

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

HUDSON CHAVES COSTA

ENSAIOS EM MACROECONOMIA APLICADA

Porto Alegre

2016

HUDSON CHAVES COSTA

ENSAIOS EM MACROECONOMIA APLICADA

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Economia.

Orientador: Prof. Dr. Sabino da Silva Porto Júnior

Porto Alegre

2016

CIP - Catalogação na Publicação

Chaves Costa, Hudson
Ensaio em Macroeconomia Aplicada / Hudson Chaves
Costa. -- 2016.
113 f.

Orientador: Sabino da Silva Porto Júnior.

Tese (Doutorado) -- Universidade Federal do Rio
Grande do Sul, Faculdade de Ciências Econômicas,
Programa de Pós-Graduação em Economia, Porto Alegre,
BR-RS, 2016.

1. DSGE-VAR. 2. Risco Idiossincrático. 3. GARCH
Multivariado. 4. Big Data. 5. Machine Learning. I.
da Silva Porto Júnior, Sabino, orient. II. Título.

HUDSON CHAVES COSTA

ENSAIOS EM MACROECONOMIA APLICADA

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Economia.

Aprovada em: Porto Alegre, 21 de setembro de 2016.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Sabino da Silva Porto Júnior – Orientador
Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS

Prof. Dr. Fernando Seabra
Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC

Prof. Dr. Adelar Fochezatto
Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul – PUCRS

Prof. Dr. Flávio Tosi Feijó
Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus por abrir portas e me dar forças para superar as dificuldades que surgiram durante o doutorado. À minha família por sempre me apoiar, mesmo que distante fisicamente, e confiar na minha capacidade.

Ao programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Economia da Universidade Federal do Rio Grande do Sul pela oportunidade de realizar este curso, a todo o corpo docente por comartilharem seus conhecimentos através das disciplinas e em especial aos professores Fabrício Tourucô, Flávio Tosi Feijó, Flávio Zielgelmann, Hudson da Silva Torrent e Marcelo Savino Portugal. Agradeço também às funcionárias da secretaria do PPGE, Iara Cleci Machado, Raquel Walloni Klaudat e Maria Delourdes da Fonseca, por sempre terem atendido prontamente todas as minhas solicitações.

Ao meu orientador, professor Sabino da Silva Porto Júnior, pela orientação e ideias, sem as quais este trabalho não teria sido concretizado. Desde que cheguei em Porto Alegre o professor sempre se mostrou à disposição em ajudar. Agradeço pela dedicação e por ter aceitado o desafio de me conduzir na realização deste trabalho. Seus conselhos, comentários e experiência acadêmica certamente elevaram a qualidade do estudo.

Aos colegas de trabalho no Grupo RBS (Bruna Todeschini, Fernando Gutheil, Gabriel Leão, John Gamboa, Luiz Parzianello, Rodrigo Azambuja, Thais Dalcin) que me acolheram no começo do doutorado e auxiliavam nos momentos em que precisei me ausentar do trabalho para fazer as disciplinas ou até mesmo estudar para as provas e qualificação. Muito obrigado por tudo pessoal!

Aos colegas de trabalho na Appus (Ana Lopes, Daniela Mota, Deli Matsuo, Eduardo César, Fernando Ruaro, Giuseppe Lopes, Heidi Matsuo, Kim Escobar, Lauro Nunes, Lincoln Aguiar, Luca Barreto, Natalia Giordani, Rafael Ruivo, Robson Segoa, Rodolfo Canônico, Zenir Mittmann) por compartilharem seus conhecimentos e ajuda incondicional no meu dia a dia para que fosse possível me dividir entre o doutorado e os desafios da Appus. Em especial ao Deli Matsuo, meu gestor, pela amizade, confiança e parceria durante estes anos de doutorado. Com certeza você foi uma das pessoas que mais me motivou a continuar nesta caminhada.

Aos colegas de doutorado que passaram por esta jornada comigo (André Francisco Nunes de Nunes, Gabriela Bezerra de Medeiros, Jefferson Augusto Colombo, Júlio César Araújo da Silva Junior, Rodrigo Nobre Fernandez, Thais Waideman Niquito). Em especial a Fernando A. Boeira Sabino da Silva e Gabrielito Rauter Menezes pela companhia, ajuda com as disciplinas e qualificação além dos incentivos nos momentos difíceis. Foi um privilégio dividir esta trajetória com vocês!

Por fim, todos aqueles que não tenham sido citados aqui, mas que de algum modo colaboraram para a realização deste trabalho.

RESUMO

Esta tese apresenta três ensaios em macroeconomia aplicada e que possuem em comum o uso de técnicas estatísticas e econométricas em problemas macroeconômicos. Dentre os campos de pesquisa da macroeconomia aplicada, a tese faz uso de modelos macroeconômicos microfundamentados, em sua versão DSGE-VAR, e da macroeconomia financeira por meio da avaliação do comportamento da correlação entre os retornos das ações usando modelos Garch multivariados. Além disso, a tese provoca a discussão sobre um novo campo de pesquisa em macroeconomia que surge a partir do advento da tecnologia. No primeiro ensaio, aplicamos a abordagem DSGE-VAR na discussão sobre a reação do Banco Central do Brasil (BCB) às oscilações na taxa de câmbio, especificamente para o caso de uma economia sob metas de inflação. Para tanto, baseando-se no modelo para uma economia aberta desenvolvido por Gali e Monacelli (2005) e modificado por Lubik e Schorfheide (2007), estimamos uma regra de política monetária para o Brasil e examinamos em que medida o BCB responde a mudanças na taxa de câmbio. Além disso, estudamos o grau de má especificação do modelo DSGE proposto. Mais especificamente, comparamos a verossimilhança marginal do modelo DSGE às do modelo DSGE-VAR e examinamos se o Banco Central conseguiu isolar a economia brasileira, em particular a inflação, de choques externos. Nossas conclusões mostram que as respostas aos desvios da taxa de câmbio são diferentes de zero e menores do que as respostas aos desvios da inflação. Finalmente, o ajuste do modelo DSGE é consideravelmente pior do que o ajuste do modelo DSGE-VAR, independentemente do número de defasagens utilizadas no VAR o que indica que de um ponto de vista estatístico existem evidências de que as restrições cruzadas do modelo teórico são violadas nos dados. O segundo ensaio examina empiricamente o comportamento da correlação entre o retorno de ações listadas na BMF&BOVESPA no período de 2000 a 2015. Para tanto, utilizamos modelos GARCH multivariados introduzidos por Bollerslev (1990) para extrair a série temporal das matrizes de correlação condicional dos retornos das ações. Com a série temporal dos maiores autovalores das matrizes de correlação condicional estimadas, aplicamos testes estatísticos (raiz unitária, quebra estrutural e tendência) para verificar a existência de tendência estocástica ou determinística para a intensidade da correlação entre os retornos das ações representadas pelos autovalores. Nossas conclusões confirmam que tanto em períodos de crises nacionais como turbulências internacionais, há intensificação da correlação entre as ações. Contudo, não encontramos qualquer tendência de longo prazo na série temporal dos maiores autovalores das matrizes de correlação condicional. Isso sugere que apesar das conclusões de Costa, Mazzeu e Jr (2016) sobre a tendência de queda do risco idiossincrático no mercado acionário brasileiro, a correlação dos retornos não apresentou tendência de alta, conforme esperado pela teoria de finanças. No terceiro ensaio, apresentamos pesquisas que utilizaram *Big Data*, *Machine Learning* e *Text Mining* em problemas macroeconômicos e discutimos as principais técnicas

e tecnologias adotadas bem como aplicamos elas na análise de sentimento do BCB sobre a economia. Por meio de técnicas de *Web Scraping* e *Text Mining*, acessamos e extraímos as palavras usadas na escrita das atas divulgadas pelo Comitê de Política Monetária (Copom) no site do BCB. Após isso, comparando tais palavras com um dicionário de sentimentos (Inquider) mantido pela Universidade de Harvard e originalmente apresentado por Stone, Dunphy e Smith (1966), foi possível criar um índice de sentimento para a autoridade monetária. Nossos resultados confirmam que tal abordagem pode contribuir para a avaliação econômica dado que a série temporal do índice proposto está relacionada com variáveis macroeconômicas importantes para as decisões do BCB.

Palavras-chaves: DSGE-VAR. Risco Idiossincrático. GARCH Multivariado. Big Data. Machine Learning.

ABSTRACT

This thesis presents three essays in applied macroeconomics and who have in common the use of statistical and econometric techniques in macroeconomic problems. Among the search fields of applied macroeconomics, the thesis makes use of microfounded macroeconomic models, in tis DSGE-VAR version, and financial macroeconomics through the evaluation of the behavior of correlation between stock returns using multivariate Garch models. In addition, leads a discussion on a new field of research in macroeconomics which arises from the advent of technology. In the first experiment, we applied the approach to dynamic stochastic general equilibrium (DSGE VAR in the discussion about the reaction of the Central Bank of Brazil (CBB) to fluctuations in the exchange rate, specifically for the case of an economy under inflation targeting. To this end, based on the model for an open economy developed by Gali and Monacelli (2005) and modified by Lubik and Schorfheide (2007), we estimate a rule of monetary policy for the United States and examine to what extent the CBC responds to changes in the exchange rate. In addition, we studied the degree of poor specification of the DSGE model proposed. More specifically, we compare the marginal likelihood of the DSGE model to the DSGE-VAR model and examine whether the Central Bank managed to isolate the brazilian economy, in particular the inflation, external shocks. Our findings show that the response to deviations of the exchange rate are different from zero and lower than the response to deviations of inflation. Finally, the adjustment of the DSGE model is considerably worse than the adjustment of the DSGE-VAR model, regardless of the number of lags used in the VAR which indicates that a statistical point of view there is evidence that the restrictions crusades of the theoretical model are violated in the data. The second essay examines empirically the behavior of the correlation between the return of shares listed on the BMF&BOVESPA over the period from 2000 to 2015. To this end, we use models multivariate GARCH introduced by Bollerslev (1990) to remove the temporal series of arrays of conditional correlation of returns of stocks. With the temporal series of the largest eigenvalues of matrices of correlation estimated conditional, we apply statistical tests (unit root, structural breaks and trend) to verify the existence of stochastic trend or deterministic to the intensity of the correlation between the returns of the shares represented by eigenvalues. Our findings confirm that both in times of crises at national and international turbulence, there is greater correlation between the actions. However, we did not find any long-term trend in time series of the largest eigenvalues of matrices of correlation conditional. In the third test, we present research that used Big Data, Machine Learning and Text Mining in macroeconomic problems and discuss the main techniques and technologies adopted and apply them in the analysis of feeling of BCB on the economy. Through techniques of Web Scraping and Text Mining, we accessed and extracted the words used in the writing of the minutes released by the Monetary Policy Committee (Copom) on the site of the BCB. After that,

comparing these words with a dictionary of feelings (Inquider) maintained by Harvard University and originally presented by Stone, Dunphy and Smith (1966), it was possible to create an index of sentiment for the monetary authority. Our results confirm that such an approach can contribute to the economic assessment given that the temporal series of the index proposed is related with macroeconomic variables are important for decisions of the BCB.

Key-words: DSGE-VAR. Idiosyncratic risk. Multivariate GARCH. Big Data. Machine Learning.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

1	Choque nos termos de troca, ρ_q	45
2	Choque no produto extertno, ρ_{y^*}	46
3	Choque na inflação externa, ρ_{π^*}	47
4	Choque na tecnologia, ρ_z	48
5	Choque na taxa de juros, ρ_R	49
6	Máximo autovalor para as matrizes de correlação condicional do modelo ADCC-GARCH(2,2)	73
7	Comparação da distribuição dos retornos - Indústria Manufatureira . .	84
8	Comparação da distribuição dos retornos - Empresas de eletricidade, gás e água	84
9	Comparação da distribuição dos retornos - Informação	85
10	Comparação da distribuição dos retornos - Demais setores	85
11	Índice de preços online Argentina - Supermercados	91
12	Índice de preços online Brasil - Supermercados	92
13	Figura Simples	93
14	Figura Simples	96
15	Comparação entre I_t com o IPCA, Selic e IPCA Meta	102
16	Principais palavras "negativas"do Corpus	106
17	Principais palavras "positivas"do Corpus	106
18	Figura Simples	108

LISTA DE TABELAS

1	Distribuições <i>a priori</i> para os parâmetros do modelo	34
2	Regras da Política Monetária estimadas	35
3	Ajuste para o modelo DSGE	36
4	Parâmetros do modelo DSGE (média e desvio-padrão em parênteses) .	38
5	Quantidade de ações selecionadas por setor	68
6	Teste de heterocedasticidade condicional	69
7	Teste de correlação constante	69
8	Parâmetros estimados do modelo ADCC-GARCH (2,2)	71
9	Testes de qualidade do ajuste do ADCC-GARCH(2,2)	72
10	Autovalores da matriz de correlação condicional	72
11	Teste de quebra estrutural de Bai e Perron (1998), Bai e Perron (2003)	74
12	Resultados do teste de tendência para a correlação condicional média. .	75
13	Ações utilizadas por setor	81
14	Ordens ARMA(P,Q)-GARCH(p,q) selecionadas para cada ação	82
15	AIC dos modelos GARCH Multivariado estimados	83
16	Palavras que apareceram no texto da ata pelo menos 400 vezes	100
17	Matriz de dados (Documentos x Palvras)	101

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
2	MOVIMENTOS NA TAXA DE CÂMBIO E POLÍTICA MO- NETÁRIA: ALGUMAS EVIDÊNCIAS PARA O BRASIL USANDO MODELOS DSGE-VAR	19
2.1	INTRODUÇÃO	19
2.2	REFERENCIAL TEÓRICO	21
2.3	METODOLOGIA	24
2.3.1	Modelo Teórico	25
2.3.2	Modelos DSGE e DSGE-VAR	26
2.3.3	O algoritmo de Del Negro-Schorfheide	31
2.3.4	Dados e distribuição a <i>priori</i> dos parâmetros	32
2.4	RESULTADOS	33
2.4.1	Estimativas da regra de política monetária	34
2.4.2	O ajuste do modelo DSGE para a pequena economia aberta	36
2.4.3	Determinantes da inflação	38
2.5	CONCLUSÃO	39
2.6	REFERÊNCIAS	41
2.7	APÊNDICE A - GRÁFICOS	45
3	UM ESTUDO EMPÍRICO DA DINÂMICA DA CORRELA- ÇÃO DO RETORNO DAS AÇÕES DO BRASIL	50
3.1	INTRODUÇÃO	50
3.2	REFERENCIAL TEÓRICO	52
3.3	METODOLOGIA	55
3.3.1	Risco de mercado, risco idiossincrático e correlação	56
3.3.2	Modelos GARCH Multivariados	58
3.3.3	Testes de Heterocedasticidade Condicional	62
3.3.4	Teoria de matrizes aleatórias e autovalores	64
3.3.5	Teste de tendência linear	65
3.3.6	Dados	66
3.4	RESULTADOS	67
3.4.1	Heterocedasticidade Condicional	68
3.4.2	Dinâmica da Correlação Condicional	69
3.4.3	Análise do comportamento da correlação condicional	69
3.4.4	Uma medida de intensidade da correlação	72

3.4.5	Comportamento da intensidade da correlação condicional . . .	73
3.5	CONCLUSÃO	75
3.6	REFERÊNCIAS	77
3.7	APÊNDICE A - TABELAS	81
3.8	APÊNDICE B - GRÁFICOS	84
4	USANDO BIG DATA, MACHINE LEARNING E TEXT MI- NING EM MACROECONOMIA	86
4.1	INTRODUÇÃO	86
4.2	REFERENCIAL TEÓRICO	88
4.2.1	Web Scraping, novas medidas de inflação e rigidez nos preços .	89
4.2.2	Análise de Sentimento do Banco Central usando Text Mining .	93
4.3	METODOLOGIA	95
4.3.1	Web Scraping	95
4.3.2	Análise de Sentimento	97
4.3.3	Dados	98
4.4	RESULTADOS	99
4.5	CONCLUSÃO	102
4.6	REFERÊNCIAS	104
4.7	APÊNDICE A - NUVEM DE PALAVRAS	106
4.8	APÊNDICE B - USO DE MACHINE LEARNING EM ECO- NOMIA	107
5	CONCLUSÃO	110
	REFERÊNCIAS	113
	APÊNDICE A – CÓDIGOS E DADOS	115

1 INTRODUÇÃO

A modelagem da economia tem longa tradição e se tornou a ferramenta primária no teste empírico dos postulados macroeconômicos, permitindo pesquisadores expandirem seus conhecimentos dos mecanismos da economia e preencher a lacuna entre a teoria macroeconômica e a descrição empírica do seu funcionamento.

A partir de Keynes (1924), a literatura sobre economia monetária despertou interesse crescente em macroeconomia que encorajou o desenvolvimento de modelos teóricos que explicam a dinâmica das economias. O trabalho de Ramsey (1928) e Solow (1956) considerados como *benchmarks* para os modelos macroeconômicos correntes, foram os primeiros a fornecer explicações consistentes sobre os padrões de crescimento de diferentes economias, determinados unicamente por fatores exógenos tais como a taxa de crescimento tecnológico.

Em função disto, surgiram os modelos de crescimento endógeno, tais como os modelos AK de Romer (1986), Romer (1987), Lucas (1988), Rebelo (1990) e suas variações em Romer (1989), Grossman e Helpman (1993) e Aghion e Howitt (1990). Porém, esses modelos apresentavam deficiências principalmente pelo fato de não incluírem a moeda nas suas formulações o que impactavam a trajetória de crescimento de curto prazo e eventualmente afetava todos os modelos de crescimento neoclássicos. Assim, esforços foram colocados em diferentes métodos que incluíram a moeda nos modelos de determinação das relações econômicas, principalmente os concebidos por Baumol (1952), Tobin (1956) e Samuelson (1958), mas nenhum desses modelos obtiveram tanta atenção quanto o modelo IS-LM¹ com origem na síntese neoclássica de Hicks (1937) como mostrado no capítulo cinco de Romer (1996).

Contudo, este tipo de modelo também contém falhas, especialmente com relação à explicação dos mecanismos de transmissão da política monetária para a economia. Autores propuseram soluções para essas falhas, mas não houve adição dos efeitos das expectativas sobre o equilíbrio econômico, algo importante como descreve a crítica de Lucas (1976)². Consequentemente, surgiram os modelos DSGE (*Dynamic Stochastic General Equilibrium*) em que as expectativas têm um papel determinante nas relações de equilíbrio. Ao invés de uma curva LM, modelos DSGE usam a regra de Taylor³ na qual os juros no lugar dos

¹A sigla IS-LM provém do inglês *Investment Saving / Liquidity preference Money supply*.

²Segundo Lucas (1976), modelos econométricos cujas equações são estimadas com procedimentos estatísticos não podem ser empregados para prever a atividade e avaliar os efeitos da política econômica. Assim, juntamente com a metodologia de expectativas racionais, a literatura sobre o ciclo econômico se funde na chamada nova macroeconomia, que abarca as perspectivas novo clássica (ou teoria dos ciclos reais) e novo keynesiana do ciclo econômico e do papel da política econômica

³Descreve empiricamente a resposta da autoridade monetária às variáveis macroeconômicas. Apesar

agregados monetários é o instrumento usado pelo banco central para dinamizar a economia. Com a regra de política e uma curva IS dinâmica, que inclui expectativas, obtém-se a demanda agregada. Uma vez que a curva de Phillips novo keynesiana⁴, que tem este nome por também considerar as expectativas dos indivíduos, representa a demanda agregada, o equilíbrio econômico é obtido pela relação entre as curvas de oferta e demanda agregada, tornando este tipo de modelo bastante intuitivo.

A partir da evidente importância da macroeconomia para o desenvolvimento da teoria econômica e também sua contribuição para a econometria, a presente tese apresenta três ensaios em macroeconomia aplicada que utilizam de técnicas estatísticas e econométricas em problemas macroeconômicos.

Sabemos que desde janeiro de 1999 o Brasil opera no regime de câmbio flutuante, rompendo assim com décadas de controle de taxa de câmbio. Ao longo deste período, especificamente no contexto externo, o regime de câmbio flutuante enfrentou várias adversidades, a começar pelo colapso do preço das ações de empresas de alta tecnologia em 2000, a crise argentina em 2001, os ataques terroristas de 11 de setembro, a crise de confiança de 2002, o colapso do banco Lehman Brothers em 2008 e, mais recente, a crise da dívida soberana europeia. Neste cenário onde a moeda brasileira enfrentou um ambiente externo variado é possível afirmar que a autoridade monetária responde aos movimentos do câmbio para perseguir a meta de inflação? Em se tratando da reação do Banco Central do Brasil (BCB) aos movimentos na taxa de câmbio, ainda há poucos estudos (Furlani, Portugal e Laurini (2010), Ferreira (2015)) que avaliaram se a autoridade monetária leva em consideração as oscilações do câmbio na condução da política monetária. Apesar de utilizarem modelos DSGE similares e derivados de Gali e Monacelli (2005), enquanto Furlani, Portugal e Laurini (2010) concluíram que a autoridade monetária brasileira não muda diretamente a trajetória da taxa de juros em função de movimentos no câmbio, Ferreira (2015) mostrou que a taxa de câmbio é um fator auxiliar na condução da política monetária. Assim, o primeiro ensaio contribui para a literatura brasileira na medida que aplica a abordagem DSGE-VAR na discussão sobre a reação da autoridade monetária às oscilações na taxa de câmbio, especificamente para o caso de uma economia sob metas de inflação. Para tanto, baseando-se no modelo para uma economia aberta desenvolvido por Gali e Monacelli (2005) e modificado por Lubik e Schorfheide (2007), estimamos uma regra de política monetária para o Brasil e examinamos em que medida o Banco Central

de ter sido proposta do ponto de vista puramente empírico, a regra de Taylor apresenta também uma justificativa teórica, sendo a solução de um problema de otimização restrito, onde o Banco Central minimiza uma função perda quadrática

⁴Em sua primeira formulação, a curva de Phillips apresentou a relação entre inflação e desemprego. Ao contrário da curva de Phillips aumentada, cuja pesquisa é, sobretudo, empírica, a curva de Phillips novo keynesiana tem a vantagem de se basear em um modelo econômico estrutural. A Phillips novo keynesiana também se distingue da curva de Phillips aumentada ao incorporar a expectativa de inflação futura ao invés da expectativa da inflação presente na dinâmica inflacionária, trazendo a tona do debate econômico questões como credibilidade da autoridade monetária e possibilidade de desinflações pouco custosas

responde a mudanças na taxa de câmbio. Além disso, estudamos o grau de má especificação do modelo DSGE proposto. Mais especificamente, comparamos a verossimilhança marginal do modelo DSGE às do modelo DSGE-VAR e examinamos se o Banco Central conseguiu isolar a economia brasileira, em particular a inflação, de choques externos.

