. Acesso em: 9 maio 2021.

SILVA, P. H. N. Mensurando o sentimento de incerteza da política econômica: uma análise a partir da comunicação do Banco Central do Brasil. *Universidade Federal da Paraíba*, 2018. Disponível em:

<https://repositorio.ufpb.br/jspui/handle/123456789/21127?locale=pt_BR>. Acesso em: 14 mar. 2024.

SIMS, C. A. Macroeconomics and reality. *Econometrica*, v. 48, n. 1, p. 1, jan. 1980. Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/1912017>>. Acesso em: 11 dez. 2024.

STIGLER, M. Nonlinear time series in R: Threshold cointegration with tsDyn. *Handbook of Statistics*, v. 42, p. 229–264, 1 jan. 2020. Disponível em:

<<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169716119300355>>.

Acesso em: 1 autumn 2025.

TILLMANN, P. Monetary Policy Uncertainty and the Response of the Yield Curve to Policy Shocks. *Journal of Money, Credit and Banking*, v. 52, n. 4, 28 out. 2019.

Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jmcb.12657>>. Acesso em: 21 ago. 2024.

XIANG, J.; LI, L. Monetary policy uncertainty, debt financing cost and real economic activities: Evidence from China. *International Review of Economics & Finance*, v. 80, p. 1025–1044, jul. 2022. Disponível em:

<<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1059056022001149>>.

Acesso em: 7 ago. 2024.

XIAO, L. Using Sentiment Analysis to Understand Monetary Policy Uncertainty.

Knowledge UChicago, 2022. Disponível em:

<<https://knowledge.uchicago.edu/record/3791>>. Acesso em: 5 abr. 2024.

Anexos A – Dicionário Completo e Restrito de Moreno-Pérez e Minozzo (2024)

Tabela 18 – Dicionário Completo e Restrito de Moreno-Pérez e Minozzo (2024)

abrupt	abrupt	abrupto
absence	absence	ausência
adjust	adjust	ajustar
adverse	adverse	adverso
another_concern	another_concer	outra_preocupação
asymmetric	asymmetric	assimétrico
attack	attack	ataque
attacks	attacks	ataques
complex	complex	complexo
complexity	complexity	complexidade
complexity_surrounding	complexity_surrounding	complexidade_envolvente
concerns	concerns	preocupações
constraints	constraints	restrições
could	could	poderia
could_affect	could_affects	poderia_afetar
deficits	deficits	déficits
deteriorate	deteriorate	deteriorar
deterioration	deterioration	deterioração
extreme_events	extreme_events	eventos_extremos
fear	fear	medo
fears	fears	medos
fragility	fragility	fragilidade
fueled	fueled	alimentado
geopolitical_tensions	geopolitical_tensions	tensões_geopolíticas
heating	heating	aquecimento
highly_volatile	highly_volatile	altamente_volátil
impose	impose	impor
impose_adjustments	impose_adjustments	impor_ajustes

incidentally	incidentally	incidentalmente
instability	instability	instabilidade
midst	midst	meio
might	might	pode
mortgage_crisis	mortgage_crisis	crise_hipotecária
nevertheless	nevertheless	no entanto
pessimism	pessimism	pessimismo
pondered	pondered	ponderado
pose	pose	pose
potentially	potentially	potencialmente
pressuring	pressuring	pressionando
problems	problems	problemas
prudent	prudent	prudente
reassessment	reassessment	reavaliação
recurrent_geopolitical	recurrent_geopolitical	geopolítico_recorrente
remain_tied	remain_tied	permanecer_amarrado
remains_complex	remains_complex	permanecer_complexo
repercussions	repercussions	repercussões
risk	risk	risco
risk_appetite	risk_appetite	apetite_ao_risco
risk_aversion	risk_aversion	aversão_ao_risco
risks	risks	riscos
risky_assets	risky_assets	ativos_de_risco
shortage	shortage	escassez
show_resistance	show_resistance	mostrar_resistência
significant_deterioration	significant_deterioration	deterioração_significativa
speculative	speculative	especulativo
strongly_impacted	strongly_impacted	fortemente_impactado
subdued	subdued	subjugado
suffer	suffer	sofrer
swings	swings	oscilações