No segundo ensaio, abordamos uma aplicação de macroeconomia em finanças. Dada a importância da correlação entre ativos para a diversificação de carteiras, as imperfeições nas quais estão sujeitas as medidas lineares de correlação e as conclusões de Costa, Mazzeu e Jr (2016) sobre a tendência de queda do risco idiossincrático no mercado acionário brasileiro, o presente estudo tem como objetivo contribuir para a pesquisa brasileira na medida em que examina empiricamente o comportamento da correlação entre o retorno de ações listadas na BMF&BOVESPA no período de 2000 a 2015. Para tanto, utilizamos modelos GARCH Multivariado introduzidos por Bollerslev (1990) para extrair a série temporal das matrizes de correlação condicional dos retornos das ações. Com a série temporal dos maiores autovalores das matrizes de correlação condicional estimadas, aplicamos testes estatísticos (raiz unitária, quebra estrutural e tendência) para verificar a existência de tendência estocástica ou determinística para a intensidade da correlação entre os retornos das ações representadas pelos autovalores.

Já no terceiro ensaio, apontamos a necessidade em aproveitar as oportunidades atuais que surgem em função da maior disponibilidade de dados e recursos computacionais para alavancar as pesquisas em macroeconomia aplicada. É sabido que a recente revolução (*Big Data*) que está mudando radicalmente a forma como os dados são produzidos, gerenciados, armazenados e analisados tem produzido implicações para governos, empresas e a sociedade. Isso não é diferente para a ciência. Em relação à pesquisa em economia, o *Big Data* também terá um profundo impacto sobre a forma como econométricos mensuram os efeitos econômicos e criará novas oportunidades de pesquisa dado que cada vez mais grandes escalas de dados estão se tornando disponíveis seja por meio de iniciativas privadas ou governamentais. Além disso, o *Big Data* torna mais acessível abordagens estatísticas e computacionais (*Machine Learning* e *Text Mining*) já comumente utilizadas em outros campos de pesquisa, mas pouco exploradas na economia. Neste sentido, o terceiro ensaio desta tese tem como principal objetivo contribuir para a pesquisa brasileira em economia por meio da apresentação de pesquisas que utilizaram *Big Data*, *Machine Learning* e *Text Mining* em problemas macroeconômicos, discutir as principais técnicas e tecnologias adotadas bem como aplicá-las na análise de sentimento do Banco Central do Brasil (BCB) sobre a economia. Por meio de técnicas de *Web Scraping* e *Text Mining*, acessamos e extraímos as palavras usadas na escrita das atas divulgadas pelo Comitê de Política Monetária (Copom) no site do BCB. Após isso, comparando tais palavras com um dicionário de sentimentos (Inquirer) mantido pela Universidade de Harvard e originalmente apresentado por Stone, Dunphy e Smith (1966), foi possível criar um índice de sentimento para a autoridade

monetária.

2 MOVIMENTOS NA TAXA DE CÂMBIO E POLÍTICA MONETÁRIA: ALGUMAS EVIDÊNCIAS PARA O BRASIL USANDO MODELOS DSGE-VAR

Neste capítulo, aplicamos a abordagem DSGE-VAR na discussão sobre a reação do Banco Central do Brasil (BCB) às oscilações na taxa de câmbio, especificamente para o caso de uma economia sob metas de inflação. Para tanto, baseando-se no modelo para uma economia aberta desenvolvido por Gali e Monacelli (2005) e modificado por Lubik e Schorfheide (2007), estimamos uma regra de política monetária para o Brasil e examinamos em que medida o BCB responde a mudanças na taxa de câmbio.

2.1 INTRODUÇÃO

Em um ambiente de rigidez nos salários e preços, a política monetária pode compensar parcialmente as distorções nos preços relativos e estabilizar a inflação. Em busca de analisar a política monetária neste cenário e a partir dos trabalhos de Smets e Wouters (2003) e Christiano, Eichenbaum e Evans (2005), os bancos centrais têm construído e estimado modelos DSGE (*Dynamic Stochastic General Equilibrium*) com rigidez nominal¹. Tais modelos enfatizam que distorções nos preços relativos causadas pela incapacidade parcial das firmas em responder a mudanças no nível de preços agregado, produzem o uso ineficiente dos fatores e tratando-se de uma economia aberta, a autoridade monetária precisa avaliar como movimentos nos preços domésticos estão vinculados a oscilações na taxa de câmbio e termos de troca².

Neste contexto, modelos DSGE com uma estrutura teórica capaz de acompanhar as séries históricas são boas ferramentas para a gestão da política econômica (Castro et al. (2011), Palma (2012), Nunes (2015)) e no que tange à política monetária, a usual regra de Taylor³ presente nestes modelos permite simular como a autoridade monetária reage a movimentos no câmbio em contrapartida de seus objetivos de inflação (Gali e Monacelli (2005), Christiano, Eichenbaum e Evans (2005), Lubik e Schorfheide (2007), Furlani, Portugal e Laurini (2010), Ferreira (2015)). O termo de erro presente na regra de Taylor (por exemplo, na equação 2.10 deste estudo) é considerado como uma mudança

¹Por exemplo, os modelos dos bancos centrais do Canadá(Murchison, Rennison et al. (2006)), Chile (Medina, Soto et al. (2007)), Colômbia (González et al. (2011)), Inglaterra (Harrison et al. (2005)), Zona do Euro (Christoffel, Coenen e Warne (2008)), Nova Zelândia (Lees et al. (2009)), Peru (Florian e Montoro (2009)) e Brasil (Castro et al. (2011))

²Relação entre o valor das importações e o valor das exportações de um país em determinado período

³Descreve empiricamente a resposta da autoridade monetária às variáveis macroeconômicas. Apesar de ter sido proposta do ponto de vista puramente empírico, a regra de Taylor apresenta também uma justificativa teórica, sendo a solução de um problema de otimização restrito, onde o Banco Central minimiza uma função perda quadrática

não antecipada na política monetária permitindo a simulação de respostas ao impulso que determinam o desvio necessário na taxa de juros para manter a inflação próxima da meta.

Contudo, tais modelos enfrentam desafios importantes, como a fragilidade das estimativas dos parâmetros, ajuste estatístico e fraca confiabilidade das previsões como reportado por Stock e Watson (2001), Ireland (2004b) e Schorfheide (2011), principalmente porque modelos DSGE são modelos estruturais com fundamentos microeconômicos que colocam restrições sobre os parâmetros a serem estimados. Em função disso, Negro e Schorfheide (2004), Negro et al. (2007) e Negro e Schorfheide (2007) desenvolveram uma abordagem econométrica que nos permite relaxar gradativamente as restrições sobre os coeficientes, construir um modelo empírico que pode ser considerado um vetor autorregressivo (VAR)⁴ e manter muitas das características do modelo DSGE subjacente. Esta abordagem é conhecida na literatura como DSGE-VAR e tem como importante vantagem a possibilidade de estimar um sistema de vetores autorregressivos com séries temporais com poucas observações.

Sabemos que desde janeiro de 1999 o Brasil opera no regime de câmbio flutuante, rompendo assim com décadas de controle de taxa de câmbio. Ao longo deste período, especificamente no contexto externo, o regime de câmbio flutuante enfrentou várias adversidades, a começar pelo colapso do preço das ações de empresas de alta tecnologia em 2000, a crise argentina em 2001, os ataques terroristas de 11 de setembro, a crise de confiança de 2002, o colapso do banco Lehman Brothers em 2008 e, mais recente, a crise da dívida soberana europeia. Neste cenário onde a moeda brasileira enfrentou um ambiente externo variado é possível afirmar que a autoridade monetária responde aos movimentos do câmbio para perseguir a meta de inflação?

Em se tratando da reação do Banco Central do Brasil aos movimentos na taxa de câmbio, ainda há poucos estudos (Furlani, Portugal e Laurini (2010), Ferreira (2015)) que avaliaram se a autoridade monetária leva em consideração as oscilações do câmbio na condução da política monetária. Apesar de utilizarem modelos DSGE similares e derivados de Gali e Monacelli (2005), enquanto Furlani, Portugal e Laurini (2010) concluíram que a autoridade monetária brasileira não muda diretamente a trajetória da taxa de juros em função de movimentos no câmbio, Ferreira (2015) mostrou que a taxa de câmbio é um fator auxiliar na condução da política monetária.

O presente ensaio contribui para a literatura brasileira na medida que aplica a abordagem DSGE-VAR na discussão sobre a reação da autoridade monetária às oscilações

⁴Os modelos de vetores autorregressivos surgiram na década de 80 como resposta às críticas ao grande número de restrições impostas às estimações pelos modelos estruturais. A ideia era desenvolver modelos dinâmicos com o mínimo de restrições, nos quais todas as variáveis econômicas fossem tratadas como endógenas. Sendo assim, os modelos VAR examinam relações lineares entre cada variável e os valores defasados dela própria e de todas as demais variáveis, impondo como restrições à estrutura da economia somente a escolha do conjunto relevante de variáveis e do número máximo de defasagens envolvidas nas relações entre elas.

na taxa de câmbio, especificamente para o caso de uma economia sob metas de inflação. Para tanto, baseando-se no modelo para uma economia aberta desenvolvido por Gali e Monacelli (2005) e modificado por Lubik e Schorfheide (2007), estimamos uma regra de política monetária para o Brasil e examinamos em que medida o Banco Central responde a mudanças na taxa de câmbio. Além disso, estudamos o grau de má especificação do modelo DSGE proposto neste ensaio. Mais especificamente, comparamos a verossimilhança marginal do modelo DSGE às do modelo DSGE-VAR e examinamos se o Banco Central conseguiu isolar a economia brasileira, em particular a inflação, de choques externos.

Nossas conclusões mostram que as respostas aos desvios da taxa de câmbio são diferentes de zero e menores do que as respostas aos desvios da inflação (conforme esperado, a autoridade monetária brasileira responde aos desvios desta medida). Finalmente, o ajuste do modelo DSGE é consideravelmente pior do que o ajuste do modelo DSGE-VAR, independentemente do número de defasagens utilizadas no VAR o que indica que de um ponto de vista estatístico existem evidências de que as restrições cruzadas do modelo teórico são violadas nos dados.

A análise empírica é dividida em três partes. Começamos estimando tanto o modelo DSGE quanto o DSGE-VAR. O DSGE-VAR produz estimativas dos coeficientes do modelo teórico subjacente juntamente com os coeficientes do VAR. Na segunda parte, estudamos o ajuste de nosso modelo DSGE. Na terceira parte da análise empírica, focamos especialmente em como os choques estruturais afetam os movimentos da inflação. O restante do ensaio é organizado como segue. A seção 2 contém o referencial teórico. A seção 3 descreve a metodologia e o modelo teórico. Os resultados empíricos são apresentados na seção 4 e a seção 5 traz as conclusões.

2.2 REFERENCIAL TEÓRICO

A partir de Keynes (1924), a literatura sobre economia monetária despertou interesse crescente em macroeconomia que, com o advento de melhores recursos computacionais, encorajou o desenvolvimento de modelos teóricos que explicam a dinâmica das economias. O trabalho de Ramsey (1928) e Solow (1956) considerados como *benchmarks* para os modelos macroeconômicos correntes, forram os primeiros a fornecer explicações consistentes sobre os padrões de crescimento de diferentes economias, determinados unicamente por fatores exógenos tais como a taxa de crescimento tecnológico.

Em função disto, surgiram os modelos de crescimento endógeno, tais como os modelo AK de Romer (1986), Romer (1987), Lucas (1988), Rebelo (1990) e suas variações em Romer (1989), Grossman e Helpman (1993) e Aghion e Howitt (1990). Porém, esses modelos apresentavam deficiências principalmente pelo fato de não incluírem a moeda nas suas formulações o que impactavam a trajetória de crescimento de curto prazo e

eventualmente afetava todos os modelos de crescimento neoclássicos. Assim, esforços foram colocados em diferentes métodos que incluíram a moeda nos modelos de determinação das relações econômicas, principalmente os concebidos por Baumol (1952), Tobin (1956) e Samuelson (1958), mas nenhum desses modelos obtiveram tanta atenção quando o modelo IS-LM mostrado em detalhe em Romer (1996).

Contudo, este tipo de modelo também contém falhas, especialmente com relação à explicação dos mecanismos de transmissão da política monetária para a economia. Autores propuseram soluções para essas falhas, mas não houve adição dos efeitos das expectativas sobre o equilíbrio econômico, algo importante como descreve a crítica de Lucas (Lucas (1976)). Consequentemente, surgiram os modelos DSGE em que as expectativas têm um papel determinante nas relações de equilíbrio. Ao invés de uma curva LM, modelos DSGE usam a regra de Taylor (regra de política monetária) na qual os juros no lugar dos agregados monetários é o instrumento usado pelo banco central para estabilizar a economia. Com a regra de política e uma curva IS dinâmica, que inclui expectativas, obtém-se a demanda agregada. Uma vez que a curva de Phillips novo keynesiana, que tem este nome por também considerar as expectativas dos indivíduos, representa a oferta agregada, o equilíbrio econômico é obtido pela relação entre as curvas de oferta e demanda agregada, tornando este tipo de modelo bastante intuitivo.

Naturalmente e seguindo os trabalhos de Christiano, Eichenbaum e Evans (2005) e Smets e Wouters (2002), muitos bancos centrais construíram e estimaram modelos DSGE com rigidez nominal para posterior uso na análise da política econômica: Canadá (Murchison, Rennison et al. (2006)), Chile (Medina, Soto et al. (2007)), Colômbia (González et al. (2011)), Inglaterra (Harrison et al. (2005)), Zona do Euro (Christoffel, Coenen e Warne (2008)), Nova Zelândia (Lees et al. (2009)), Peru (Florian e Montoro (2009)) e Brasil (Castro et al. (2011)). Porém, uma importante preocupação no uso de modelos DSGE é que algumas das restrições cruzadas geradas pela teoria econômica são mal especificadas o que potencialmente distorce previsões assim como predições da política econômica como mostrado por Stock e Watson (2001), Ireland (2004b) e Schorfheide (2011).

Neste sentido, Negro e Schorfheide (2004) mostraram que previsões de um modelo DSGE simples podem ser melhoradas através do afrouxamento das restrições do modelo. Na abordagem proposta pelos autores, o modelo DSGE é usado para gerar uma distribuição a priori para os coeficientes de um VAR. Tal distribuição concentra a maior parte de sua área próximo das restrições que o modelo DSGE impõe sobre a representação VAR e coloca a verossimilhança estimada dos parâmetros VAR em direção às restrições do modelo DSGE sem impor elas. Negro e Schorfheide (2004) documentaram que a especificação resultante, chamada de DSGE-VAR, desempenha melhor em termos de previsão que o modelo DSGE sozinho assim como um VAR. A partir deste estudo, o DSGE-VAR torna-se uma alternativa para a modelagem da macroeconomia.

No que tange à análise da reação dos bancos centrais em relação aos movimentos na taxa de câmbio, Negro e Schorfheide (2008) usando o modelo proposto por Lubik e Schorfheide (2007) e dados da economia do Chile no período de 1999 a 2007, estimaram modelos DSGE e DSGE-VAR, conforme metodologia proposta por Negro e Schorfheide (2004) e Negro e Schorfheide (2007). Assumindo inicialmente que o Banco Central tem uma forte reação aos movimentos da inflação, encontraram que desde 1999 a instituição reage de maneira significativa a mudanças na taxa de câmbio ou termos de troca o que foi consistente com as políticas adotadas naqueles momentos pela economia chilena. Ainda, a análise DSGE-VAR mostrou-se útil para inclinar as estimativas do VAR em direção às restrições geradas pela pequena economia aberta descrita no modelo DSGE. Negro e Schorfheide (2008) concluíram que um VAR que é estimado sem o uso do DSGE como priori dificilmente fornecerá boas previsões ou devida assessoria na tomada de decisão da política. Ambos os modelos estimados (DSGE e DSGE-VAR) indicam que a variabilidade observada na inflação é dada por choques internos. Além disso, encontraram que uma forte resposta do banco central à movimentos na inflação produziria pouca mudança na volatilidade da inflação.

Uma importante ressalva para o exercício da análise da política enfatizada por Negro e Schorfheide (2008) é que o modelo DSGE usado tem muitas hipóteses restritivas e assim, pode não capturar algum importante *trade-off*. Apesar disso, os autores acreditam que algumas lições podem ser aprendidas com este exercício: primeiro, o resultado da análise política é muito sensível para as estimativas dos parâmetros que descrevem a lei do movimento dos choques exógenos. Segundo, a presença de má especificação, ou seja, o fato de que o modelo DSGE é rejeitado em relação a um modelo mais rigorosamente parametrizado, não necessariamente implica que as respostas aos exercícios de política obtidos do modelo DSGE não são robustos. Por fim, Negro e Schorfheide (2008) concluíram que a metodologia DSGE-VAR fornece maneiras de validar a robustez da política sobre diferentes hipóteses de má especificação. Em relação à estudos brasileiros, há poucos trabalhos que utilizaram DSGE-VAR. Seguindo a abordagem proposta por Ireland (2004a), Caetano e Moura (2014) combinaram um modelo dinâmico e estocástico de equilíbrio geral com um VAR(1) de forma a criar um modelo híbrido capaz de explorar as qualidades destas duas abordagens em uma aplicação empírica usando dados brasileiros. O resultado do exercício foi um modelo híbrido com embasamento teórico com capacidade de prever as séries de produto, consumo e horas trabalhadas com mais acurácia que modelos VAR. A estimação dos parâmetros se deu por máxima verossimilhança com auxílio do filtro de Kalman, o que possibilitou inferência em relação aos parâmetros, previsões fora da amostra e decomposição do erro de previsão. Entretanto, a abordagem de Ireland (2004a) inclui erros de medida que seguem um modelo VAR de primeira ordem ao modelo DSGE, sendo distinta da proposta por Negro e Schorfheide (2004), Negro et al. (2007) e Negro e Schorfheide (2007), utilizadas neste ensaio.

Nunes (2015) estimou um modelo DSGE-VAR para a economia brasileira que consiste em uma economia pequena e aberta com fricções financeiras na linha de Gertler, Gilchrist e Natalucci (2007). A estimação do modelo indicou que flexibilização do espaço paramétrico possibilitado pelo modelo DSGE-VAR proporcionou ganhos em relação ao ajuste dos dados usando modelos alternativos. O exercício também obteve indicações de que os choques externos apresentam impactos significativos no patrimônio e no endividamento das firmas domésticas. Esse resultado fortaleceu a evidência de que um canal importante de transmissão dos movimentos da economia mundial para o Brasil ocorre através das firmas, principalmente após o país ter se tornado relativamente mais robusto aos choques externos.

Linardi et al. (2016) apresentou um modelo para uma economia aberta e pequena baseado em Kam, Lees e Liu (2009) e estimou ele usando dados do Brasil e métodos bayesianos. Diferentemente de Palma (2012) que investigou os objetivos da política do Banco Central do Brasil, Linardi et al. (2016) estava interessado em acessar o ajuste do modelo. O modelo DSGE inclui um número de choques que são importantes para explicar as flutuações macroeconômicas de economias emergentes. O autor investigou a potencial má especificação do modelo implicada por restrições cruzadas inválidas sobre as séries temporais geradas pelo modelo DSGE. Para tanto, utilizaram a abordagem DSGE-VAR proposta por Negro et al. (2007). Os resultados mostraram que o modelo sem indexação nos preços ajusta melhor aos dados do que a especificação completa. A abordagem DSGE-VAR indicou algum grau de má especificação no modelo para uma economia pequena e aberta.

Por fim, Souza et al. (2016) estudou os efeitos da interação entre as políticas fiscal e monetária sobre as variáveis macroeconômicas da economia brasileira. Para tal, analisou a significância de diferentes modelos DSGE por meio de modelos DSGE-VAR que implica na estimação do parâmetro de ajustamento do modelo conforme Negro e Schorfheide (2004), Negro et al. (2007), Negro e Schorfheide (2007). Os resultados mostraram que o modelo DSGE bayesiano com preços rígidos, setor externo e com a interação entre as políticas, é aquele que tem a melhor aderência aos dados reais.

2.3 METODOLOGIA

Neste estudo, usamos o modelo de Lubik e Schorfheide (2007), para o qual uma primeira versão é apresentada por Gali e Monacelli (2005). Ambos os artigos foram construídos sobre a literatura conhecida como *new open economy macroeconomics*. Os modelos novo-keynesianos nesta literatura são pontos naturais de referência para instituições políticas, uma vez que a rigidez presente atribui um papel importante para a política econômica no que tange à estabilização.

2.3.1 Modelo Teórico

De muitas maneiras, Lubik e Schorfheide (2007) pode ser considerado como um conjunto mínimo de teoria para modelar uma economia aberta com metas de inflação. O modelo sacrifica a complexidade em contrapartida da tratabilidade. O modelo tem uma quantidade de países com suas firmas produzindo diferentes bens. Cada firma opera em um ambiente de competição monopolística. As firmas definem os preços de acordo com uma estratégia de Calvo⁵. A função de produção é linear sobre o trabalho e abstrai a acumulação de capital inteiramente. A tecnologia é assumida seguir um processo de raiz unitária e é comum tanto à economia doméstica como mundial.

Os consumidores têm preferências associadas com aversão relativo ao risco constante e eles agregam o consumo de bens usando a agregação de Dixit-Stiglitz . Consumidores também tem uma preferência por bens produzidos internamente ou pelo menos em uma quantidade estimável. A política monetária é especificada por uma regra de Taylor (equação 2.3) flexível com a taxa de juros defasada, inflação, produto e a mudança na taxa de câmbio como argumentos na regra de definição da política. Os mercados financeiros internacionais são assumidos serem perfeitos, permitindo a partilha de riscos entre consumidores domésticos e estrangeiros. O produto mundial reflete a produção em ambas as economias domésticas e internacionais. A taxa de câmbio é introduzida no modelo via paridade do poder de compra (PPP). Os termos de troca também têm efeitos sobre o produto. O modelo trata os termos de troca, produto mundial e inflação mundial como exógenos seguindo um processo AR(1), conforme as equações 2.5, 2.6 e 2.7. Detalhes sobre a derivação do modelo podem ser encontrados em Gali e Monacelli (2005).

A versão linearizada do modelo tem uma curva IS *forward-looking* (refletindo a otimização intertemporal dos consumidores, conforme a equação 2.1) e uma curva de Phillips (equação 2.2) que governa o comportamento da inflação.

$$\tilde{y}_t = E_t \tilde{y}_{t+1} - \chi (\tilde{R}_t - E_t \tilde{\pi}_{t+1}) - \rho_z \tilde{z}_t - \alpha \chi E_t \Delta \tilde{q}_{t+1} + \alpha (2 - \alpha) \frac{1 - \tau}{\tau} E_t \Delta \tilde{y}_{t+1}^* \quad (2.1)$$

$$\tilde{\pi}_t = \beta E_t \tilde{\pi}_{t+1} + \alpha \beta E_t \Delta \tilde{q}_{t+1} - \alpha \Delta \tilde{q}_t + \frac{\kappa}{\chi} (\tilde{y}_t - \tilde{y}_t) \quad (2.2)$$

$$\tilde{R}_t = \rho_R \tilde{R}_{t-1} + (1 - \rho_R) [\Psi_\pi \tilde{\pi}_t + \Psi_y \tilde{y}_t + \Psi_{\Delta \varepsilon} \Delta \tilde{\varepsilon}_t] + \varepsilon_t^R \quad (2.3)$$

$$A_t = A_{t-1} + \varepsilon_{z,t} \quad (2.4)$$

⁵Em cada período, somente uma fração aleatória de agentes pode alterar seus preços. Com isso os agentes têm de formar seus preços levando em consideração que não conhecem o tempo pelo qual não poderão ajustá-los e precisam, portanto, utilizar expectativas para ajustá-los.

$$\Delta \tilde{q}_t = \rho_q \Delta \tilde{q}_{t-1} + \varepsilon_{z,t} \quad (2.5)$$

$$\tilde{y}_t^* = \rho_{y^*} \tilde{y}_{t-1}^* + \varepsilon_{y_t^*} \quad (2.6)$$

$$\tilde{\pi}_t^* = \rho_{\pi^*} \tilde{\pi}_{t-1}^* + \varepsilon_{\pi_t^*} \quad (2.7)$$

$$\Delta \tilde{e}_t = \tilde{\pi}_t - (1 - \alpha) \Delta \tilde{q}_t - \tilde{\pi}_t^* \quad (2.8)$$

onde $\chi = [\tau + \alpha(2 - \alpha)(1 - \tau)]$; $\tilde{y}_t = -\alpha(2 - \alpha) \frac{1-\tau}{\tau} \tilde{y}_t^*$ e $z_t = \ln A_t - \ln A_{t-1}$. O produto é denotado por y_t , inflação por π_t , taxa de juros nominal por R_t , crescimento tecnológico por z_t , produto potencial na ausência de rigidez nominal é \bar{y}_t , ε_t é a taxa nominal de câmbio e q_t é os termos de troca. O til denota desvios do estado estacionário e o asterisco denota variáveis externas.

Os parâmetros de política (Ψ_π , Ψ_y , $\Psi_{\Delta\varepsilon}$) e ρ_R presentes na equação 2.3 indicam quão forte é a resposta à desvios na inflação, produto, câmbio nominal e a defasagem da taxa de juros, respectivamente. α é a participação da importação no consumo doméstico, β é o fator de desconto, τ é elasticidade de substituição intertemporal e κ a inclinação do produto na curva de Phillips (equação 2.5). Os coeficientes ρ_q , ρ_z , ρ_{y^*} , ρ_{π^*} , conduzem os processos AR(1) para os termos de troca, tecnologia, produto externo e inflação externa, respectivamente. As magnitudes dos choques são parametrizadas por σ_R , σ_q , σ_z , σ_{y^*} e σ_{Ψ^*} que representam os desvios dos choques na taxa de juros, termos de troca, tecnologia, produto externo e inflação externa, respectivamente.

Uma vez que a tecnologia é um processo integrado que conduz as tendências comportamentais das séries tais como produto e consumo, o modelo é feito estacionário tomando a razão das variáveis-chave para o nível de tecnologia. As variáveis observáveis são: crescimento do produto, inflação anualizada, taxas de juros, mudança nos termos de troca e na taxa de câmbio (definida de acordo com a convenção dos EUA de que uma apreciação da moeda nacional corresponde à uma depreciação em magnitude). As variáveis externas e o nível de tecnologia não são observáveis diretamente, mas inferidas usando o filtro de Kalman.

2.3.2 Modelos DSGE e DSGE-VAR

Modelos DSGE são resumidos pelas condições de primeira ordem de problemas de otimização dinâmica enfrentados por agentes *forward-looking* que exibem expectativas racionais (isto é, agentes que conhecem a estrutura global da economia, usam todas as

informações disponíveis eficientemente e não incorrem em erros sistemáticos quando formam suas expectativas sobre o futuro). Tais modelos são fortemente baseados em teoria econômica, uma vez que conectam diretamente parâmetros estruturais que descrevem o comportamento, preferências e tecnologia dos agentes privados, com o comportamento de séries macroeconômicas agregadas como produto e emprego.⁶

Na forma reduzida, modelos DSGE são essencialmente vetores autorregressivos de primeira ordem, mas com restrições entre equações. Além disso, tais modelos, sendo objetos inerentemente não lineares, frequentemente demandam alguma simplificação antes da solução via computador. Uma abordagem popular é log-linearizar as condições de equilíbrio em torno dos valores de *steady-state* usando uma aproximação de Taylor de primeira ordem.

Considere um modelo geral composto por quatro tipos de variáveis: x^+ a variável de ligação, x uma variável do estado atual, x^- a variável defasada e ε um processo ruído branco exógeno. Podemos escrever o modelo não linear na forma de expectativas, como segue:

$$Ef(x^+, x, x^-, \varepsilon) = 0 \quad (2.9)$$

e a solução é dada por *policy functions* da forma:

$$x = l(x^-, \varepsilon) \quad (2.10)$$

Adicionando a equação 2.10 em 2.9 produzimos a equação funcional:

$$Ef(l(l(x^-, \varepsilon), \varepsilon^+), l(x^-, \varepsilon), x^-, \varepsilon) = 0 \quad (2.11)$$

Deixe \bar{x} denotar o valor de *steady-state*, uma aproximação de primeira ordem das funções é dada por:

$$\hat{l}(x^-, \varepsilon) = \bar{x} + \frac{\partial l}{\partial x^-}(x^- - \bar{x}) + \frac{\partial l}{\partial \varepsilon}(\varepsilon) \quad (2.12)$$

⁶Desde que métodos bayesianos foram aplicados para estimar os parâmetros de modelos DSGE, a literatura relacionada ao tema tem crescido substancialmente. An e Schorfheide (2007) detalham como a abordagem bayesiana pode ser útil em modelos DSGE. Porém, é importante salientar que estimar modelos DSGE via métodos bayesianos não é a única abordagem possível. Fernández-Villaverde, Ramírez e Schorfheide (2016) apresentam detalhadamente diversos métodos de solução e estimação de modelos DSGE (perturbação, projeção, técnicas de estimação frequentistas, técnicas de estimação bayesianas). Recentemente, tem ganhado destaque o DSGE-VAR como proposto por Negro e Schorfheide (2004)

Numericamente, o objetivo é encontrar as matrizes que formam as derivadas parciais em 2.12.⁷ No que tange à estimação dos valores dos parâmetros de um modelo DSGE, precisamos avaliar a função verossimilhança $p(y^T|\theta, M_i)$, onde y^T são os dados observados, θ os parâmetros do modelo e M_i um modelo especificado. O problema que enfrentamos é que, embora seja possível observar algumas das variáveis no modelo (tal como o produto), não podemos observar diretamente outras (tecnologia, por exemplo), ou assumimos que essas séries são não observáveis.

Uma solução para este problema é usar uma abordagem em espaço de estados e construir a verossimilhança por meio de filtro (veja Arulampalam et al. (2002) para uma discussão geral de problemas envolvendo filtros lineares e não lineares e Fernández-Villaverde (2010) para uma avaliação focada em modelos DSGE). Por conveniência de notação, y^T denota todas as informações até, e incluindo, o tempo t , enquanto a mesma variável, mas com subscrito representa uma observação específica no tempo t .

A configuração em espaço de estados envolve duas equações que conectam as séries observáveis e não observáveis do modelo. A primeira, que chamamos de equação de medida, conecta o estado ξ_t mais algum ruído branco, ε_y , à nossas séries observáveis, y_t como segue:

$$y_t = f(\xi_t, \varepsilon_{y,t} | \theta) \quad (2.13)$$

e esta relação define uma densidade condicional $p(y_t | \xi_t, \theta)$. A segunda equação, que chamamos de equação de transição de estado, conecta valores em períodos passados do estado mais a soma de algum ruído branco, ε_ξ , ao estado presente, como segue:

$$\xi_t = g(\xi_{t-1}, \varepsilon_{\xi,t} | \theta) \quad (2.14)$$

e 2.14 produz a densidade condicional $p(\xi_t | \xi_{t-1}, \theta)$. Note que essas densidades estão condicionadas aos valores dos parâmetros do modelo DSGE (θ), assim como as matrizes de coeficientes em ξ são funções de θ .⁸

Neste estudo, aplicamos o método dos coeficientes indeterminados para a solução do modelo proposto enquanto a estimação foi conduzida por meio da metodologia DSGE-VAR proposta por Negro e Schorfheide (2004). Tal abordagem pode ser pensada como

⁷No presente ensaio utilizamos a abordagem proposta por Uhlig (1998) para a solução do modelo DSGE. Uhlig (1998) mostra como log-linearizar as equações não lineares sem a necessidade de diferenciação e como usar o método dos coeficientes indeterminados para caracterizar a solução como uma equação quadrática

⁸Se o sistema, dado por 2.13 e 2.14 é linear, e os erros ($\varepsilon_{y,t}$ e $\varepsilon_{\xi,t}$) gaussianos, então a verossimilhança do modelo DSGE, $p(y^T | \theta, M_i)$, pode ser avaliada por meio do filtro de Kalman, que assume que as densidades preditas ($p(\xi_t | y^{t-1}, \theta)$, $p(\xi_t | y^t, \theta)$ e $p(y_t | y^{t-1}, \theta)$) são todas condicionalmente gaussianas. Assim, tudo que precisamos monitorar são os primeiros e segundos momentos do problema uma vez que são estatísticas suficientes para a distribuição gaussiana.

geradora de dados artificiais usando o modelo DSGE para estender a amostra de dados reais. O número de dados observados gerados pelo modelo DSGE determina a influência que o modelo DSGE terá sobre o VAR. Se mais dados são simulados a partir do modelo DSGE, então ele terá grande influência sobre as estimativas dos parâmetros obtidos a partir do VAR.

Suponha que temos o seguinte modelo VAR:

$$y_t = \Phi_0 + \Phi_1 y_{t-1} + \dots + \Phi_p y_{t-p} + u_t \quad (2.15)$$

onde y_t é um vetor $n \times 1$ de variáveis no tempo t , Φ_i são os coeficientes para $i = 0, 1, \dots, p$ e $u_t \sim N(0, \Sigma_u)$. Tal como um sistema, pode ser representado mais parcimoniosamente como:

$$Y = X\Phi + U \quad (2.16)$$

onde y'_t é a t^{th} linha de Y , $[y'_{t-1} \dots y'_{t-p}]$ é a t^{th} linha de X , $\Phi = [\Phi'_0 \dots \Phi'_p]'$ e u'_t é a t^{th} linha de U . Condicional à alguns valores iniciais, a função de verossimilhança para estes dados amostrais é:

$$P(Y|\Phi, \Sigma_u) \propto |\Sigma_u|^{-T/2} \exp\left(-\frac{1}{2} tr\left[\Sigma_u^{-1}(Y - X\Phi)'(Y - X\Phi)\right]\right) \quad (2.17)$$

onde $tr[\cdot]$ denota o traço de uma matriz. Suponha que λT observações artificiais são geradas e deixe essas observações artificiais serem denotadas com o sobrescrito *. Negro e Schorfheide (2004) mostraram que a verossimilhança desta amostra artificial é:

$$P(Y(\theta)^*|\Phi, \Sigma_u) \propto |\Sigma_u|^{-\lambda T/2} \exp\left(-\frac{1}{2} tr[\Sigma_u^{-1}(Y^* - X^*\Phi)'(Y^* - X^*\Phi)]\right) \quad (2.18)$$

A verossimilhança conjunta da amostra dos dados atuais e artificiais é, então:

$$P(Y(\theta)^*, Y|\Phi, \Sigma_u) \propto P(Y|\Phi, \Sigma_u)P(Y(\theta)^*|\Phi, \Sigma_u) \quad (2.19)$$

A abordagem bayesiana usual é especificar uma priori e atualizá-la com a verossimilhança dos dados usando a regra de bayes para obter a posteriori. Aplicando esta interpretação à equação 2.19, pode-se considerar $P(Y(\theta)^*|\Phi, \Sigma_u)$ como representando $P(\Phi, \Sigma_u|\theta)$, isto é, a priori para Φ e Σ_u .

Negro e Schorfheide (2004) fizeram uma pequena modificação nesta probabilidade. Assim, $P(\Phi, \Sigma_u|\theta)$ é igualada a:

$$P(Y^*(\theta)|\Phi, \Sigma_u)P(\Phi, \Sigma_u) \quad (2.20)$$

Por conveniência analítica, deixe $P(\Phi, \Sigma_u) \propto |\Sigma_u|^{-(n+1)/2}$. Isto é uma priori imprópria para θ e Σ_u . A probabilidade $P(\Phi, \Sigma_u | \theta)$ pode então ser calculada como

$$P(\Phi, \Sigma_u | \theta) = c^{-1}(\theta) |\Sigma_u|^{-\frac{\lambda T + n + 1}{2}} \times \exp\left(-\frac{1}{2} \text{tr}[\lambda T \Sigma_u^{-1} (\Gamma_{yy}^*(\theta) - \Phi' \Gamma_{xy}^* - \Gamma_{yx}^* \Phi + \Phi' \Gamma_{xx}^*(\theta) \Phi)]\right) \quad (2.21)$$

onde Γ_{yy}^* , Γ_{xy}^* , Γ_{yx}^* e Γ_{xx}^* são os momentos populacionais implícitos do modelo DSGE. Dado duas condições, o processo acima produz uma priori adequada para os parâmetros do VAR após a normalização apropriada. Condicional sobre o vetor de parâmetros do DSGE (θ), os parâmetros do VAR tem uma priori conjugada, *inverted-Wishart-Normal*. Ou seja, a matriz de variância e covariância (Σ_u) condicional a θ tem uma distribuição Wishart invertida enquanto Φ condicional a Σ_u e θ tem uma distribuição normal. A priori conjugada reduz a carga computacional do algoritmo significativamente.

Para especificar plenamente isto em termos bayesianos, a priori $P(\Phi, \Sigma_u | \theta)$ é formada hierarquicamente: forma-se uma priori para o modelo DSGE e então condicional a ela, forma-se a priori para os parâmetros do VAR. Por exemplo:

$$P(\Phi, \Sigma_u, \theta) = P(\Phi, \Sigma_u | \theta) P(\theta) \quad (2.22)$$

Em sua totalidade, temos:

$$P(Y, \Phi, \Sigma_u, \theta) = P(Y | \Phi, \Sigma_u, \theta) P(\Phi, \Sigma_u | \theta) P(\theta) \quad (2.23)$$

Mas $P(Y | \Phi, \Sigma_u, \theta)$ é simplesmente $P(Y | \Phi, \Sigma_u)$ e $P(\Phi, \Sigma_u | \theta)$ é como em 2.21, que remonta à 2.18. A probabilidade da intersecção dos dados e parâmetros é proporcional à probabilidade da posteriori dos parâmetros dado os dados, ou seja:

$$P(\Phi, \Sigma_u, \theta | Y) = \frac{P(Y, \Phi, \Sigma_u, \theta)}{P(Y)} \quad (2.24)$$

Assim, pode-se maximizar o lado direito de 2.23 para encontrar os parâmetros que maximizam a probabilidade a posteriori, uma vez que $P(Y)$ é uma constante. A distribuição a posteriori dos parâmetros é explorada usando a seguinte fatoração:

$$P(\Phi, \Sigma_u, \theta | Y) = P(\Phi, \Sigma_u | Y, \theta) P(\theta | Y) \quad (2.25)$$

Condicional a θ , as distribuições a posteriori de Φ e Σ_u são mais uma vez a conjugada *inverted-Wishart-Normal*. Ao invés de literalmente simular os dados artificiais, os momentos esperados do modelo DSGE são usados ao invés dos momentos simulados a partir dos dados simulados para evitar variação da amostra. O algoritmo usado para ponderar um VAR junto com um modelo DSGE repousa sobre momentos ponderados dos

dois modelos, ao invés do que sobre amostras de dados geradas por meio de simulação. Assim,

$$P(Y^*(\theta), Y(\theta), \Phi, \Sigma_u) \propto P(Y|\Phi, \Sigma_u)P(Y^*|\Phi, \Sigma_u)P(\Phi, \Sigma_u) \quad (2.26)$$

2.3.3 O algoritmo de Del Negro-Schorfheide

A exposição, até agora, condiciona implicitamente sobre a escolha do hiperparâmetro λ que é escolhido para maximizar a densidade marginal dos dados:

$$\max_{\lambda} P_{\lambda}(Y) = \int P(Y|\Phi, \Sigma_u)P_{\lambda}(\Phi, \Sigma_u|\theta)P(\theta)d\theta \quad (2.27)$$

Assim como apontaram Negro e Schorfheide (2004), concentramos sobre o valor de λ que maximiza a função. Assim como pode ser visto na equação 2.27, a densidade marginal dos dados reflete tanto a verossimilhança e a priori, quanto a escolha de λ . Abaixo, resumimos o algoritmo de Negro e Schorfheide (2004) usado para obter os resultados do modelo DSGE-VAR:

1. O primeiro passo é especificar a priori para os parâmetros do modelo DSGE. Isto envolve determinar as distribuições a priori para os parâmetros do DSGE e parâmetros importantes destas distribuições (tal como média, variância)
2. A partir disso, o modelo necessita ser representado em espaço de estados, ligando o modelo teórico à equação de observações. Restrições sobre o espaço paramétrico admissível para a estimação também precisa ser especificada. Consequentemente, estima-se os parâmetros do modelo DSGE com a maior probabilidade posterior.
3. Uma vez que a forma a posteriori está disponível para os parâmetros do DSGE, o algoritmo Metropolis-Hastings pode ser usado para explorar a distribuição a posteriori de θ . Uma vez que os parâmetros do VAR (condicional à θ e λ) são conjugados, é fácil determinar a distribuição a posterior dos parâmetros do VAR
4. Os parâmetros do VAR que maximizam a distribuição a posterior são uma função ponderada dos momentos esperados a partir do modelo DSGE e os momentos do VAR irrestrito. Os parâmetros do VAR em modo posteriori são assim obtidos a partir destes momentos
5. Buscando sobre um grid de valores para λ , pode-se encontrar o valor ótimo que maximiza a densidade marginal dos dados, $P_{\lambda}(Y)$. Este passo requer a integração da expressão $\int P(Y|\Phi, \Sigma_u)d(\Phi, \Sigma_u)$. A integral pode ser aproximada usando as observações simuladas para Φ e Σ_u .

6. Uma vez que o valor ótimo de λ é determinado, pode-se examinar as propriedades do modelo DSGE-VAR, incluindo as funções de resposta ao impulso, decomposição de variância e outras estatísticas básicas
7. O modelo DSGE-VAR pode ser também usado para prever realizações futuras das variáveis de interesse.

2.3.4 Dados e distribuição *a priori* dos parâmetros

O período amostral utilizado inicia no segundo trimestre de 1999 até o terceiro trimestre de 2015, totalizando 66 observações. Tal período foi considerado em função de compreender o início do regime de metas para a inflação em junho de 1999. Utilizamos dados do Banco Central do Brasil (BACEN)⁹ e do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA)¹⁰.

As séries coletadas foram: *a*) SELIC como taxa de juros nominal, (\tilde{R}_t) , acumulada no mês e em termos anuais; *b*) Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) como medida de inflação doméstica, $(\tilde{\pi}_t)$, acumulada no mês e em termos anuais; *c*) Taxa de Câmbio, $(\Delta\tilde{q}_t)$, em valores mensais¹¹ e expressa em R\$/US\$; *d*) Produto Interno Bruto real, (\tilde{y}_t) , representado pela variação entre trimestres; *e*) Termos de Troca $(\Delta\tilde{e}_t$, razão entre os índices de preços das exportações e os índice de preços das importações) . As séries mensais foram transformadas para a frequência trimestral. Ainda, todas as séries foram ajustadas de forma a retirar o componente sazonal, aplicado o filtro proposto por Hodrick e Prescott (1997) para retirada da tendência e obtidas como desvio da sua média amostral.¹² .

No processo de estimação bayesiana, a escolha das distribuições *a priori* dos parâmetros do modelo é elementar. A inferência bayesiana busca atualizar as suposições iniciais acerca do comportamento dos parâmetros, condicionada aos dados observados, por meio da aplicação do Teorema de Bayes. Como consenso na literatura, parâmetros cujos domínios encontram-se no intervalo $[0,1]$ utilizam a distribuição beta, enquanto a distribuição gama inversa é selecionada para aqueles que situam entre $[0,\infty]$ e a distribuição gama para os demais casos. A tabela 1 apresenta as descrições dos parâmetros a serem estimados bem como as distribuições, médias e desvios-padrão estabelecidos.

A escolha das distribuições *a priori* seguiu o procedimento subjetivo, em que se tem informações prévias acerca do comportamento dos parâmetros (*prioris* informativas), seja por intuição ou com base em pesquisas anteriores. Tal abordagem é usual nos trabalhos que

⁹Disponível no Sistema Gerenciador de Séries Temporais

¹⁰Disponível no [ipeadata](http://www.ipeadata.gov.br/), <http://www.ipeadata.gov.br/>

¹¹Média do valor de venda no período

¹²As medidas de variação percentual dos termos de troca e taxa de câmbio foram obtidas por meio da primeira diferença do seu logaritmo

estimam modelos DSGE por meio de técnicas bayesianas (Smets e Wouters (2002); Lubik e Schorfheide (2005); Caetano e Moura (2014)). Ao invés de definir uma distribuição *a priori* para o fator de desconto, substituímos (e estimamos) pela taxa de juros de estado estacionário, r^{SS} . Note que $\beta = e^{\frac{-r^{SS}}{400}}$, assim como Lubik e Schorfheide (2007). Os desvios-padrão dos choques estruturais são denotados por σ_i , onde i representa cada choque.

Na regra de Taylor, adotamos para o parâmetro ψ_π , que descreve a reação da política monetária aos desvios da inflação de seu estado estacionário, um valor médio de sua distribuição maior do que 1. Isso garante que a taxa de juros aumente em resposta à uma inflação mais elevada (ou seja, o princípio de Taylor é satisfeito).¹³ Em relação aos demais parâmetros da regra de Taylor, atribuímos valores superiores aos de Lubik e Schorfheide (2007), mas condizentes com estudos tanto brasileiros quanto internacionais (Negro e Schorfheide (2008), Furlani, Portugal e Laurini (2010), Hodge et al. (2008)). Além disso, tais parâmetros sinalizam nossa crença de que o BACEN responde às oscilações no câmbio e produto.

As distribuições *a priori*, bem como suas estatísticas, que definimos para os desvios padrões dos choques estruturais são as mesmas utilizadas por Palma (2012). O mesmo prevalece para os parâmetros das persistências dos choques exógenos. No que tange aos parâmetros estruturais do modelo DSGE (participação da importação no consumo, α e elasticidade de substituição intertemporal, τ), eles têm as mesmas médias e desvios-padrão usados por Negro e Schorfheide (2008). O parâmetro κ , junto com α e τ , determinam a inclinação da curva de Phillips.