tension	tension	tensão
tensions	tensions	tensões
tensions_despite	tensions_despite	tensões_apesar
tightened	tightened	apertado
turmoil	turmoil	turbulência
uncertain	uncertain	incerto
uncertainties	uncertainties	incertezas
uncertainty_concerning	uncertainty_concerning	incerteza_relacionada
unstable	unstable	instável
volatility	volatility	volatilidade
volatility_affecting	volatility_affecting	volatilidade_afetando
war	war	guerra
weaken	weaken	enfraquecer
worries	worries.	preocupações.
abundant	-	abundante
abundant_global	-	abundância_global
actually	-	na_verdade
affirm	-	afirmar
africa	-	áfrica
alternative	-	alternativo
america	-	américa
american	-	americano
ample	-	amplo
apparently_little	-	aparentemente_pouco
asian	-	asiático
asset	-	ativo
assign_low	-	atribuir_baixo
assume	-	assumir
band	-	banda
benign_inflationary	-	inflacionário_benigno
brazilian_assets	-	ativos_brasileiros

brexit	-	brexit
capital_flows	-	fluxos_de_capital
causing	-	causando
chances	-	chances
chinese_economy	-	economia_chinesa
clear_identification	-	identificação_clara
closely_monitored	-	monitorado_de_perto
committee_understand	-	comitê_entende
commdities	-	commodities
commodity	-	mercadoria
comprise	-	compreender
concretization	-	concretização
consequences	-	consequências
consequent	-	consequente
considerable_degree	-	grau_considerável
constitute	-	constituir
contaminate	-	contaminar
decades	-	décadas
degree	-	grau
deleverage	-	desalavancagem
depends	-	depende
depreciating	-	depreciando
derive	-	derivar
derived	-	derivado
deriving	-	derivando
despite_identifying	-	apesar_de_identificar
devaluation	-	desvalorização
developed_countries	-	países_desenvolvidos
deviates	-	desvia
diagnosis	-	diagnóstico
dollar_apprecation	-	valorização_do_dólar

dollar_depreciation	-	depreciação_do_dólar
earlier	-	anterior
earthquake	-	terremoto
ease	-	facilidade
eased	-	aliviado
eastern	-	oriental
economic_blocks	-	bloqueios_econômicos
elections	-	eleições
electoral_process	-	processo_eleitoral
emerging	-	emergente
emerging_countries	-	países_emergentes
extent_reflect	-	extensão_refletir
external_environment	-	ambiente_externo
external_financing	-	financiamento_externo
extraordinary	-	extradiário
faced	-	enfrentado
facts	-	fatos
fashion	-	moda
favoring	-	favorecendo
financial_markets	-	mercados_financeiros
financing_conditions	-	condições_de_financiamento
generate	-	gerar
geopolitical	-	geopolítico
global_outlook	-	perspectiva_global
gradual_normalization	-	normalização_gradual
handling	-	manuseio
heightened	-	intensificado
heterogeneous	-	heterogêneo
identifies	-	identifica
imply	-	implica
industrialized_countries	-	países_industrializados

industrialized_economies	-	economias_industrializadas
inflationary	-	inflacionário
initially_localized	-	inicialmente_localizado
initiatives_taken	-	iniciativas_tomadas
international	-	internacional
international_financial	-	financeiro_internacional
iraq	-	iraque
justified	-	justificado
latente	-	latente
latin_america	-	américa_latina
less_likely	-	menos_provável
likelihood	-	probabilidade
localized	-	localizado
low_probability	-	baixa_probabilidade
major	-	principal
major_advanced	-	principal_avançado
major_economies	-	principais_economias
manifest	-	manifesto
makerts	-	fabricantes
markets_quotations	-	cotações_de_mercados
mechanism	-	mecanismo
middles_east	-	oriente_médio
minor	-	menor
mitigate	-	mitigar
movements	-	movimento
moves	-	movimentos
news	-	notícias
normalization	-	normalização
north	-	norte
northern_hemisphere	-	hemisfério_norte
notably	-	notavelmente