2.4 RESULTADOS

Sabemos que desde janeiro de 1999 o Brasil opera no regime de câmbio flutuante, rompendo assim com décadas de controle da taxa de câmbio. Ao longo deste período, especificamente no contexto externo, o regime de câmbio flutuante enfrentou várias adversidades, a começar pelo colapso do preço das ações de empresas de alta tecnologia em 2000, a crise argentina em 2001, os ataques terroristas de 11 de setembro, a crise da confiança de 2002, o colapso do banco Lehman Brothers em 2008 e, mais recente, a crise da dívida soberana europeia. Neste cenário onde a moeda brasileira enfrentou um ambiente externo variado é possível afirmar que a autoridade monetária responde aos movimentos do câmbio para perseguir a meta de inflação? Esta seção do ensaio busca responder tal pergunta de forma consistente.

¹³ Isso vai ao encontro ao valor atribuído por Furlani, Portugal e Laurini (2010) para este parâmetro

Tabela 1 – Distribuições *a priori* para os parâmetros do modelo

Distribuições a priori				
Parâmetro	Distribuição	P(1)	P(2)	Descrição
Famílias e Firms				
τ	Beta	0.50	0.20	Elasticidade de substituição intertemporal
α	Beta	0.50	0.08	Proporção de importações no consumo doméstico
r^{SS}	Gama	2.50	1.00	Taxa de juros de estado estacionário
Curva de Phillips				
κ	Beta	0.50	0.25	Determina, junto com α e τ , a inclinação
Regra de Taylor				
ρ_R	Beta	0.50	0.08	Parâmetro de suavização da taxa de juros doméstica
ψ_π	Gama	2.00	0.60	Coefficiente da inflação na regra de Taylor doméstica
ψ_y	Gama	0.50	0.13	Coefficiente do produto na regra de Taylor doméstica
$\psi_{\Delta\epsilon}$	Gama	0.50	0.13	Coefficiente do câmbio na regra de Taylor doméstica
Persistência dos choques exógenos				
ρ_q	Beta	0.80	0.10	Persistência do choque nos termos de troca
ρ_z	Beta	0.80	0.10	Persistência do choque na tecnologia
ρ_{y^*}	Beta	0.50	0.10	Persistência do choque no produto externo
ρ_{π^*}	Beta	0.50	0.10	Persistência do choque na inflação externa
Desvio Padrão dos choques exógenos				
σ_R	Gama Inversa	0.15	2.00	Desvio-padrão do choque na taxa de juros
σ_q	Gama Inversa	0.15	2.00	Desvio-padrão do choque nos termos de troca
σ_z	Gama Inversa	0.15	2.00	Desvio-padrão do choque na tecnologia
σ_{y^*}	Gama Inversa	0.15	2.00	Desvio-padrão do choque no produto externo
σ_{π^*}	Gama Inversa	0.10	2.00	Desvio-padrão do choque na inflação externa

* $P(1)$ e $P(2)$ representam a média e desvio padrão

Fonte: Elaborado pelo autor.

2.4.1 Estimativas da regra de política monetária

Tanto as estimativas a posteriori dos parâmetros quanto a comparação dos resultados dos modelos são, em amostra finita, sensíveis à escolha da priori. Uma vez que a amostra considerada neste ensaio é pequena, queremos examinar a robustez de nossas conclusões à escolha das distribuições *a priori* dos parâmetros de interesse. Assim, apresentamos na tabela 2 duas estimativas que se diferem em termos da distribuição marginal para o parâmetro da regra de Taylor responsável pela resposta da autoridade monetária aos desvios na taxa de câmbio, $\psi_{\Delta\epsilon}$. Na estimação 1 a distribuição marginal de $\psi_{\Delta\epsilon}$ é centralizada em 0.25 com um desvio-padrão de 0.12 o que permite a possibilidade da resposta ser pequena ou muito grande. Por outro lado, na estimação 2 a distribuição do mesmo parâmetro é simétrica em torno de zero e não temos nenhum ponto de vista sobre o sinal da resposta uma vez que seu desvio-padrão é muito largo. Esta priori permite, portanto, grandezas tanto negativas quanto positivas. As distribuições dos parâmetros remanescentes são as mesmas já apresentadas na seção que descreve os dados do ensaio e permanecem intactas nas duas estimativas.

Ainda, sabemos que existem prós e contras associados com a estimação de informação completa quando estamos interessados nos parâmetros de uma equação particular

Tabela 2 – Regras da Política Monetária estimadas

Estimação 1			
Parâmetro	Priori	DSGE	DSGE-VAR
ψ_π	1.50 (0.50)	2.00 (0.60)	1.41 (0.38)
ψ_y	0.25 (0.13)	0.48 (0.12)	0.45 (0.11)
$\psi_{\Delta\epsilon}$	0.25 (0.13)	0.49 (0.12)	0.47 (0.11)
ρ_R	0.50 (0.20)	0.50 (0.08)	0.60 (0.06)
Log Veross. Marginal		-800.53	-590.61
Estimação 2			
Parâmetro	Priori	DSGE	DSGE-VAR
ψ_π	1.50 (0.50)	2.00 (0.59)	1.38 (0.33)
ψ_y	0.25 (0.13)	0.48 (0.12)	0.43 (0.10)
$\psi_{\Delta\epsilon}$	0.01 (0.50)	1.18 (11.22)	0.45 (0.20)
ρ_R	0.50 (0.20)	0.49 (0.08)	0.61 (0.07)
Log Veross. Marginal		-805.97	-594.75

Fonte: Elaborado pelo autor.

do sistema, no nosso caso a regra de política monetária. Por outro lado, se as restrições impostas entre as equações do modelo estão corretas, a estimação de informação completa é mais eficiente do que a estimação de uma única equação. Neste contexto, o modelo DSGE-VAR é uma alternativa entre informação completa e equação única, pois ele permite afrouxar tais restrições na medida em há a possibilidade de escolher entre completamente ignorá-las ($\lambda = 0$) ou impô-las ($\lambda = \infty$). Por estes motivos, além de apresentar os resultados para duas hipóteses de distribuição a priori distintas, a tabela 2 mostra as estimativas de ψ_π , ψ_y , $\psi_{\Delta\epsilon}$ e ρ_R usando um DSGE-VAR com 3 defasagens e $\lambda = 0.5$.¹⁴

Em relação à resposta da autoridade monetária aos desvios da taxa de câmbio, os dados são bem informativos. É possível observar que as estimativas para $\psi_{\Delta\epsilon}$ são consistentes quando tratamos de analisar na tabela 2 os resultados obtidos nas duas estimativas para o modelo DSGE-VAR. No que tange aos resultados obtidos por meio da abordagem DSGE, a mudança da priori parece impactar significativamente na estimativa do parâmetro. Isso se mostra a partir do valor médio obtido na Estimação 1 de 0.49 em contrapartida de um valor médio muito superior (1.18) da Estimação 2 com um desvio-padrão demasiadamente alto (11.22). Em função dos resultados, os dados indicam que as respostas aos desvios da taxa de câmbio são diferentes de zero e menores do que os desvios em relação à inflação. Além disso, os resultados mostram que a autoridade monetária brasileira responde aos desvios da inflação. Isto é refletido pelos consistentes valores obtidos pelo modelo DSGE-VAR que oscilam de 1.38 à 1.41 para o parâmetro ψ_π com um desvio-padrão em torno de 0.35. Além disso, observamos que o BACEN responde aos desvios do produto em função das estimativas para o parâmetro ψ_y , mas com relativa atualização à priori.

¹⁴Posteriormente, detalharemos a escolha de λ e das defasagens. Por agora, note que para cada especificação da distribuição a priori a verossimilhança marginal do DSGE-VAR é maior do que a do correspondente modelo DSGE, validando alguns dos conceitos sobre restrições cruzadas no modelo subjacente

2.4.2 O ajuste do modelo DSGE para a pequena economia aberta

Esta seção discute o ajuste do modelo DSGE para a pequena economia aberta e as estimativas para os parâmetros que não são da regra de política monetária. Mais especificamente, analisamos como o ajuste do modelo DSGE-VAR se altera na medida que relaxamos as restrições entre as equações do modelo DSGE. A partir de uma perspectiva de gestão da política econômica, esta análise é informativa quanto ao fato de que as previsões devem ser conduzidas a partir de uma especificação empírica firmemente parametrizada semelhante ao modelo DSGE ou com um VAR que usa pouca informação *a priori*.

A tabela 3 mostra o logaritmo da verossimilhança marginal do modelo DSGE assim como do DSGE-VAR, onde iteramos sobre um grid que contém os valores para $\lambda = 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.8, 1, 1.2, 1.4$. Como discutido anteriormente, altos valores para λ correspondem a impor firmemente as restrições do modelo DSGE enquanto valores baixos implicam uma priori relativamente plana sobre os parâmetros do modelo VAR. A tabela 3 também mostra o *posterior odds* em relação ao modelo de melhor ajuste, que é computada sobre a hipótese de que todas as especificações têm probabilidades iguais.

Em estudos anteriores que utilizavam a metodologia DSGE-VAR, Negro e Schorfheide (2004) e Negro et al. (2007) usaram uma especificação VAR com quatro defasagens o que é bastante normal em aplicações com 20 a 40 anos de dados trimestrais. Uma vez que temos 17 anos de dados trimestrais, uma especificação usando um VAR(4) implicaria que estaríamos com 68 observações para determinar 20 parâmetros por equação. Conseqüentemente, um DSGE-VAR com quatro defasagens demandaria um alto valor de λ , não porque o modelo DSGE é um bom descritor dos dados, mas porque apenas uma priori muito mais apertada é capaz de reduzir a variância das estimativas. Assim, decidimos prosseguir com a análise usando duas e três defasagens conforme mostra a tabela 3.

Tabela 3 – Ajuste para o modelo DSGE

Especificação	Lambda	Log Ver. Marginal	Posterior odds	Log Ver. Marginal	Posterior odds
DSGE		-800.53		-800.53	
DSGE-VAR		2 Defasagens		3 Defasagens	
	0.3	-600.30 (*)	(1.000)	-605.00	(0.300)
	0.4	-601.60	(0.756)	-592.30	(0.756)
	0.5	-604.60	(0.610)	-590.7 (*)	(1.000)
	0.6	-608.80	(0.535)	-592.10	(0.835)
	0.8	-616.90	(0.408)	-597.20	(0.310)
	1.0	-624.60	(0.260)	-603.20	(0.280)
	1.2	-631.30	(0.200)	-608.5	(0.200)
	1.4	-637.50	(0.125)	-613.70	(0.100)
	1.6	-642.40	(0.118)	-618.70	(0.105)
	1.8	-647.30	(0.085)	-622.60	(0.090)
	2.0	-651.00	(0.080)	-627.30	(0.070)
	2.5	-658.80	(0.040)	-634.50	(0.050)

Fonte: Elaborado pelo autor.

A partir da tabela 3 percebemos que para qualquer valor de λ o logaritmo da verossimilhança marginal para duas defasagens é sempre maior em módulo do que os valores desta estatística para três defasagens, indicando que aumentar o número de defasagens e assim, o número de parâmetros livres, aumenta o ajuste do modelo empírico. Se aumentamos o número de defasagens para 4, o logaritmo da verossimilhança marginal diminui consideravelmente. Outra evidência da tabela 3 é que o melhor ajuste é encontrado para um valor de λ que é maior para a especificação VAR(3) do que VAR(2). Usando a notação já apresentada na seção de metodologia, $\hat{\lambda}$ recebe os valores 0.5 e 0.3, respectivamente. As restrições do modelo DSGE ajudam em parte porque elas reduzem o número de parâmetros livres e esta redução se torna mais valiosa na medida em que as defasagens aumentam. Finalmente, o ajuste do modelo DSGE é consideravelmente pior do que o ajuste do modelo DSGE-VAR($\hat{\lambda}$), independentemente do número de defasagens. Isto também se torna evidente na medida em que avaliamos as *posterior odds* do modelo DSGE em relação ao DSGE-VAR($\hat{\lambda}$) que indicam que de um ponto de vista estatístico existem evidências de que as restrições cruzadas são violadas nos dados.

No que tange aos resultados obtidos para os parâmetros do modelo DSGE que não são relacionados à política monetária, eles são apresentados na tabela 4. A primeira coluna da tabela mostra a média e o desvio-padrão da distribuição *a priori*. Eles são os mesmos da tabela 1 e são apresentados aqui para facilitar a interpretação dos resultados. A segunda coluna apresenta a média e desvio-padrão obtidos a partir da estimação do modelo DSGE e em função da má especificação já discutida anteriormente, é importante avaliar se as restrições entre as equações afetam a inferência sobre os parâmetros do modelo DSGE. Portanto, a terceira coluna mostra as estimativas obtidas usando o modelo DSGE-VAR($\hat{\lambda}$). Os dados fornecem pouca informação sobre r^{SS} , que entra nas equações log linearizadas por meio do fator de desconto β . A participação da importação estimada é aproximadamente 50%, que não é muito diferente da priori estabelecida e dos resultados de Furlani, Portugal e Laurini (2010). A média a posteriori de τ diminuiu comparada com sua priori bem como seu desvio-padrão. O mesmo prevalece para κ .

Os desvios-padrão estimados para os choques da política monetária são de cerca de 10 a 55 pontos base. Uma vez que o modelo DSGE sozinho exibe pouca propagação endógena, a dinâmica dos dados é em sua maior parte capturada pelos parâmetros de autocorrelação estimados dos processos de choque exógeno. Os termos de troca são puramente exógenos no modelo DSGE e assim, a média a posteriori de ρ_q e σ_q medem a autocorrelação e desvio-padrão na nossa série de termos de troca. As estimativas para o processo de inflação externa π_t^* , ρ_{π^*} e σ_{π^*} , capturam a persistência de sua volatilidade. As outras fontes de flutuações cíclicas são o choque na demanda externa, y_t^* , e o choque no crescimento tecnológico, z_t . As autocorrelações estimadas para esses choques são 0.54 e 0.35. Em geral as estimativas obtidas dos parâmetros a partir da representação em espaço

Tabela 4 – Parâmetros do modelo DSGE (média e desvio-padrão em parênteses)

Parâmetro	Priori	DSGE	DSGE-VAR 3 lags, $\hat{\lambda} = 0.5$
α	0.50 (0.08)	0.49 (0.08)	0.41 (0.07)
r^{SS}	2.50 (1.00)	2.50 (1.00)	2.52 (1.00)
κ	0.50 (0.25)	0.50 (0.51)	0.18 (0.09)
τ	0.50 (0.20)	0.50 (0.19)	0.20 (0.12)
ρ_z	0.80 (0.10)	0.79 (0.10)	0.35 (0.05)
ρ_q	0.80 (0.10)	0.80 (0.09)	0.54 (0.10)
ρ_{y^*}	0.50 (0.10)	0.50 (0.09)	0.60 (0.08)
ρ_{π^*}	0.50 (0.10)	0.50 (0.09)	0.38 (0.07)
σ_z	0.15 (2.00)	0.15 (0.30)	1.50 (0.32)
σ_q	0.15 (2.00)	0.16 (0.29)	0.51 (0.10)
σ_{y^*}	0.15 (2.00)	0.15 (0.23)	0.50 (0.54)
σ_{π^*}	0.10 (2.00)	0.09 (0.15)	1.47 (0.26)
σ_R	0.15 (2.00)	0.16 (0.42)	0.68 (0.11)

Fonte: Elaborado pelo autor.

de estados do modelo DSGE e DSGE-VAR não são similares, dado que apenas para os parâmetros α e r^{SS} os resultados para a média a posteriori são semelhantes. A justificativa é que o modelo DSGE-VAR pode capturar a má especificação do modelo desviando-se das restrições entre as equações, onde o modelo DSGE diretamente estimado tem que absorver esta má especificação nos processos de choque exógeno.

2.4.3 Determinantes da inflação

Esta seção discute as respostas ao impulso das variáveis endógenas a choques internos e externos. Dado que neste modelo o BACEN está em um regime de metas de inflação, a discussão focará sobre os determinantes da dinâmica da inflação. Especialmente, já constatamos anteriormente que o Banco Central aparentemente responde a mudanças na taxa de câmbio, inflação e desvios do produto. Esta política de gestão isolou a economia, e em particular a inflação, de choques externos?

As figuras 1, 2, 3, 4 e 5 do apêndice mostram as funções de resposta ao impulso dos choques descritos na seção onde apresentamos o modelo teórico: termos de troca, produto externo, inflação externa, tecnologia e taxa de juros. Nas figuras, temos duas funções de resposta ao impulso, uma verde e outra azul. Ambas as funções são computadas por meio do modelo DSGE. A diferença entre elas consiste na estimação dos parâmetros deste modelo. A azul é baseada nas estimativas do modelo DSGE enquanto a verde reflete o modelo DSGE-VAR($\hat{\lambda} = 0.5$) com 3 defasagens. De um ponto de vista qualitativo percebemos diferenças entre as funções para todos os choques. A principal diferença entre elas é que as curvas verdes possuem maior variância, refletindo os maiores desvios-padrão estimados para os choques por meio do modelo DSGE-VAR($\hat{\lambda} = 0.5$) com 3 defasagens (documentados na tabela 4).

No que tange à análise do impactos dos choques, percebemos que há divergências nas respostas ao impulso para os choques dependendo do modelo utilizado. Como o modelo DSGE-VAR($\hat{\lambda} = 0.5$) com 3 defasagens teve o melhor ajuste aos dados, as conclusões são baseadas nele. É importante salientar que desta forma, o uso de modelos DSGE em séries temporais de tamanho pequeno mostra, pelo menos para o presente modelo teórico, que os resultados podem não ser consistentes e prejudiciais para a tomada de decisão da autoridade monetária. Assim, o presente ensaio contribui na medida que evidência empiricamente tais distorções.

Tais divergências são fortes principalmente na análise das respostas ao impulso de choques na taxa de juros (regra de Taylor) dado que os resultados do modelo DSGE-VAR são divergentes em magnitude e direção para a taxa de juros, taxa de câmbio e termos de troca. Assim, na medida que a taxa de juros aumenta a inflação diminui, o produto aumenta e a taxa de câmbio se aprecia o que não seria atingido caso o modelo DSGE puro fosse utilizado.

Em termos dos determinantes da inflação, a característica interessante é de acordo com o modelo DSGE-VAR, os choques que tem o maior impacto sobre a inflação são externos (produto e inflação). Em resumo, as respostas ao impulso indicam a presença de forte movimento em conjunto entre a inflação e as variáveis externas. Essas conclusões sugerem que a autoridade monetária não tem obtido sucesso em isolar a inflação de distúrbios externos.

2.5 CONCLUSÃO

Estimamos o modelo DSGE proposto por Lubik e Schorfheide (2007) para o Brasil utilizando dados do Produto Interno Bruto, IPCA, Selic, Taxa de Câmbio e Termos de Troca para o período de metas de inflação. Também, estimamos um VAR bayesiano com a priori gerada a partir do mesmo modelo DSGE, seguindo a metodologia DSGE-VAR proposta em Negro e Schorfheide (2004), Negro et al. (2007) e Negro e Schorfheide (2007). O objetivo do modelo DSGE-VAR é verificar se as respostas fornecidas pelo modelo DSGE são robustas à presença de má especificação, onde esta é definida como desvios em relação às restrições impostas pelo modelo.

Nossos resultados empíricos são resumidos como segue. Primeiro, nossa estimativa para a função de reação da política monetária indica que o Banco Central do Brasil responde aos movimentos na taxa de câmbio. Segundo, a nossa análise DSGE-VAR se mostrou útil dado que consegue prevenir as estimativas VAR das restrições geradas pelo modelo DSGE (em parte por causa da pequena amostra utilizada na estimação). Terceiro, ambas as estimativas do modelo DSGE e DSGE-VAR indicam que a variabilidade observada na inflação é conduzida por choques externos. Além disso, a partir das evidências estatísticas

de que má especificação do modelo DSGE, o DSGE-VAR implica em uma dinâmica da resposta aos choques estruturais muito distinta das funções resposta ao impulso do modelo DSGE.

Uma importante ressalva para o exercício de análise da política econômica é que o modelo DSGE usado aqui tem muitas hipóteses restritivas e, portanto, não pode capturar algum importante trade-off. Apesar disso, acreditamos que algumas lições podem ser aprendidas a partir deste exercício e que podem ser transferidas para modelos mais sofisticados: primeiro, o resultado do experimento é muito sensível às estimativas para os parâmetros que descrevem a forma como os choques exógenos se movimentam. Segundo, a presença de má especificação, ou seja, o fato de que o modelo DSGE é rejeitado em relação a um modelo parametrizado de forma mais relaxada, pode implicar que as respostas obtidas a partir do modelo DSGE não sejam robustas como mostramos no presente ensaio. A metodologia DSGE-VAR fornece maneiras de validar a robustez da assessoria política proporcionada pelos modelos DSGE sobre diferentes hipóteses de má especificação e esperamos que isto possa ser útil para trabalhos aplicados no Banco Central do Brasil.

2.6 REFERÊNCIAS

- AGHION, P.; HOWITT, P. *A model of growth through creative destruction*. Cambridge, 1990.
- AN, S.; SCHORFHEIDE, F. Bayesian analysis of dsge models. *Econometric reviews*, Taylor & Francis, New York, v. 26, n. 2-4, p. 113–172, 2007.
- ARULAMPALAM, M. S. et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 50, n. 2, p. 174–188, 2002.
- BAUMOL, W. J. The transactions demand for cash: An inventory theoretic approach. *The Quarterly Journal of Economics*, JSTOR, Cambridge, p. 545–556, 1952.
- CAETANO, S. M.; MOURA, G. V. Um modelo macroeconômico híbrido para o brasil: um mix de modelos dsge e var. Foz, 2014.
- CASTRO, M. R. D. et al. Samba: Stochastic analytical model with a bayesian approach. *Brazilian Review of Econometrics*, Rio de Janeiro, v. 99, n. 99, 2011.
- CHRISTIANO, L. J.; EICHENBAUM, M.; EVANS, C. L. Nominal rigidities and the dynamic effects of a shock to monetary policy. *Journal of political Economy*, JSTOR, v. 113, n. 1, p. 1–45, 2005.
- CHRISTOFFEL, K.; COENEN, G.; WARNE, A. The new area-wide model of the euro area. *ECB working*, 2008.
- FERNÁNDEZ-VILLAVERDE, J. The econometrics of dsge models. *SERIEs*, Springer, v. 1, n. 1-2, p. 3–49, 2010.
- FERNÁNDEZ-VILLAVERDE, J.; RAMÍREZ, J. F. R.; SCHORFHEIDE, F. *Solution and Estimation Methods for DSGE Models*. Cambridge, 2016.
- FERREIRA, D. Regra de taylor e política monetária no brasil: considerações empíricas a partir de um modelo dsge para uma pequena economia aberta. *Revista Teoria e Evidência Econômica*, Passo Fundo, v. 21, n. 44, 2015.
- FLORIAN, D.; MONTORO, C. Development of mega-d: A dsge model for policy analysis. *Central Reserve Bank of Peru*, 2009.
- FURLANI, L. G. C.; PORTUGAL, M. S.; LAURINI, M. P. Exchange rate movements and monetary policy in brazil: Econometric and simulation evidence. *Economic Modelling*, Elsevier, Surrey, v. 27, n. 1, p. 284–295, 2010.
- GALI, J.; MONACELLI, T. Monetary policy and exchange rate volatility in a small open economy. *The Review of Economic Studies*, Oxford University Press, v. 72, n. 3, p. 707–734, 2005.
- GERTLER, M.; GILCHRIST, S.; NATALUCCI, F. M. External constraints on monetary policy and the financial accelerator. *Journal of Money, Credit and Banking*, Wiley Online Library, Columbus, v. 39, n. 2-3, p. 295–330, 2007.
- GONZÁLEZ, A. et al. Policy analysis tool applied to colombian needs: Patacon model description. *Ensayos sobre Política Económica*, Banco de la República, Colombia, v. 29, n. 66, p. 222–245, 2011.

GROSSMAN, G. M.; HELPMAN, E. *Innovation and growth in the global economy*. [S.l.]: MIT press, 1993.

HARRISON, R. et al. *The Bank of England quarterly model*. [S.l.]: Bank of England London, 2005.

HODGE, A. et al. *A small BVAR-DSGE model for forecasting the Australian economy*. Ankara: Economic Research Department, Reserve Bank of Australia, 2008.

HODRICK, R. J.; PRESCOTT, E. C. Postwar us business cycles: an empirical investigation. *Journal of Money, credit, and Banking*, JSTOR, p. 1–16, 1997.

IRELAND, P. N. A method for taking models to the data. *Journal of Economic Dynamics and Control*, Elsevier, v. 28, n. 6, p. 1205–1226, 2004.

IRELAND, P. N. Technology shocks in the new keynesian model. *Review of Economics and Statistics*, MIT Press, v. 86, n. 4, p. 923–936, 2004.

KAM, T.; LEES, K.; LIU, P. Uncovering the hit list for small inflation targeters: A bayesian structural analysis. *Journal of Money, Credit and Banking*, Wiley Online Library, Columbus, v. 41, n. 4, p. 583–618, 2009.

KEYNES, J. M. *A tract on monetary reform*. Macmillan and co, 1924.

LEES, K. et al. Introducing kitt: The reserve bank of new zealand new dsge model for forecasting and policy design. *Reserve Bank of New Zealand Bulletin*, Reserve Bank of New Zealand, v. 72, n. 2, p. 5–20, 2009.

LINARDI, F. de M. et al. *Assessing the Fit of a Small Open-Economy DSGE Model for the Brazilian Economy*. Brasilia, 2016.

LUBIK, T. A.; SCHORFHEIDE, F. *A Bayesian Look at New Open Economy Macroeconomics*. [S.l.]: Cambridge: MIT Press, 2005.

LUBIK, T. A.; SCHORFHEIDE, F. Do central banks respond to exchange rate movements? a structural investigation. *Journal of Monetary Economics*, Elsevier, Amsterdam, v. 54, n. 4, p. 1069–1087, 2007.

LUCAS, R. E. Econometric policy evaluation: A critique. In: NORTH-HOLLAND. *Carnegie-Rochester conference series on public policy*. [S.l.], 1976. v. 1, p. 19–46.

LUCAS, R. E. On the mechanics of economic development. *Journal of monetary economics*, Elsevier, Amsterdam, v. 22, n. 1, p. 3–42, 1988.

MEDINA, J. P.; SOTO, C. et al. The chilean business cycles through the lens of a stochastic general equilibrium model. *Central Bank of Chile Working Papers*, Santiago, v. 457, 2007.

MURCHISON, S.; RENNISON, A. et al. *ToTEM: The Bank of Canada's New Quarterly Projection Model*. [S.l.], 2006.

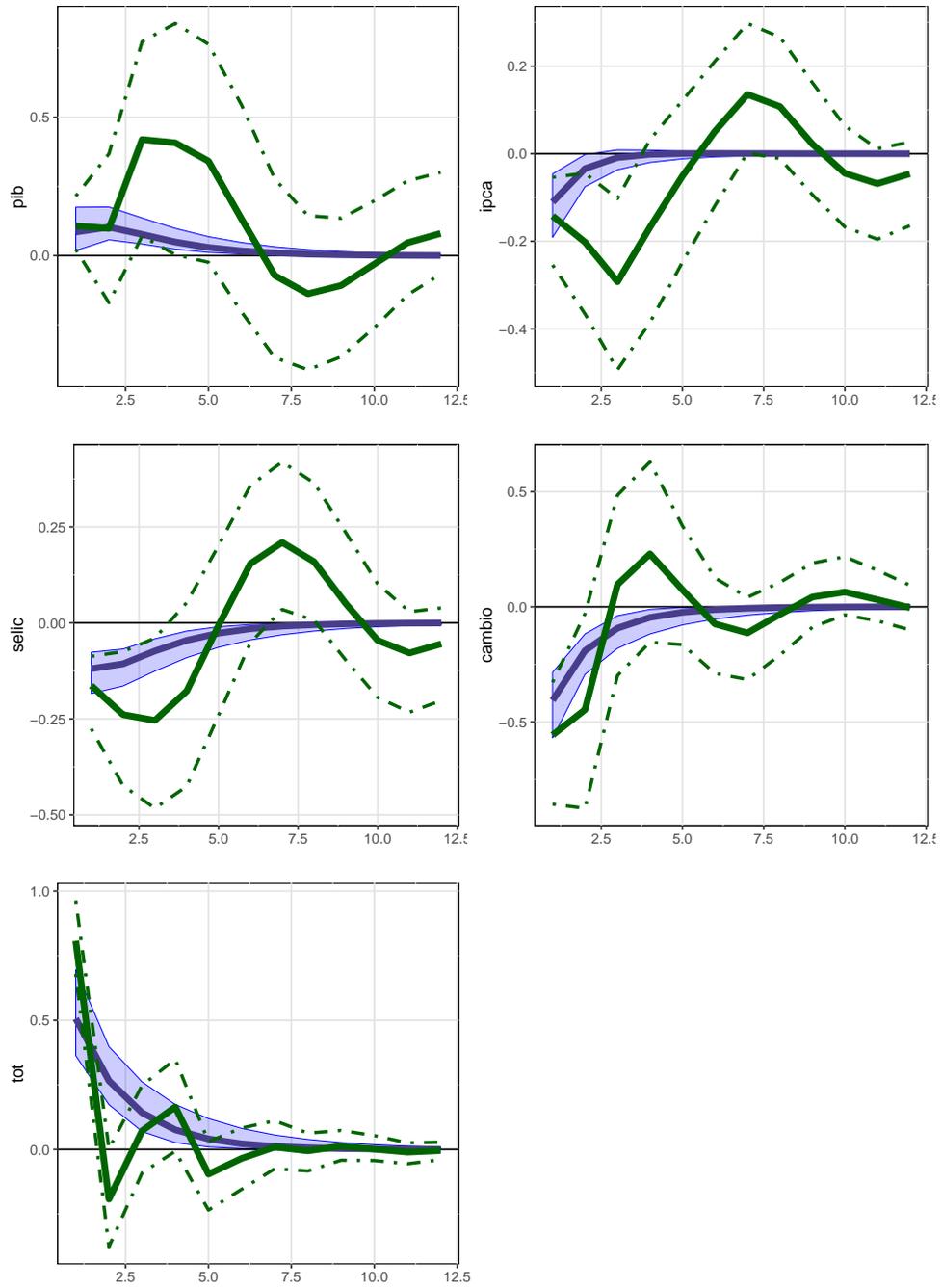
NEGRO, M. D.; SCHORFHEIDE, F. Priors from general equilibrium models for vars. *International Economic Review*, Wiley Online Library, v. 45, n. 2, p. 643–673, 2004.

- NEGRO, M. D.; SCHORFHEIDE, F. *Monetary policy analysis with potentially misspecified models*. Cambridge, 2007.
- NEGRO, M. D.; SCHORFHEIDE, F. Inflation dynamics in a small open economy model under inflation targeting. New York, 2008.
- NEGRO, M. D. et al. On the fit of new keynesian models. *Journal of Business & Economic Statistics*, Taylor & Francis, Washington, v. 25, n. 2, p. 123–143, 2007.
- NUNES, A. F. N. d. Três ensaios sobre intermediação financeira em modelos dsge aplicados ao brasil. Porto Alegre, 2015.
- O'HARA, K. *BMR: Bayesian Macroeconometrics in R*. s.l., 2015. R package version 0.5.3.
- PALMA, A. A. Ensaio sobre política monetária no brasil: preferências do banco central e taxa natural de juros. Porto Alegre, 2012.
- RAMSEY, F. P. A mathematical theory of saving. *The economic journal*, JSTOR, v. 38, n. 152, p. 543–559, 1928.
- REBELO, S. T. *Long run policy analysis and long run growth*. Cambridge, 1990.
- ROMER, D. *Advanced macroeconomics*. [S.l.]: mcgraw-hill companies, 1996.
- ROMER, P. Increasing returns and long run growth *journal of political economy*. Vol94, pp1002-1037, 1986.
- ROMER, P. *Endogenous technological change*. Cambridge, 1989.
- ROMER, P. M. Crazy explanations for the productivity slowdown. In: *NBER Macroeconomics Annual 1987, Volume 2*. [S.l.]: The MIT Press, 1987. p. 163–210.
- SAMUELSON, P. A. An exact consumption-loan model of interest with or without the social contrivance of money. *The journal of political economy*, JSTOR, p. 467–482, 1958.
- SCHORFHEIDE, F. *Estimation and evaluation of DSGE models: progress and challenges*. Cambridge, 2011.
- SMETS, F.; WOUTERS, R. Openness, imperfect exchange rate pass-through and monetary policy. *Journal of monetary Economics*, Elsevier, Amsterdam, v. 49, n. 5, p. 947–981, 2002.
- SMETS, F.; WOUTERS, R. An estimated dynamic stochastic general equilibrium model of the euro area. *Journal of the European economic association*, Wiley Online Library, v. 1, n. 5, p. 1123–1175, 2003.
- SOLOW, R. M. A contribution to the theory of economic growth. *The quarterly journal of economics*, JSTOR, Cambridge, p. 65–94, 1956.
- SOUZA, E. T. d. C. et al. Os efeitos da interação entre as políticas fiscal e monetária sobre variáveis macroeconomicas da economia brasileira. Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF), Juiz de Fora, 2016.
- STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Vector autoregressions. *The Journal of Economic Perspectives*, JSTOR, Nashville, v. 15, n. 4, p. 101–115, 2001.

TOBIN, J. The interest-elasticity of transactions demand for cash. *The Review of Economics and Statistics*, JSTOR, p. 241–247, 1956.

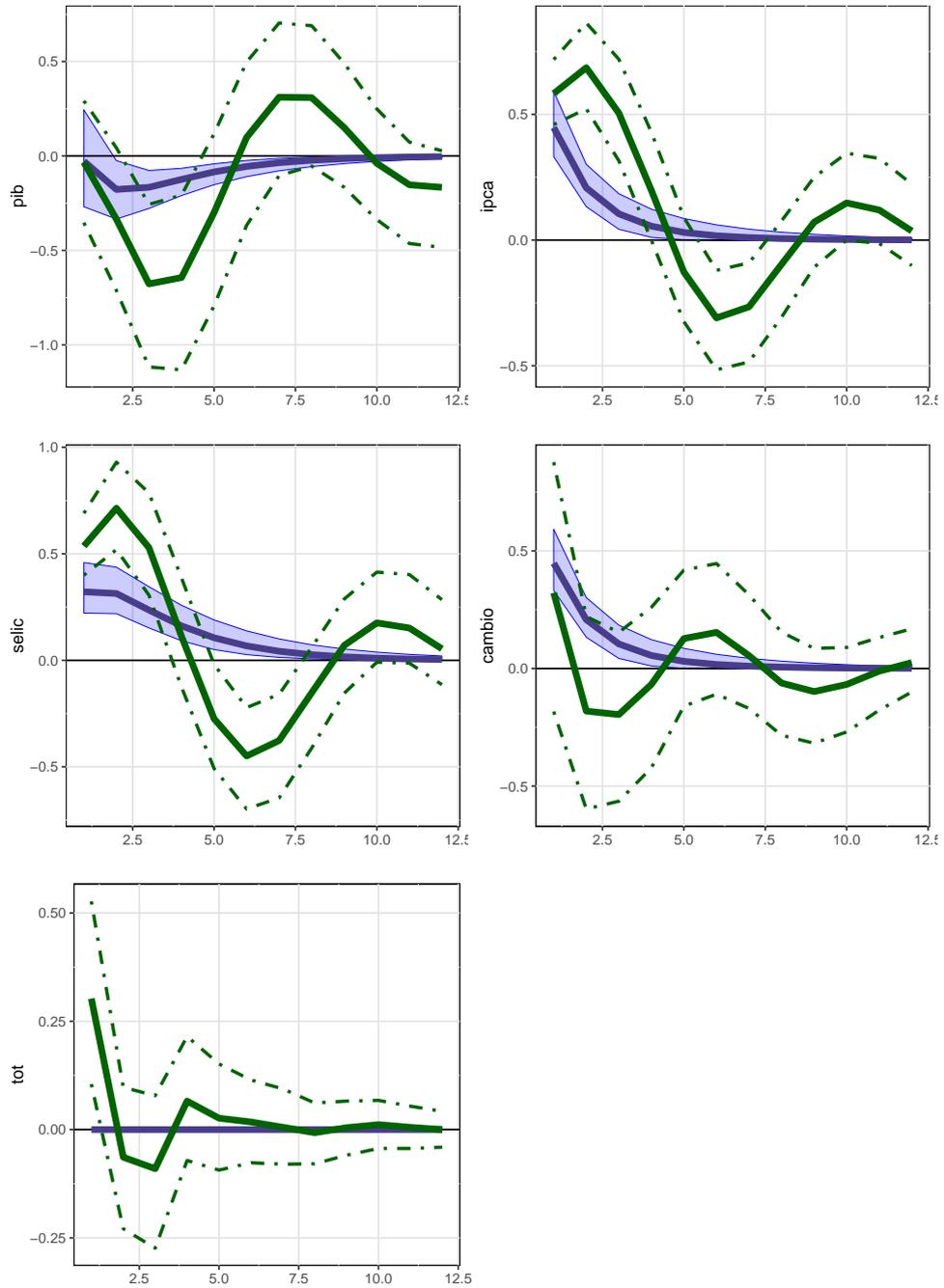
UHLIG, H. A toolkit for analysing nonlinear dynamic stochastic models easily. *QMRBC Codes*, Quantitative Macroeconomics & Real Business Cycles, 1998.

2.7 APÊNDICE A - GRÁFICOS

Figura 1 – Choque nos termos de troca, ρ_q 

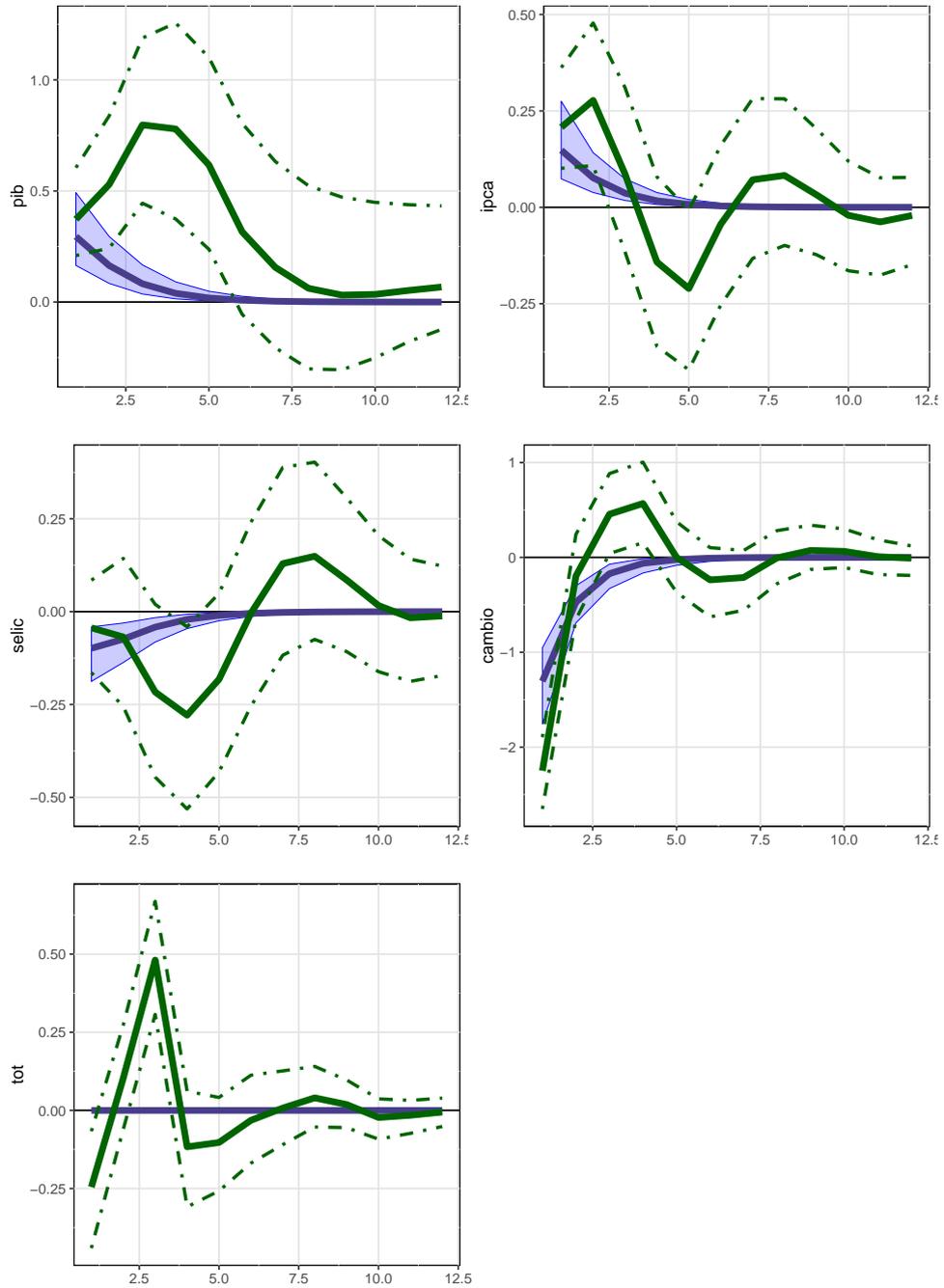
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 2 – Choque no produto externo, ρ_{y^*}

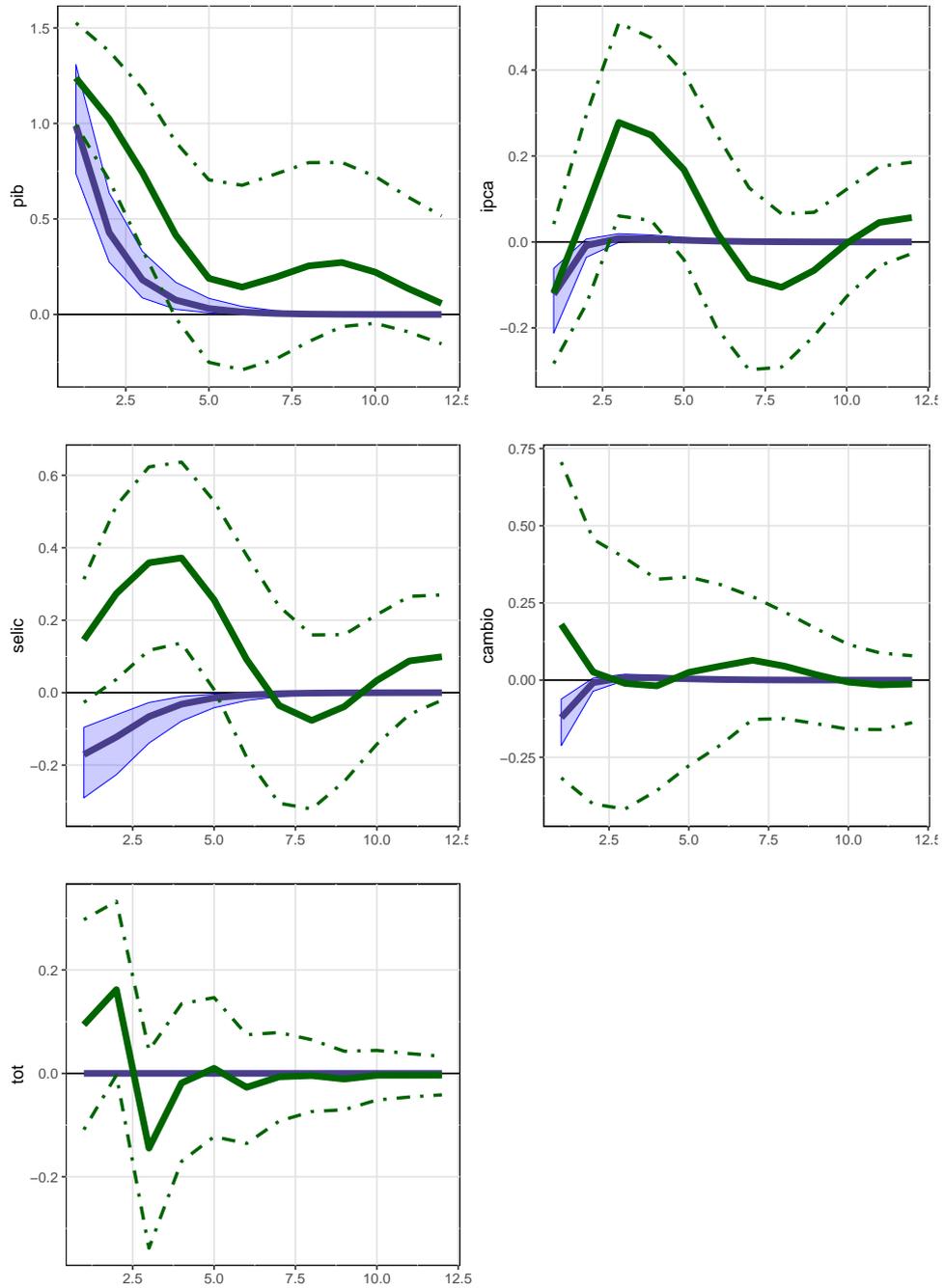


Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 3 – Choque na inflação externa, ρ_{π^*}

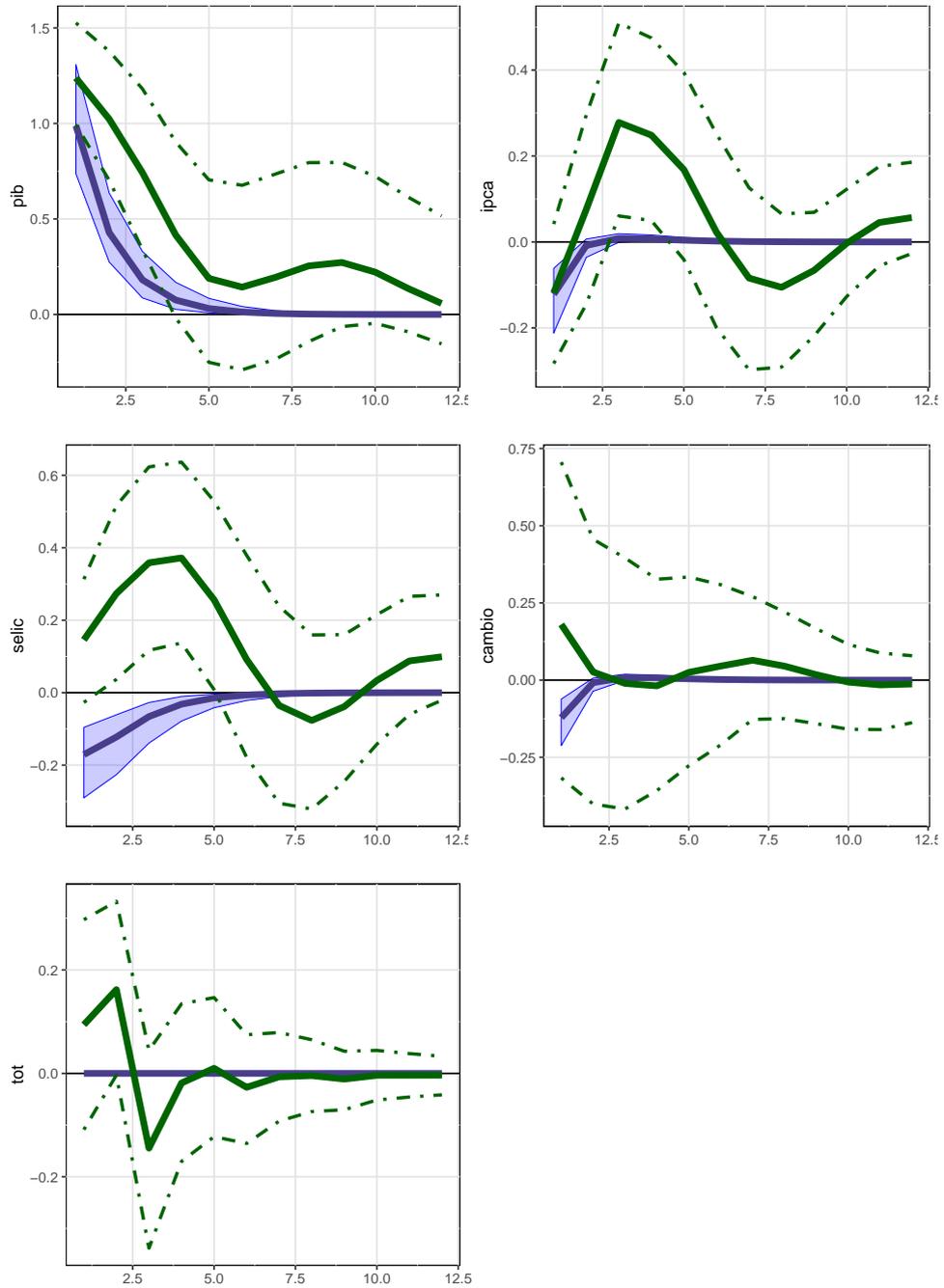


Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4 – Choque na tecnologia, ρ_z 

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 5 – Choque na taxa de juros, ρ_R



Fonte: Elaborado pelo autor.