nuclear	-	nuclear
observes	-	observa
ongoing_deleveraging	-	desalavancagem_contínua
opec	-	opec
originally	-	originalmente
originated	-	originado
particularly	-	particularmente
persists	-	persiste
political	-	político
positive_spillovers	-	transbordamentos_positivos
possible	-	possível
predominantly	-	predominantemente
premature	-	prematureo
prevalence	-	prevalência
pricing	-	precificação
producing_countries	-	países_produtores
promptly_converges	-	converge_prontamente
prospectively	-	prospectivamente
provoked	-	provocado
quotations_remains	-	cotações_permanecem
reacting	-	reagindo
reaction	-	reação
reactions	-	reações
realignments	-	realinhamentos
recently	-	recentemente
satisfactory	-	satisfatório
scarcity	-	commodities_selecionadas
selected_commodities	-	escassez
since_mid	-	desde_meio
spillovers	-	transbordamentos
stem	-	estaca

subsequent_year	-	ano_subsequente
substantial_share	-	participação_substancial
surround	-	cercar
surrounded	-	cercado
surrounding	-	cercando
towards_normality	-	em direção_à_normalidade
traditionally	-	tradicionalmente
transition	-	transição
transitory	-	transitório
uncertainty	-	incerteza
valuation	-	avaliação
Venezuela	-	venezuela
wave	-	onda
wealth	-	riqueza
widening	-	ampliação
widespread_disinflation	-	desinflação_generalizada
winter	-	inverno
world	-	mundo
world_economy	-	economia_mundial
wolrdwide	-	mundial
would	-	iria
yen.	-	iene.

Fonte: Elaboração Própria

Anexo B – Testes de Raiz Unitária

B.1 – Teste DF-GLS para Raiz Unitária

Tabela 19 – Teste DF-GLS para Raiz Unitária

Variáveis	Valores Críticos			Teste Calculado
	1%	5%	10%	
Incerteza Completa	-2,57	-1,94	-1,62	-1,7149*
Incerteza Restrita	-2,57	-1,94	-1,62	-1,1793
Hiato do Produto	-2,57	-1,94	-1,62	-2,3794**
IPCA	-2,57	-1,94	-1,62	-1,0300
Exp12	-2,57	-1,94	-1,62	-0,0712
Selic	-2,57	-1,94	-1,62	-0,9417
Swap	-2,57	-1,94	-1,62	-0,5976

Fonte: Elaboração Própria

se rejeita a H0 10% (*), a 5% (**) e a 1% (***)

B.2 – Teste para Raiz Unitária de Phillips-Perron

Tabela 20 – Teste de Phillips-Perron para Raiz Unitária

Variáveis	Valores Críticos			Teste Calculado
	1%	5%	10%	
Incerteza Completa	-3,45	-2,87	-2,57	-3,0234**
Incerteza Restrita	-3,45	-2,87	-2,57	-2,1813
Hiato do Produto	-3,45	-2,87	-2,57	-4,7365***
IPCA	-3,45	-2,87	-2,57	-3,2832**
Exp12	-3,45	-2,87	-2,57	-5,6889***
Selic	-3,45	-2,87	-2,57	-1,8584
Swap	-3,45	-2,87	-2,57	-3,6384***

Fonte: Elaboração Própria

se rejeita H0 a 10% (*), a 5% (**) e a 1% (***)

B.3 – Teste para Raiz Unitária de KPSS

Tabela 21 – Teste de KPSS para Raiz Unitária

Variáveis	Valores Críticos			Teste Calculado
	1%	5%	10%	
Incerteza Completa	0,216	0,146	0,119	0,2953
Incerteza Restrita	0,216	0,146	0,119	0,3232
Hiato do Produto	0,216	0,146	0,119	0,2869
IPCA	0,216	0,146	0,119	0,1761***
Exp12	0,216	0,146	0,119	0,2331
Selic	0,216	0,146	0,119	0,3804
Swap	0,216	0,146	0,119	0,3500

Fonte: Elaboração Própria

se rejeita H0 a *10%, a **5% e a ***1%