3 UM ESTUDO EMPÍRICO DA DINÂMICA DA CORRELAÇÃO DO RETORNO DAS AÇÕES DO BRASIL

Neste capítulo examinamos empiricamente o comportamento da correlação entre o retorno de ações listadas na BMF&BOVESPA no período de 2000 a 2015. Para tanto, utilizamos modelos GARCH multivariados introduzidos por Bollerslev (1990) para extrair a série temporal das matrizes de correlação condicional dos retornos das ações. Com a série temporal dos maiores autovalores das matrizes de correlação condicional estimadas, aplicamos testes estatísticos (raiz unitária, quebra estrutural e tendência) para verificar a existência de tendência estocástica ou determinística para a intensidade da correlação entre os retornos das ações representadas pelos autovalores.

3.1 INTRODUÇÃO

A pioneira análise de Markowitz (1952) formalizou uma linha de pensamento que mostra a importância da otimização para a alocação de recursos em uma carteira de investimentos. Markowitz (1952) ressaltou que os preços dos ativos financeiros não se movem de modo perfeito o que caracteriza correlação imperfeita entre os retornos. Nesta condição, Markowitz (1952) mostrou que a variância total de uma carteira é reduzida pelo fato de que a variação no preço individual de um ativo ser compensada por variações complementares nos demais.

A diversificação é uma maneira de diminuir a exposição dos investidores ao risco idiossincrático (Campbell et al. (2001), Angelidis (2010)) que está associado à volatilidade idiossincrática¹ de um determinado ativo e afeta decisões relativas à gestão de carteiras (Angelidis (2010)). Porém, estudos (Falkenstein (1996), Campbell et al. (2001), Xu e Malkiel (2003)) têm mostrado que nem sempre os investidores são capazes de diversificar completamente o risco idiossincrático e que a quantidade necessária de ativos em uma carteira para atingir o benefício satisfatório de diversificação tem aumentado ao longo dos anos.

Costa, Mazzeu e Jr (2016) encontraram tendência negativa para a volatilidade idiossincrática de ações brasileiras no período de 1996 a 2010. Se tudo o mais permanecer constante, a queda no risco idiossincrático aumentaria a correlação entre o retorno de ativos conforme apontado por Campbell et al. (2001), Xu e Malkiel (2003), Kearney e Potì (2006) e Angelidis (2010). Porém, a simples correlação de Pearson² utilizadas nestes

¹Uma forma de precificar a volatilidade idiossincrática é pela parcela da variabilidade total do rendimento atrelada a fatores peculiares do ativo

²Neste contexto, correlação é uma medida de tendência dos retornos de um ativo mover em conjunto com os retornos de outro ativo. Em outras palavras, dois ativos que são não correlacionados deveriam

estudos demanda cautela, pois ela é uma medida estatística sujeita a erros de estimação e que pode variar ao longo do tempo e em circunstâncias diferentes. A correlação é distorcida na presença de caudas pesadas na distribuição dos retornos, mostrando um grau de interdependência maior do que a existente, especialmente em períodos de crises onde muitos ativos tendem a ter maior volatilidade (Isogai et al. (2015)). Além disso, séries temporais financeiras apresentam propriedades peculiares (conhecidas como fatos estilizados³) que podem afetar a estimação da correlação entre o retorno dos ativos (Fama (1965), Mandelbrot (1963) e Mantegna e Stanley (1999)).

Dada a importância da correlação entre ativos para a diversificação de carteiras, as imperfeições nas quais estão sujeitas as medidas lineares de correlação e as conclusões de Costa, Mazzeu e Jr (2016) sobre a tendência de queda do risco idiosincrático no mercado acionário brasileiro, o presente estudo tem como objetivo contribuir para a pesquisa brasileira na medida em que examina empiricamente o comportamento da correlação entre o retorno de ações listadas na BMF&BOVESPA no período de 2000 a 2015.

Para tanto, utilizamos modelos GARCH Multivariado introduzidos por Bollerslev (1990) para extrair a série temporal das matrizes de correlação condicional dos retornos das ações. Com a série temporal dos maiores autovalores das matrizes de correlação condicional estimadas, aplicamos testes estatísticos (raiz unitária, quebra estrutural e tendência) para verificar a existência de tendência estocástica ou determinística para a intensidade da correlação entre os retornos das ações representadas pelos autovalores. Nossas conclusões confirmam que tanto em períodos de crises nacionais como turbulências internacionais, há intensificação da correlação entre as ações. Contudo, não encontramos qualquer tendência de longo prazo na série temporal dos maiores autovalores das matrizes de correlação condicional.

As tentativas iniciais de construção de modelos para as covariâncias condicionais, como por exemplo, o modelo Vech de Bollerslev, Engle e Wooldridge (1988) e o modelo Bekk de Engle e Kroner (1995), sofreram da chamada maldição da dimensionalidade⁴. Nesse contexto, os modelos de correlações condicionais de Bollerslev (1990)⁵ emergem como

não ter relação linear e sistemática entre seus retornos ao longo do tempo. Combinando ativos não correlacionados, os movimentos de um ativo podem mitigar, ao menos parcialmente, os movimentos do segundo ativo, reduzindo a volatilidade média de um portfólio.

³ *a)* Estacionariedade: as propriedades da série são invariantes ao longo do tempo; *b)* fraca ou nenhuma dependência linear e uma dependência não linear: a série normalmente é pouco ou não autocorrelacionada, mas a série do quadrado das observações é autocorrelacionada; *c)* não-normalidade: as distribuições das séries financeiras geralmente apresentam caudas pesadas e presença de assimetria, distanciando da distribuição Normal; *d)* existência de conglomerados de volatilidade: a série financeira costuma alterar períodos de alta volatilidade e períodos de baixa volatilidade, ou seja, a variância condicional da série varia o longo do tempo.

⁴ Nessas especificações, o número de parâmetros cresce rapidamente à medida que a dimensão do problema aumenta, criando dificuldades no processo de estimação e introduzindo erro de estimação nas matrizes de covariâncias estimadas

⁵ A principal atratividade dos modelos de correlações condicionais é a possibilidade de estimar separa-

alternativas mais parcimoniosas e que requerem uma quantidade menor de parâmetros a serem estimados.

O restante do ensaio é organizado como segue: enquanto a seção 2 apresenta o referencial teórico, a seção 3 discute a metodologia por meio da exposição da relação entre correlação e risco idiossincrático além de apresentar os modelos GARCH Multivariados, testes estatísticos utilizados e teoria de matrizes aleatórias e autovalores; a seção 4 aponta os resultados encontrados e a seção 5 conclui e propõe futuras pesquisas.

3.2 REFERENCIAL TEÓRICO

Pesquisar e analisar o comportamento dos preços dos ativos financeiros foi e permanece um anseio em diversos estudos. A pioneira análise de Markowitz (1952) desencadeou uma linha de pensamento que propunha a mensuração do risco de ativos a partir do retorno esperado e sua variância. Porém, a difícil aplicabilidade inerente ao cálculo das covariâncias entre os ativos individuais motivou Sharpe (1964), Lintner (1965) e Mossin (1966) a desenvolverem o *Capital Asset Pricing Model (CAPM)* que relaciona o retorno esperado de um ativo ao seu risco não-diversificável e ao retorno do ativo livre de risco. Por outro lado, o risco idiossincrático é tratado no CAPM como aquele que pode ser diversificado de alguma maneira.

Não obstante, a não verificação empírica do CAPM (Basu (1977), Banz (1981), Lakonishok e Shapiro (1986), Fama e French (1992)) conduziu trabalhos que buscam explicar os diferentes fatores de risco além do fator beta que podem determinar o retorno de um ativo. Dentre eles, destaca-se o modelo de três fatores de Fama e French que além do fator mercado, considera o tamanho da empresa (definido pelo valor de mercado do patrimônio líquido) e o índice *book-to-market* (relação entre o valor contábil e o valor de mercado do patrimônio líquido) como determinantes do retorno dos ativos.

Estes trabalhos revelam a importância da volatilidade agregada do mercado para a teoria de carteiras e modelos de precificação de ativos. Porém, Campbell et al. (2001) indicam que esta volatilidade é apenas um dos componentes do retorno de uma ação individual e sugerem que choques em níveis setoriais (indústrias) e específicos das firmas (idiossincráticos) são indispensáveis para a mensuração do retorno da ação. Entre as conclusões apresentadas por Campbell et al. (2001) destaca-se a queda na correlação média entre as ações do mercado acionário dos EUA no período de 1962 a 1997 acompanhada por um aumento na volatilidade idiossincrática. Este fenômeno, conforme destacam, fez com que o poder explicativo do modelo de mercado, para uma ação típica, diminuísse e,

damente variâncias univariadas e a matriz de correlações. Essa decomposição da matriz de covariâncias em variâncias e correlações simplifica a estimação e torna o modelo mais flexível e mais atrativo em relação às especificações Garch multivariadas de Bollerslev, Engle e Wooldridge (1988) e Engle e Kroner (1995), especialmente no que se refere à possibilidade de sua utilização em problemas que envolvem um grande número de séries temporais

ao mesmo tempo, o número de ações necessárias para alcançar um determinado nível de diversificação, aumentasse.

A volatilidade idiossincrática está associada ao risco idiossincrático que é específico a um determinado ativo. Uma forma de precificá-la é pela parcela da variabilidade total do rendimento atrelada a fatores peculiares do ativo. Estudos têm mostrado (Falkenstein (1996), Campbell et al. (2001), Xu e Malkiel (2003)) que nem sempre os investidores são capazes de diversificar o risco completamente, sendo o risco idiossincrático um importante fator para este tipo de investidor.

Falkenstein (1996) propõe que investidores possuem vantagem comparativa em comprar certos ativos o que faz com que diferentes tipos de investidores tenham carteiras enviesadas. Campbell et al. (2001) salientam que muitos investidores possuem grande quantidade de ações e falham em não diversificar da maneira correta ou têm suas participações restritas por políticas corporativas de remuneração. Além disso, fundos de investimento ou grandes instituições financeiras podem comprar elevada quantidade de ações de uma mesma empresa e influenciar seus preços, bem como a conduta de seus gestores. Este comportamento por parte do mercado é conhecido como *institutional ownership* que tem sido analisada (Campbell et al. (2001), Xu e Malkiel (2003), Dennis e Strickland (2004), Brandt et al. (2010)) como um dos possíveis determinantes do comportamento da volatilidade idiossincrática.

Evidências foram encontradas de que a volatilidade idiossincrática aumentou ao longo do tempo, tanto em termos absolutos quanto em relação à variância do mercado e da indústria. Este efeito tem sido documentado nos mercados de ações dos EUA (Campbell et al. (2001), Xu e Malkiel (2003), Boyer, Mitton e Vorkink (2010), Brandt et al. (2010)) e de países desenvolvidos e emergentes (Morck, Yeung e Yu (2000), Li et al. (2004), Kearney e Potì (2008)).

Os resultados encontrados por Campbell et al. (2001) para ações do mercado acionário dos EUA no período de 1962 a 1997 sugerem que, apesar da volatilidade do mercado não apresentar nenhuma tendência, a volatilidade idiossincrática aumentou perceptivelmente. Como consequência do aumento da volatilidade idiossincrática em detrimento da volatilidade de mercado estável, a correlação média entre as ações diminuiu, assim como o poder do modelo de mercado. Além disso, Campbell et al. (2001) mostraram que as três medidas de volatilidade (mercado, indústria e firma) cresceram em momentos de recessão e ajudam a prever o crescimento do PIB.

Em busca de examinar as conclusões de Campbell et al. (2001) e até mesmo confrontá-las, pesquisas (Xu e Malkiel (2003), Kearney e Potì (2008), Sousa e Serra (2008), Angelidis (2010), Brandt et al. (2010)) que utilizam a mesma metodologia ou que propõem novas abordagens para as medidas de volatilidade desagregada surgiram como consequência

deste trabalho precursor.

Xu e Malkiel (2003) estudaram o comportamento da volatilidade idiossincrática para o período posterior à segunda Guerra Mundial no mercado acionário dos EUA. Utilizando dados mensais do *Center for Research in Security Prices* (CRSP) e uma abordagem diferente, onde a volatilidade idiossincrática foi construída diretamente pelos resíduos do modelo de três fatores de Fama e French (1992), eles encontraram que a volatilidade individual das ações aumentou ao longo do período analisado, confirmando as descobertas de Campbell et al. (2001). Segundo Xu e Malkiel (2003) esta tendência não é apenas atribuída à crescente importância da *National Association of Securities Dealers Automated Quotations* (NASDAQ), mas também ao montante de ações individuais que são detidas por uma mesma instituição financeira.

Kearney e Potì (2008) examinaram a dinâmica do risco idiossincrático, risco de mercado e correlação dos retornos em 12 mercados de ações da zona do euro para o período de 1974 a 2004 utilizando-se do procedimento de Campbell et al. (2001) para decompor os componentes da volatilidade de uma ação, cuja construção foi feita com base em retornos semanais de cada ação para mensurar a volatilidade agregada mensal de cada componente. Eles encontraram uma tendência de alta na volatilidade idiossincrática e risco de mercado enquanto que a correlação média das ações se manteve estável. Sousa e Serra (2008), utilizando-se também do método de Campbell et al. (2001) e de dados diários e semanais, documentaram os padrões da volatilidade mensal do mercado como um todo e específica da firma no mercado de ações português ao longo do período 1991 – 2005 e testaram explicações para o comportamento da volatilidade idiossincrática. Ao contrário de estudos anteriores não encontram nenhuma evidência de aumento estatisticamente significativa na volatilidade idiossincrática. Pelo contrário, a razão do risco específico em relação ao risco total caiu ligeiramente, apesar do componente idiossincrático ser dominante ao longo do período analisado. Mostraram que este resultado deriva da listagem de grandes empresas privatizadas que apresentam um baixo risco específico, pois a ponderação das firmas pequenas faz com que a tendência se torne estatisticamente insignificante.

Para o caso brasileiro, são poucas as pesquisas que investigam o risco idiossincrático no mercado acionário brasileiro. Galdi e Securato (2007) estudaram a questão se o risco idiossincrático ajuda a explicar o retorno de uma carteira diversificada de ativos no mercado acionário brasileiro. Esse artigo utilizou as quinze principais ações do Índice BOVESPA. Os dados foram coletados diariamente (dias úteis) e abrangem o período de 1999 a 2006. Para estimar o risco específico da carteira, Galdi e Securato (2007) isolaram o componente idiossincrático da variância dos retornos da carteira através da remoção da variância associada ao risco sistêmico. Galdi e Securato (2007) não encontraram evidências de que o risco idiossincrático contribua para a explicação do retorno de uma carteira.

Ricca (2010) estudou a relação entre volatilidade idiossincrática, assimetria idios-

sincrática e retorno da ação no Brasil no período de 1998 a 2009. Ambos os indicadores de risco idiossincrático foram construídos com base nos resíduos de regressão, aplicando o Modelo de Três Fatores de Fama e French para as sessenta e nove ações mais líquidas negociadas na Bolsa de Valores – BM FBOVESPA. Enquanto a volatilidade idiossincrática baseou-se na raiz quadrada da média dos resíduos ao quadrado, a assimetria idiossincrática foi construída como a soma dos resíduos elevada à terceira potência, dividida pela volatilidade idiossincrática elevada à terceira potência. O autor concluiu que a volatilidade idiossincrática foi maior para as carteiras com maior assimetria idiossincrática. Além disso, a carteira com a maior volatilidade idiossincrática e assimetria idiossincrática também exibiu retorno maior do que aquela com volatilidade e assimetria mais baixa.

Mendonça et al. (2012) verificou a relação entre o risco idiossincrático e o retorno das ações no mercado brasileiro com uma amostra de 58 ações para o período de julho de 2005 a dezembro de 2010. Sua amostra, utilizando-se de dados diários, inclui todas as ações negociadas neste período, seguindo o critério adotado por Fu (2009), que exige que cada ação seja negociada por um mínimo de 15 dias em cada mês do período amostral. Por uma questão de conveniência, a pesquisa considerou apenas as ações presentes em todos os meses do período amostral. Para tanto, o autor calcula a volatilidade idiossincrática mensal de cada ativo através de dois métodos: a partir dos resíduos de regressões baseadas no modelo de três fatores de Fama e French (1992) e através do modelo EGARCH, que forneceu a volatilidade condicional. As duas medidas de volatilidade idiossincrática foram adicionadas a modelos de regressões *cross-section*, juntamente com outras variáveis explicativas (beta, valor de mercado, índice book-to-market, efeito momentum e liquidez). Os resultados mostram que a volatilidade idiossincrática apresenta influência positiva e significativa sobre o retorno e que o modelo de explicação mais apropriado é o que inclui todas as variáveis citadas, utilizando a volatilidade idiossincrática estimada através dos resíduos do modelo de três fatores de Fama e French (1992).

Em recente estudo, Costa, Mazzeu e Jr (2016) aplicou a abordagem de Campbell et al. (2001) em ações do mercado acionário brasileiro e encontrou uma tendência negativa para a volatilidade idiossincrática no período analisado (1996 a 2010). Como consequência, o estudo também notou que a correlação incondicional média entre as ações aumentou no mesmo período, uma vez que a parcela do risco total originada por fatores específicos de cada empresa caiu ao longo do período estudado.

3.3 METODOLOGIA

Nesta seção apresentamos a metodologia utilizada para o cálculo da medida de intensidade da correlação condicional entre os retornos das ações.

3.3.1 Risco de mercado, risco idiossincrático e correlação

Considere o seguinte modelo de mercado que pode ser escrito como um versão simplificada de Sharpe (1964) e Lintner (1965):

$$r_{i,t} = \beta_i r_{m,t} + \varepsilon_{i,t} = r_{m,t} + \eta_{i,t} \quad (3.1)$$

onde, $r_{i,t}$ é o excesso de retorno do ativo i em t sobre o ativo livre de risco, $r_{m,t}$ é o excesso de retorno da carteira de mercado, β_i é o coeficiente beta do ativo, $\varepsilon_{i,t}$ é o usual resíduo idiossincrático do CAPM e $\eta_{i,t}$ é o excesso de retorno ajustado de mercado do ativo i . Campbell et al. (1997) classificam 3.1 como um modelo de mercado ajustado caso seja assumido que β_i é igual a 1.

Considerando $w_{i,t}$ como o peso do ativo i na carteira de mercado em t , poder-se-á computar a variância média dos retornos de n ações como:

$$\sum w_{i,t} \text{Var}(r_{i,t}) = \text{Var}(r_{m,t}) + \sum w_{i,t} \text{Var}(\eta_{i,t}) + \sum w_{i,t} 2 \text{Cov}(r_{m,t}, \eta_{i,t}) \quad (3.2)$$

Note que a eliminação de β_i em 3.1 faz com que $r_{m,t}$ e $\varepsilon_{i,t}$ sejam ortogonais. Sabendo que a média ponderada dos coeficientes β_i é igual a 1, o último termo do lado direito da equação 3.2 é igual a zero e tem-se a decomposição de variância proposta por Campbell et al. (2001):

$$\text{VAR}_t = \sum w_{i,t} \text{Var}(r_{i,t}) \quad (3.3)$$

$$\text{VAR}_t = \text{Var}(r_{m,t}) + \sum w_{i,t} \text{Var}(\eta_{i,t}) + \sum w_{i,t} 2(\beta_i - 1) \text{Var}(r_{m,t}) \quad (3.4)$$

$$\text{VAR}_t = \text{MKT}_t + \text{FIRM}_t \quad (3.5)$$

Segundo Kearney e Potì (2006) apesar de ser intuitiva a conclusão de Campbell et al. (2001) de que uma tendência de alta no risco idiossincrático sem qualquer alteração no risco de mercado sugere uma queda na correlação média entre os ativos de uma carteira, não é trivial prever que o padrão na correlação média pode subir quando, por exemplo, o risco idiossincrático médio e o risco de mercado variam na mesma direção, mas em diferentes taxas. Para analisar todos os conjuntos de possíveis configurações do risco de mercado e o risco idiossincrático, Kearney e Potì (2006) reescreveram o termo MKT em 3.5 convertendo-o na notação matricial abaixo:

$$\text{MKT}_t = w_t' H_t w_t \quad (3.6)$$

onde $H_t = D_t R_t D_t$ e $[H_t]_{i,j} = h_{i,j,t}$.

Em 3.6, R_t é uma matriz $n \times n$ de correlações, D_t é uma matriz diagonal $n \times n$ com os elementos de sua diagonal principal representando os desvios padrões do excesso de retorno e w_t é um vetor $n \times 1$ de pesos. De 3.6 podemos reescrever:

$$MKT_t = w_t' D_t R_t D_t w_t \quad (3.7)$$

$$MKT_t = \sum \sum w_{i,t} w_{j,t} r_{i,j,t} d_{i,j,t} d_{i,j,t} \quad (3.8)$$

$$MKT_t = \frac{1}{n} \sum \sum r_t d_{i,i,t} d_{j,j,t} \quad (3.9)$$

$$MKT_t = \frac{r_t \left(i' D_t I D_t i \right)}{n} \quad (3.10)$$

onde: $r_t = \sum \sum w_{i,t} w_{j,t} r_{i,j,t}$. Em 3.10, I é uma matriz identidade $n \times n$, r_t é o coeficiente de correlação médio ponderado e i é um vetor unitário $n \times 1$. A variância da carteira, MKT_t , aumenta proporcionalmente com a correlação média, r_t , se a matriz de desvio padrão, D_t , permanece constante. Usando 3.10, pode-se reescrever 3.5 para a decomposição de variância como em 3.11:

$$VAR_t = \frac{r_t \left(i' D_t I D_t i \right)}{n} + FIRM_t \quad (3.11)$$

Resolvendo 3.11 para r_t , o coeficiente de correlação médio se torna:

$$r_t = n \left(\frac{w_t' D_t D_t i}{i' D_t D_t i} - \frac{FIRM_t}{i' D_t D_t i} \right) \quad (3.12)$$

e para carteiras igualmente ponderadas com $w_t = \frac{1}{n} i$, pode ser reescrita como:

$$r_t = n \left(\frac{1}{n} \frac{i' D_t D_t i}{i' D_t D_t i} - \frac{FIRM_t}{i' D_t D_t i} \right) \quad (3.13)$$

$$r_t = 1 - \frac{FIRM_t}{(i' D_t D_t i)/n} \quad (3.14)$$

$$r_t = 1 - \frac{FIRM_t}{VAR_t} = \frac{VAR_t - FIRM_t}{VAR_t} = \frac{MKT_t}{VAR_t} \quad (3.15)$$

Além disso, pode-se reescrever 3.15 como:

$$\begin{aligned} VAR_t &= r_t VAR_t + FIRM_t \\ &= MKT_t + FIRM_t \end{aligned} \quad (3.16)$$

Portanto, conforme Kearney e Potì (2006), a equação 3.16 nos diz que pelo menos para uma carteira de mercado igualmente ponderada, pode-se interpretar a correlação média como um parâmetro que para algum dado nível de risco total médio, divide este em risco de mercado e risco idiossincrático.

Porém, Kearney e Potì (2006) também salientam que a análise baseada apenas na computação de variâncias e covariâncias utilizando medidas de volatilidade agregadas (dados diários produzem as medidas mensais $FIRM_t$ e MKT_t) pode ser um complicador, pois não há garantia de que a soma dos quadrados e os produtos cruzados da estimativa da variância de mercado, variância do retorno de uma ação e correlação média incondicional sejam estimadores consistentes dos segundos momentos das distribuições dos retornos em cada ponto do tempo. Além disso, a agregação de dados diários ou semanais em dados mensais de menor frequência pode gerar problemas em caso de amostras pequenas.

Assim, conforme Kearney e Potì (2006), o presente ensaio aplica modelos GARCH Multivariados em séries temporais de retornos de ações listadas na BMF&BOVESPA no período de 2000 a 2015 para avaliar o comportamento da correlação condicional ao longo do tempo. Em busca de maior robustez nos resultados obtidos, várias especificações para esta abordagem econométrica são propostas dentre elas, o modelo com melhor ajuste é escolhido para o estudo da dinâmica da correlação condicional.

3.3.2 Modelos GARCH Multivariados

A capacidade de modelar a dinâmica da densidade multivariada tem implicações importantes para a gestão de risco e carteiras além da tomada de decisão em política econômica. Contudo, os modelos GARCH Multivariados revelaram-se muito desafiadores desde a extensão direta dos modelos GARCH univariados propostos por Bollerslev, Engle e Wooldridge (1988).

A generalização dos modelos GARCH univariados ao domínio Multivariado é conceitualmente simples. Considere o processo estocástico, \mathbf{x}_t $\{t = 1, 2, \dots, T\}$ de retornos financeiros com dimensão $N \times 1$ e vetor de média $\boldsymbol{\mu}_t$ ⁶, dado o conjunto de informações \mathbf{I}_{t-1} :

$$\mathbf{x}_t | \mathbf{I}_{t-1} = \boldsymbol{\mu}_t + \boldsymbol{\varepsilon}_t, \quad (3.17)$$

⁶O vetor de média pode, por exemplo, ser derivado a partir de um modelo VAR ou pode simplesmente representar a média incondicional dos retornos.

onde os resíduos do processo são modelados como:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_t = \mathbf{H}_t^{1/2} \mathbf{z}_t, \quad (3.18)$$

e $\mathbf{H}_t^{1/2}$ é uma matriz positiva definida $N \times N$ tal que \mathbf{H}_t é a matriz de covariância condicional de \mathbf{x}_t , e \mathbf{z}_t um vetor aleatório $N \times 1$ i.i.d. com os dois primeiros momentos centralizados e dimensionados:

$$E[\mathbf{z}_t] = \mathbf{0},$$

$$\text{Var}[\mathbf{z}_t] = \mathbf{I}_N, \quad (3.19)$$

com \mathbf{I}_N denotando a matriz identidade de ordem N . A matriz de covariância condicional \mathbf{H}_t de \mathbf{x}_t pode ser definida como:

$$\begin{aligned} \text{Var}(\mathbf{x}_t | \mathbf{I}_{t-1}) &= \text{Var}_{t-1}(\mathbf{x}_t) = \text{Var}_{t-1}(\boldsymbol{\varepsilon}_t) \\ &= \mathbf{H}_t^{1/2} \text{Var}_{t-1}(\mathbf{z}_t) (\mathbf{H}_t^{1/2})' \\ &= \mathbf{H}_t. \end{aligned} \quad (3.20)$$

A literatura sobre diferentes especificações de \mathbf{H}_t pode ser amplamente dividida em extensões multivariadas diretas, modelos fatoriais e modelos de correlação condicional. O usual *trade-off* da parametrização do modelo e dimensionalidade aplica-se aqui claramente, com modelos completamente parametrizados oferecendo uma dinâmica mais rica ao custo de maior quantidade de parâmetros, tornando inviável a modelagem para muitos ativos. Também existe um *trade-off* não tão evidente entre os modelos que permitem uma dinâmica univariada flexível (na dinâmica do movimento e distribuições) ao custo de alguma dinâmica multivariada. Nesta seção apresentaremos alguns destes modelos e os *trade-offs* entre eles. Uma revisão mais completa dos modelos GARCH Multivariados é fornecida por Bauwens, Laurent e Rombouts (2006) e Silvennoinen e Teräsvirta (2009).

Os modelos de correlação condicional são basicamente uma decomposição da matriz de covariância condicional em desvios-padrão e correlação condicional de modo que elas possam ser expressas de uma maneira que a dinâmica univariada e multivariada seja separada, facilitando o processo de estimação. Esta decomposição surge ao custo de alguma estrutura dinâmica bem como restrições rigorosas sobre o tipo de distribuição multivariada que pode usualmente ser decomposta da maneira proposta. No modelo de

correlação condicional constante (CCC) de Bollerslev (1990), a matriz de covariância pode ser decomposta em:

$$\mathbf{H}_t = \mathbf{D}_t \mathbf{R} \mathbf{D}_t = \rho_{ij} \sqrt{h_{ii} h_{jj}}, \quad (3.21)$$

onde $\mathbf{D}_t = \text{diag}(\sqrt{h_{11,t}}, \dots, \sqrt{h_{nn,t}})$, e \mathbf{R} é matriz de correlação condicional constante positiva definida. As variâncias condicionais, e $h_{ii,t}$, que podem ser estimadas separadamente, podem ser escritas em forma vetorial baseadas em modelos GARCH(p,q).⁷

$$h_t = \boldsymbol{\omega} + \sum_{i=1}^p \mathbf{A}_i \boldsymbol{\varepsilon}_{t-i} \odot \boldsymbol{\varepsilon}_{t-i} + \sum_{i=1}^q \mathbf{B}_i h_{t-i} \quad (3.22)$$

onde $\boldsymbol{\omega} \in \mathbb{R}^n$, \mathbf{A}_i e \mathbf{B}_i são matrizes diagonais $N \times N$ e \odot denota o operador de Hadamard. As condições para a positividade da matriz de covariância \mathbf{H}_t são que \mathbf{R} é positiva definida e os elementos de $\boldsymbol{\omega}$ e os elementos da diagonal das matrizes \mathbf{A}_i e \mathbf{B}_i sejam positivos. No modelo CCC estendido (E-CCC) de Jeantreau (1998) a hipótese dos elementos na diagonal de \mathbf{A}_i e \mathbf{B}_i foi relaxada, permitindo as variâncias e erros quadráticos passados das séries afetarem a dinâmica das variâncias condicionais individuais e, assim, prover uma estrutura mais rica ainda que ao custo de mais parâmetros. A decomposição em 3.21, permite o logaritmo da verossimilhança em cada ponto do tempo (LL_t), no caso de uma normal multivariada, ser expresso como:

$$\begin{aligned} LL_t &= \frac{1}{2} (\log(2\pi) + \log |\mathbf{H}_t| + \boldsymbol{\varepsilon}_t' \mathbf{H}_t^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_t) \\ &= \frac{1}{2} \left(\log(2\pi) + \log |\mathbf{D}_t \mathbf{R} \mathbf{D}_t| + \boldsymbol{\varepsilon}_t' \mathbf{D}_t^{-1} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{D}_t^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_t \right) \\ &= \frac{1}{2} \left(\log(2\pi) + 2 \log |\mathbf{D}_t| + \log |\mathbf{R}| + \mathbf{z}_t' \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z}_t \right) \end{aligned} \quad (3.23)$$

onde $\mathbf{z}_t = \mathbf{D}_t^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_t$. Isto pode ser descrito como um termo (\mathbf{D}_t) para a soma das verossimilhanças do modelo GARCH univariado, um termo para a correlação (\mathbf{R}) e um termo para a covariância que decorre da decomposição.

Em função da restrição de correlação condicional constante não ser realista na prática, surgiu uma classe de modelos denominados DCC (*Dynamic Conditional Correlation*) devido a Engle (2002) e Tse e Tsui (2002) onde é permitido que a matriz de correlação seja variante ao longo do tempo, tal que:

$$\mathbf{H}_t = \mathbf{D}_t \mathbf{R}_t \mathbf{D}_t. \quad (3.24)$$

⁷Os modelos GARCH não são restritos a serem de uma forma particular, permitindo escolher diferentes modelos GARCH no estágio onde eles são estimados

Nesses modelos, além do fato de que a matriz de correlação varia ao longo do tempo, \mathbf{R}_t , deve ser invertida em cada ponto no tempo (tornando o cálculo muito mais lento), é também importante restringir que ela seja positiva definida. O mais popular desses modelos DCC, devido a Engle (2002), atinge essas restrições modelando um processo proxy, \mathbf{Q}_t como:

$$\begin{aligned}\mathbf{Q}_t &= \bar{\mathbf{Q}} + a(\mathbf{z}_{t-1}\mathbf{z}'_{t-1} - \bar{\mathbf{Q}}) + b(\mathbf{Q}_{t-1} - \bar{\mathbf{Q}}) \\ &= (1 - a - b)\bar{\mathbf{Q}} + a\mathbf{z}_{t-1}\mathbf{z}'_{t-1} + b\mathbf{Q}_{t-1}\end{aligned}\quad (3.25)$$

onde a e b são escalares não negativos, com a condição que $a + b < 1$, imposta para garantir que \mathbf{Q}_t é estacionária e positiva definida. $\bar{\mathbf{Q}}$ é a matriz não condicional dos erros padronizados \mathbf{z}_t que entra na equação via covariância $(1 - a - b)\bar{\mathbf{Q}}$, e \mathbf{Q}_0 é positiva definida. A matriz de correlação \mathbf{R} é então obtida por meio do escalonamento de \mathbf{Q}_t tal que,

$$\mathbf{R}_t = \text{diag}(\mathbf{Q}_t)^{-1/2}\mathbf{Q}_t\text{diag}(\mathbf{Q}_t)^{-1/2}.\quad (3.26)$$

A função do logaritmo da verossimilhança na equação 3.22 pode ser decomposta mais claramente em um componente de volatilidade e correlação adicionando e subtraindo $\boldsymbol{\varepsilon}'_t\mathbf{D}_t^{-1}\mathbf{D}_t^{-1}\boldsymbol{\varepsilon}_t = \mathbf{z}'_t\mathbf{z}_t$,

$$\begin{aligned}LL &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \left(N \log(2\pi) + 2 \log |\mathbf{D}_t| + \log |\mathbf{R}_t| + \mathbf{z}'_t \mathbf{R}_t^{-1} \mathbf{z}_t \right) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \left(N \log(2\pi) + 2 \log |\mathbf{D}_t| + \boldsymbol{\varepsilon}'_t \mathbf{D}_t^{-1} \mathbf{D}_t^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_t \right) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \left(\mathbf{z}'_t \mathbf{z}_t + \log |\mathbf{R}_t| + \mathbf{z}'_t \mathbf{R}_t^{-1} \mathbf{z}_t \right) \\ &= LL_V(\boldsymbol{\theta}_1) + LL_R(\boldsymbol{\theta}_1, \boldsymbol{\theta}_2)\end{aligned}\quad (3.27)$$

onde $LL_V(\boldsymbol{\theta}_1)$ é o componente de volatilidade com parâmetros $\boldsymbol{\theta}_1$ e $LL_R(\boldsymbol{\theta}_1, \boldsymbol{\theta}_2)$ o componente de correlação com parâmetros $\boldsymbol{\theta}_1$ e $\boldsymbol{\theta}_2$. No caso de uma normal multivariada, onde não há parâmetros de assimetria e forma na densidade, o componente de volatilidade é a soma das verossimilhanças do GARCH univariado que pode ser maximizada conjuntamente por maximizar cada modelo univariado separadamente. Em outras distribuições, tal como uma Student multivariada, a existência de um parâmetro de forma significa que a estimação deve ser performada em um passo de modo que o parâmetro de forma é estimado conjuntamente com todos os modelos. A separação da verossimilhança em duas partes torna viável a estimação em grande escala. Junto com a utilização da variância segmentada, sistemas de grande escala podem ser estimados em uma questão de segundos com o uso de computação paralela. Ainda, assim como um sistema se torna maior e maior, ele se torna questionável se os parâmetros escalares podem adequadamente capturar a

dinâmica do processo subjacente. Como tal, Cappiello, Engle e Sheppard (2006) generalizaram o modelo DCC com a introdução do AGDCC *Asymmetric Generalized DCC* onde a dinâmica de \mathbf{Q}_t é:

$$\mathbf{Q}_t = (\bar{\mathbf{Q}} - \mathbf{A}'\bar{\mathbf{Q}}\mathbf{A} - \mathbf{B}'\bar{\mathbf{Q}}\mathbf{B} - \mathbf{G}'\bar{\mathbf{Q}}^-\mathbf{G}) + \mathbf{A}'\mathbf{z}_{t-1}\mathbf{z}'_{t-1}\mathbf{A} + \mathbf{B}'\mathbf{Q}_{t-1}\mathbf{B} + \mathbf{G}'\mathbf{z}_t^-\mathbf{z}'_t\mathbf{G} \quad (3.28)$$

onde \mathbf{A} , \mathbf{B} e \mathbf{G} são as matrizes $N \times N$ de parâmetros, \mathbf{z}_t^- são os erros padronizados que são iguais à \mathbf{z}_t quando menor que zero, $\bar{\mathbf{Q}}$ e $\bar{\mathbf{Q}}^-$ as matrizes incondicionais de \mathbf{z}_t e \mathbf{z}_t^- respectivamente.

3.3.3 Testes de Heterocedasticidade Condicional

Considere uma série temporal z_t de dimensão k . Assuma, por simplicidade, que μ_t e \mathbf{a}_t determinam z_t . Ainda, assumo que Σ_t é conhecida de modo que o termo de erro \mathbf{a}_t está viável. Uma vez que a volatilidade está preocupada com o momento de segunda ordem de \mathbf{a}_t , os testes considerados usam seja o processo \mathbf{a}_t^2 ou uma função quadrática de \mathbf{a}_t .

Portmanteau Test

Se \mathbf{a}_t não tem heterocedasticidade condicional, então sua matriz de covariância condicional, Σ_t , é invariante no tempo. Isto implica que Σ_t , aqui \mathbf{a}_t^2 , não depende de \mathbf{a}_{t-i}^2 para $i > 0$. Portanto, pode-se testar a hipótese nula $\mathbf{H}_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_m = \mathbf{0}$ contra a hipótese alternativa $\mathbf{H}_a : \rho_i \neq \mathbf{0}$ para algum $i (1 \leq i \leq m)$, onde ρ_i é a defasagem i da matriz de correlação de \mathbf{a}_t^2 . Um teste estatístico óbvio para usar nesta situação é a bem conhecida estatística de Ljung-Box:

$$Q_k^*(m) = T^2 \sum_{i=1}^m \frac{1}{T-i} \mathbf{b}_i' (\hat{\mathbf{p}}_0^{-1} \otimes \hat{\mathbf{p}}_0^{-1}) \mathbf{b}_i \quad (3.29)$$

onde T denota o tamanho da amostra, k é a dimensão de \mathbf{a}_t e $\mathbf{b}_i = \text{vec}(\hat{\mathbf{p}}_i')$ com $\hat{\mathbf{p}}_j$ sendo a defasagem j da matriz de correlação amostral de \mathbf{a}_t^2 . Sobre a hipótese nula de que \mathbf{a}_t não tem heterocedasticidade condicional, $Q_k^*(m)$ é assintoticamente distribuído como $\chi_{k^2 m}^2$. Pode-se mostrar que $Q_k^*(m)$ é assintoticamente equivalente à generalização multivariada do teste multiplicador de Lagrange de Engle (1982) para heterocedasticidade condicional.

Alternativamente, pode-se aplicar as séries padronizadas:

$$\varepsilon_t = \mathbf{a}_t' \Sigma^{-1} \mathbf{a}_t - k \quad (3.30)$$

onde Σ denota a matriz de covariância não condicional de \mathbf{a}_t e considere a hipótese nula $H_0 : \rho_1 = \dots = \rho_m = 0$ contra a hipótese alternativa $H_a : \rho_i \neq 0$ para algum $i (1 \leq i \leq m)$, onde ρ_i é a defasagem i da autocorrelação de ε_t . Ou seja, $Q^*(m) = T(T+2) \sum_{i=1}^m \hat{\rho}_i^2 / (T-i)$, onde $\hat{\rho}_i$ é a defasagem i da ACF amostral de ε_t . Na prática, Σ é estimada pela matriz de covariância amostral de \mathbf{a}_t . Sobre a hipótese nula de que \mathbf{a}_t não tem heterocedasticidade condicional, $Q_k^*(m)$ é assintoticamente distribuída como χ_m^2 .

É fácil ver que os dois testes são assintoticamente equivalentes quando \mathbf{a}_t é Gaussiano. O teste Multivariado $Q_k^*(m)$ da equação 3.29 pode ser fraco em amostras pequenas quando \mathbf{a}_t tem caudas pesadas.

Rank-Based Test

Os retornos de ativos financeiros tendem a apresentar caudas pesadas. Alguns retornos extremos podem ter considerável efeito sobre a performance da estatística *portmanteau* $Q_k^*(m)$ da equação 3.29. Para superar esta potencial fraqueza, Dufour e Roy (1985), Dufour e Roy (1986) consideraram a série classificada dos resíduos padronizados, ε_t , na equação 3.30. Deixe R_t , ser a classificação de ε_t . A autocorrelação de defasagem l de ε_t pode ser definida como;

$$\tilde{\rho}_l = \frac{\sum_{t=l+1}^T (R_t - \bar{R})(R_{t-l} - \bar{R})}{\sum_{t=1}^T (R_t - \bar{R})^2} \quad (3.31)$$

onde $\bar{R} = \sum_{t=1}^T R_t / T = (T+1)/2$ e $\sum_{t=1}^T (R_t - \bar{R})^2 = T(T^2 - 1)/12$.

Dufour e Roy (1985), Dufour e Roy (1986) mostraram que a distribuição das autocorrelações classificadas é a mesma sempre que a sequência ε_t são variáveis aleatórias contínuas e permutáveis. A razão é que todas as classificações nesta situação são igualmente prováveis. Pode-se também mostrar que:

$$E(\tilde{\rho}_l) = -(T-l)/[T(T-1)] \quad (3.32)$$

$$VAR(\tilde{\rho}_l) = \frac{5T^4 - (5l+9)T^3 + 9(l-2)T^2 + 2l(5l+8)T + 16l^2}{5(T-1)^2 T^2 (T+1)} \quad (3.33)$$

Além disso, Dufour e Roy (1986) mostraram que a estatística:

$$Q_R(m) = \sum_{i=1}^m \frac{[\tilde{\rho}_i - E(\tilde{\rho}_i)]^2}{VAR(\tilde{\rho}_i)} \quad (3.34)$$

é assintoticamente distribuída como uma χ_m^2 se ε_t não tem dependência serial.

3.3.4 Teoria de matrizes aleatórias e autovalores

A teoria de matrizes aleatórias fornece uma medida confiável para distinguir autovalores informativos de poucos informativos. A distribuição Marcenko-Pastur é uma boa aproximação da densidade de autovalores da matriz de correlação de retornos aleatorizados.⁸ Contudo, estamos interessados em qual dos autovalores são significativos examinando o maior autovalor da matriz de correlação dos retornos aleatorizados. Outro ponto importante é que precisamos saber qual o valor limite que o máximo autovalor da matriz de correlação dos retornos aleatorizados pode tomar. Se um autovalor de uma matriz de correlação é maior do que o valor limite, podemos satisfatoriamente dizer que ele significativo.

Para determinar o limite, necessitamos saber a distribuição limitante do máximo autovalor da matriz de correlação dos retornos aleatorizados com o mesmo tamanho da matriz de correlação amostral. Johnstone (2001) mostrou que a distribuição assintótica do maior autovalor corretamente redimensionado da matriz de covariância populacional Wishart é a distribuição Tracy-Widom, que fornece a distribuição limitante do máximo autovalor, enquanto a distribuição Marcenko-Pastur sugere limites da distribuição dos autovalores. Para maiores detalhes matemáticos sobre autovalores e a distribuição Tracy-Widom veja Johnstone (2001) e Tracy e Widom (2009).

A função de distribuição da distribuição Tracy-Widom $F_\beta(\cdot)$ tem três tipos de definição dependendo do valor de β (1,2,4).⁹ Definimos β como 1, que fornece o valor (a ser usado como um limite) quantílico mais conservador (maior) comparado com os outros. A função de distribuição $F_1(\cdot)$ é definida como:

$$F_1(x) = \exp\left(-\frac{1}{2} \int_x^\infty q(y) dy\right) (F_2(x))^{\frac{1}{2}} \quad (3.35)$$

$$F_2(x) = \exp\left(-\int_x^\infty (y-x)q^2(y) dy\right) \quad (3.36)$$

q é a solução única para a equação diferencial ordinária chamada de equação *Painlevé*.¹⁰

⁸Os maiores e menores autovalores de uma matriz Wishart apresenta convergência quase certa para os respectivos limites da distribuição de Marcenko-Pastur quando a verdadeira matriz de covariância é uma matriz identidade como pode ser visto em Marčenko e Pastur (1967)

⁹O valor de β depende da hipótese da estrutura da matriz de correlação: $\beta = 1$ para *Gaussian orthogonal ensemble*, $\beta = 2$ para *Gaussian unitary ensemble* e $\beta = 4$ para *Gaussian symplectic ensemble*

¹⁰Para uma definição mais completa, veja Tracy e Widom (1996)

3.3.5 Teste de tendência linear

Uma abordagem padrão para testar a significância da tendência determinística de uma série temporal tem sido a de assumir um modelo linear simples, da forma:

$$y_t = \beta_1 + \beta_2 t + u_t, t = 1, 2, 3, \dots, T, \quad (3.37)$$

onde y_t é a variável dependente e u_t é o erro estocástico do modelo de tendência. O parâmetro β_2 mede a mudança média de y_t por período de tempo. Uma vez que todas as séries estudadas são bastante persistentes, testes padrões não são válidos. Desta forma, testamos os seguintes testes unicaudais:

$$H_0 : \beta_2 \geq 0; H_1 : \beta_2 < 0 \quad (3.38)$$

$$H_0 : \beta_2 \leq 0; H_1 : \beta_2 > 0 \quad (3.39)$$

utilizando a estatística $t - PS_T$ proposta por Vogelsang (1998), que é robusta para qualquer forma de correlação serial em u_t . O teste de tendência usado oferece várias vantagens sobre os testes convencionais. Em primeiro lugar, o teste é robusto para a possibilidade de uma raiz unitária no termo do erro, ou seja, é assintoticamente válido se os erros são estacionários ou se possuem raiz unitária. Vogelsang (1998) mostrou que em amostras finitas o teste tem o tamanho ótimo próximo do nível nominal de amostras tão pequenas quanto 100 observações. Em segundo lugar, o teste não requer uma estimativa de σ^2 , e assim, a escolha do truncamento da defasagem do erro pode ser totalmente evitada Fomby e Vogelsang (2002).

A estatística $t - PS_T$ é baseada na seguinte regressão que é obtida computando as somas parciais dos dados originais y_t .

$$z_t = \beta_1 t + \beta_2 \left[\frac{1}{2} (t^2 + t) \right] + S_t \quad (3.40)$$

onde $z_t = \sum_{j=1}^t y_j$ e $S_t = \sum_{j=1}^t u_j$. z_t e S_t são as somas parciais de y_t e u_t e os regressores são obtidos pelas fórmulas $t = \sum_{j=1}^t 1$ e $\frac{1}{2} (t^2 + t) = \sum_{j=1}^t j$. Suponha que a regressão 3.40 é estimada por MQO. Seja X_z a matriz $(T \times 2)$ dos regressores de 3.40 e t_z a estatística- t padrão de MQO para testar $\beta_2 = 0$. Ou seja,

$$t_z = \tilde{\beta}_2 / \left[S_Z^2 (X_Z' X_Z)^{-1} \right]^{1/2} \quad (3.41)$$

onde $\tilde{\beta}_2$ denota o estimador MQO de β_2 da equação 3.40, $S_Z^2 = (T - 2)^{-1} \sum_{t=1}^T \tilde{S}_t^2$ é a variância amostral dos resíduos de MQO. A estatística $t - PS_T$ proposta por Vogelsang (1998) é definida por $T^{1/2}$ multiplicada pela expressão 3.41:

$$t - PS_T = T^{-1/2} t_z \exp(-bJ_T) \quad (3.42)$$

b é uma constante e $J_T = (RSS_y - RSS_J)/RSS_J$. RSS_y é a soma dos quadrados dos resíduos de MQO da regressão 3.40 e RSS_J é a soma dos quadrados dos resíduos de MQO da regressão:

$$y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \sum_{i=2}^9 \beta_{i+1} t^i + u_t \quad (3.43)$$

Note que T vezes J_T corresponde à estatística padrão de Wald para testar $\beta_3 = \beta_4 = \dots = \beta_{10} = 0$ na regressão 3.43. Vogelsang (1998) recomendou que a ordem do polinômio da equação 3.43 seja igual a 9, pois o poder do teste $t - PS_T$ é uma função crescente da ordem do polinômio, mas o aumento do poder é desprezível para ordens polinomiais maiores que 9. Quando os erros têm uma raiz unitária, $\exp(-bJ_T)$ tem uma distribuição assintótica bem definida, porém quando os erros são estacionários, $\exp(-bJ_T) \rightarrow 1$, já que $J_T \rightarrow 0$. Assim, quando os erros são estacionários, $t - PS_T$ e $T^{-1/2} t_z$ possuem as mesmas distribuições assintóticas porque $\exp(-bJ_T) \rightarrow 1$. Mas, quando os erros têm uma raiz unitária, $t - PS_T$ e $T^{-1/2} t_z$ possuem distribuições assintóticas diferentes. Mais importante, note que para $b > 0$, $\exp(-bJ_T)$ assume valores pequenos porque J_T assume grandes valores positivos. Portanto, b pode ser escolhido de forma a diminuir a distribuição assintótica de $t - PS_T$ quando os erros têm uma raiz unitária sem afetar a distribuição assintótica de $t - PS_T$ quando os erros são estacionários.

Não é possível escolher b de modo que a distribuição de $t - PS_T$ seja a mesma se os erros são estacionários ou se têm uma raiz unitária. Mas, para um dado nível de significância, b pode ser escolhido de forma que os valores críticos são os mesmos, seja para erros estacionários ou para erros com raiz unitária. Vogelsang (1998) derivou a distribuição assintótica de $t - PS_T$ e calculou os valores críticos assintóticos e os valores correspondentes de b utilizando métodos de simulação de Monte Carlo. Para pontos percentuais 1%, 5% e 10%, os valores críticos assintóticos e os b 's (em parênteses) são 2.647 (1.501), 1.720 (0.716) e 1.331 (0.494). Esses valores críticos são apropriados para a hipótese unicaudal que estamos considerando.

3.3.6 Dados

Para a composição da amostra deste estudo, não houve restrição sobre o tipo de empresa listada, mas apenas liquidez. Desta forma, todas as ações negociadas na

BM&FBOVESPA em cada mês do período amostral (2000-2015) são candidatas a participar da amostra. O critério adotado na escolha das ações é a análise do índice de liquidez em bolsa¹¹, em termos mensais. Ações que não possuísem valor superior a 0.68 para este índice, que representa aproximadamente 15 dias de negociação dentro de cada mês, não foram consideradas.

Este critério foi adotado para minimizar os problemas de retornos espúrios causados pela falta de preços de fechamento, tal como adotado por Ricca (2010), já que o mercado acionário brasileiro é menor, mais recente e menos consolidado do que os mercados europeus e dos EUA. Abertura ou fechamento de capital, falências e falta de liquidez são as causas de tais dados faltantes.

Tanto o índice de liquidez em bolsa quanto os preços de fechamentos utilizados para estimar a correlação condicional foram obtidos no sistema Economatica. Todos os retornos foram calculados de forma contínua, isto é, usou-se o logaritmo natural da razão entre os fechamentos (ajustados aos proventos) em t e $t - 1$, onde t pode ser de qualquer periodicidade (diário, semanal, mensal e anual). Após a aplicação dos critérios anteriormente apresentados, a amostra final é compreendida por 42 ações com 4173 observações cada.

A tabela 5 apresenta a quantidade de ações selecionadas por setor.¹² Como é possível observar, os setores de Indústria Manufatureira e Empresa de eletricidade, gás e água são os mais representativos.¹³ Além disso, em busca de descrever os retornos das ações separadamente e compará-los, apresentamos nas figuras 7, 8, 9 e 10 do apêndice o boxplot dos retornos de cada ação.

3.4 RESULTADOS

A pioneira análise do comportamento de medidas de volatilidade desagregadas proposta por Campbell et al. (2001) desencadeou uma série de estudos (Xu e Malkiel (2003), Kearney e Potì (2008), Sousa e Serra (2008), Brandt et al. (2010)) sobre a dinâmica do risco idiossincrático. Uma das principais conclusões de Campbell et al. (2001) é que o componente específico das ações apresentou tendência de alta no período de 1962 a 1997 para o mercado acionário dos EUA. Como consequência deste comportamento, houve

¹¹ $liquidezem bolsa = 100 * p/P * \sqrt{n/N * v/V}$, onde p é o número de dias em que houve pelo menos um negócio com a ação dentro do período escolhido; P é o número total de dias do período escolhido; n é o número de negócios com a ação dentro do período escolhido; N é o número de negócios com todas as ações dentro do período escolhido; v é o volume em dinheiro com a ação dentro do período escolhido; V é o volume em dinheiro com todas as ações dentro do período escolhido.

¹²Neste estudo, a definição de setor é semelhante à disponibilizada pelo Economatica. A única diferença é a agregação dos setores Loja de mercadorias variadas com o Comércio varejista para formar o setor Comércio Varejista

¹³Detalhes sobre cada ação selecionada dentro dos setores podem ser encontrados na tabela 13 do apêndice.

Tabela 5 – Quantidade de ações selecionadas por setor

Setor	Quantidade
Indústria Manufatureira	19
Empresa de eletricidade, gás e água	11
Informação	5
Administração de empresas e empreendimentos	1
Comércio Varejista	2
Mineração	2
Serviços financeiros e seguros	2
Total	42

Fonte: Elaborado pelo autor.

uma queda na correlação média entre as ações dos EUA fazendo com que a quantidade de ações necessárias para alcançar um determinado nível de diversificação aumentasse. Estas evidências também foram documentadas em mercado de ações de outros países desenvolvidos e economias emergentes (Morck, Yeung e Yu (2000), Li et al. (2004), Kearney e Potì (2008)). Para o caso brasileiro, Costa, Mazzeu e Jr (2016), utilizando a abordagem de Campbell et al. (2001), encontraram uma tendência de queda na volatilidade idiossincrática no período de 1996 a 2010 enquanto que a correlação média incondicional aumentou no mesmo período.

Porém, a análise baseada apenas na computação de variâncias e covariâncias seguidas pela estimação de séries temporais conforme apresentado na metodologia, tem suas deficiências e pode impactar nas conclusões obtidas. Assim, o presente ensaio busca a partir da estimação de modelos GARCH Multivariados avaliar o comportamento da correlação condicional do retorno das ações do mercado acionário brasileiro no período de 2000 a 2015 e verificar empiricamente se este se assemelha ao documentado na teoria de finanças.

3.4.1 Heterocedasticidade Condicional

Sabemos que a maioria das séries temporais financeiras têm heterocedasticidade condicional e que um dos principais objetivos dos modelos Multivariados de volatilidade é modelar a dependência da covariância condicional. Tal matriz tem muitas aplicações em finanças sendo, por exemplo, utilizada para alocação de ativos e gerenciamento de risco. Assim, torna-se necessário validar a presença de heterocedasticidade condicional na amostra de dados utilizada neste estudo. Para tanto, aplicamos os testes propostos na seção de metodologia por meio da estatística de Ljung-Box bem como o teste baseado em classificação dos dados.

A tabela 6 apresenta os resultados destes testes. Como era esperado, as estatísticas

dos testes rejeitam a hipótese nula de não heterocedasticidade condicional para a amostra de dados

Tabela 6 – Teste de heterocedasticidade condicional

Teste	Estatística do Teste	p-valor
Q(m) das séries ao quadrado	1773.18	0.00
Teste baseado na classificação	2440.07	0.00
Q-k(m)	75728.54	0.00
Teste Robusto (5%)	67133.47	0.00

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.4.2 Dinâmica da Correlação Condicional

A escolha entre correlação dinâmica e estática é uma questão empírica que depende dos dados observados. Neste contexto, executamos o teste proposto por Engle e Sheppard (2001) para verificar se a hipótese de correlação dinâmica é viável para os dados deste estudo. O modelo GARCH (1,1), que é assumido ser um modelo GARCH típico, é primeiro ajustado aos retornos individuais para obter os resíduos padronizados. A correlação constante é então calculada a partir dos resíduos padronizados. A hipótese nula (H_0) é $R_t = \bar{R}$. O teste é baseado em uma regressão artificial dos produtos externos dos resíduos sobre uma constante e produtos externos defasados para explorar se existe qualquer dependência temporal entre R_t e $R_t - 1, \dots, R_t - i$.

A tabela 7 mostra os resultados do teste. Em ambos os casos, podemos rejeitar a hipótese nula em favor do modelo de correlação dinâmica ao invés da correlação estática ao nível de significância de 5%. Este resultado motiva a estimação do modelo DCC-GARCH.¹⁴

Tabela 7 – Teste de correlação constante

Defasagens	Estatística	P-valor
1	6.2859	0.043
5	14.800	0.022

Fonte: Elaborado pelo autor. Estatística do teste proposto por Engle e Sheppard (2001).

3.4.3 Análise do comportamento da correlação condicional

Como mencionado na metodologia, modelos de correlação condicional baseiam-se na decomposição da matriz de variância condicional em dois componentes: desvio

¹⁴Engle e Sheppard (2001) discutiram as dificuldades técnicas associadas com testar a hipótese nula de correlação constante contra a alternativa de correlação dinâmica. Mais recentemente, McCloud e Hong (2011) propuseram um teste de especificação para a estrutura dinâmica e constante das correlações condicionais que é baseado sobre uma abordagem espectro generalizada. Outras abordagens e suas limitações técnicas também são tratadas no artigo.

padrão e correlação (ambos condicionais). Isto é realizado de uma maneira que permite a separação das dinâmicas univariadas e multivariadas e, por conseguinte, facilita o processo de estimação. Esta decomposição traz o custo de assumir alguma estrutura dinâmica assim como restrições sobre o tipo de distribuição multivariada que podem ser decompostas desta maneira.

Como propõe o teste de Engle e Sheppard (2001), optamos pelo uso da estrutura dinâmica da correlação condicional. As estimações dos modelos seguiram os seguintes passos: *a)* no primeiro estágio, para cada ação, são estimadas todas as combinações possíveis entre ARMA-GARCH(0,0)(0,0) e ARMA-GARCH(2,2)(2,2)¹⁵ para o modelo GJR-GARCH¹⁶ com constante e assumindo uma distribuição t de Student assimétrica; *b)* escolhe-se, para cada ação, dentre os modelos estimados no primeiro estágio, o modelo que apresenta menor AIC; *c)* no segundo estágio, usando as estimativas selecionadas anteriormente, estimamos todas as combinações possíveis tanto para DCC-GARCH(1,1) e DCC-GARCH(2,2) quanto ADCC-GARCH(1,1) e ADCC-GARCH(2,2) alternando a hipótese da distribuição multivariada entre Normal e t de Student; *d)* por fim, selecionamos dentre os modelos estimados no passo anterior, o modelo com menor AIC.

Os resultados para cada modelo ARMA-GARCH univariado são omitidos em função de limitação de espaço, mas as especificações selecionadas para cada ação são mostradas na tabela 14 do apêndice. No que tange aos parâmetros estimados para o modelo GARCH Multivariado, a tabela 8 apresenta os resultados do modelo ADCC-GARCH(2,2) que foi o escolhido dentre todas as combinações possíveis (menor AIC conforme a tabela 15 do apêndice).

A defasagem m escolhida para a na equação 3.25 é 2. Tal parâmetro indica o grau da resposta de \mathbf{Q}_t às covariâncias passadas dos erros padronizados na equação 3.25. O resultado de que $m = 2$ significa que o efeito de choques passados sobre \mathbf{Q}_t e assim, sobre a correlação \mathbf{R}_t , duram razoavelmente. A ordem da defasagem n para b também é 2. Tal parâmetro indica o grau de persistência de \mathbf{Q}_t assim como \mathbf{R}_t . Esta ordem corresponde aos parâmetros $b1$ e $b2$ na tabela 8.

Os parâmetros $a1$ e $a2$ são diferentes de zero e positivos com suficiente significân-

¹⁵As especificações de cada série temporal são apresentadas no apêndice por meio da tabela 14

¹⁶Assumindo que uma série temporal é escrita como $r_t = \mu + a_t$ sendo $a_t = \sigma_t \varepsilon_t$, onde $\mu_t = (r_t | F_{t-1})$ é a média condicional da série temporal r_t dado o conjunto de informações F_{t-1} , $\sigma_t^2 = Var(r_t | F_{t-1})$ é a variância condicional e ε_t é o termo de erro iid com média zero e variância igual a 1. O modelo GJR-GARCH de Glosten, Jagannathan e Runkle (1993) modela choques positivos e negativos sobre a variância condicional assimetricamente por meio do uso da função indicadora I :

$$\sigma_t^2 = (\omega + \sum_{j=1}^m \zeta_j v_{jt}) + \sum_{j=1}^q (\alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \gamma_j I_{t-j} \varepsilon_{t-j}^2) + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (3.44)$$

onde γ_j representa o termo de alavancagem. A função indicadora I toma o valor 1 para $\varepsilon \leq 0$ e 0, caso contrário. Em função da presença desta função, a persistência do modelo depende da assimetria da distribuição condicional utilizada.

cia estatística, mas são muito pequenos (< 0.01) comparado com os demais parâmetros estatisticamente significantes (o que não é válido para $b1$). Por outro lado, $b2$, $g1$ e $g2$ são relativamente maiores e estatisticamente significantes ao nível de 5% de significância. Ao calcularmos a soma dos parâmetros estimados encontramos o valor 0.6979 o que nos permite dizer que DCC é mais realista para amostra de dados do que CCC dado que este assume que $a = b = 0$ na equação 3.25. Esta conclusões são similares a estudos anteriores que estimaram modelos DCC.

O parâmetro de forma da distribuição t de Student é relativamente alto significando que a dependência nas caudas dos resíduos padronizados parece estar limitada, se houver.

Tabela 8 – Parâmetros estimados do modelo ADCC-GARCH (2,2)

	Estimativa	erro padrão	valor t	p-valor
a1	0.008831	0.001380	6.398870	0.000000
a2	0.007570	0.001687	4.486089	0.000007
b1	0.000004	0.100187	0.000038	0.999970
b2	0.635698	0.157630	4.032834	0.000055
g1	0.010778	0.005334	2.020440	0.043338
g2	0.035077	0.016351	2.145291	0.031930
mshape	4.000000	0.833660	4.798122	0.000002

Fonte: Elaborado pelo autor.

Conduzimos testes para avaliar a qualidade do ajuste do modelo ADCC-GARCH(2,2) de forma que seja possível garantir que as hipóteses do modelo são mantidas. Especificamente, a seleção da distribuição de probabilidade dos resíduos padronizados deveria ser confirmada. A ausência de autocorrelação serial dos resíduos padronizados também deveria ser garantida, uma vez que a condição de iid é assumida na equação 3.18. Para tanto, executamos o teste de Anderson-Darling para a qualidade de ajuste da distribuição selecionada e o teste de Ljung-Box para autocorrelação. Estes dois testes são conhecidos como *portmanteau test* em que apenas a hipótese nula é bem especificada.

Como mostra a tabela 9, o resultado do teste de Anderson-Darling com alto p-valor demonstra que a hipótese nula não pode ser rejeitada ao nível de significância de 10%. Podemos dizer que não existe má especificação significativa no que diz respeito à distribuição dos resíduos padronizados. Quanto aos resultados do teste de Ljung-Box, a hipótese nula de não existência de autocorrelação serial não pode ser rejeitada ao nível de 10% de significância. Estes resultados sugerem que as hipóteses do modelo estão satisfeitas.

Tabela 9 – Testes de qualidade do ajuste do ADCC-GARCH(2,2)

Anderson-Darling		Ljung-Box	
AD	P-value	LB	P-value
0.356	0.891	5.873	0.555

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.4.4 Uma medida de intensidade da correlação

Anteriormente, obtivemos os parâmetros do modelo ADCC-GARCH (2,2). Agora, calculamos a matriz \mathbf{R}_t apresentada na equação 3.26. Em função de \mathbf{R}_t existir em cada período temporal, o número total de matrizes de correlação é o mesmo do tamanho da amostra (isto é, 4173 matrizes). Além disso, a dimensão de \mathbf{R}_t é 42×42 o que torna difícil observar a dinâmica da série temporal de \mathbf{R}_t , nos obrigando a reduzir a dimensão de \mathbf{R}_t .

É sabido que os autovalores de uma matriz de correlação podem ser usados como uma proxy para a intensidade da correlação. Um autovalor grande indica forte correlação sendo que o máximo autovalor positivo de \mathbf{R}_t a medida de intensidade da correlação. Isto indica o montante máximo de variância das variáveis que pode ser explicada por um único fator subjacente (Friedman e Weisberg (1981)). Se o maior autovalor é grande o suficiente, os outros autovalores podem ter influência limitada sobre a intensidade da correlação de \mathbf{R}_t . Desta forma, a série temporal do maior autovalor aproxima bem a dinâmica da intensidade da correlação entre os retornos das ações.

Tabela 10 – Autovalores da matriz de correlação condicional

	AV1	AV2	AV3
Min	2.204	1.189	1.135
Max	8.168	2.544	1.717
TW(99)		1.280	
MP(99)		1.229	

Fonte: Elaborado pelo autor.

Apesar das mudanças em uma matriz de correlação serem oriundas de dois componentes, intensidade da correlação (autovalores) e direção (autovetores), focamos sobre o componente intensidade para observar qualquer mudança na dinâmica, assumindo que esse tem uma maior influência sobre o risco de uma carteira. Para tanto, coletamos a série temporal dos maiores autovalores de \mathbf{R}_t a partir das matrizes \mathbf{R}_t obtidas por meio do modelo ADCC-GARCH(2,2).

A tabela 10 resume três maiores autovalores de \mathbf{R}_t (AV1, AV2, AV3).¹⁷ *Min* e *Max* representam os valores mínimos e máximos da série temporal dos autovalores de

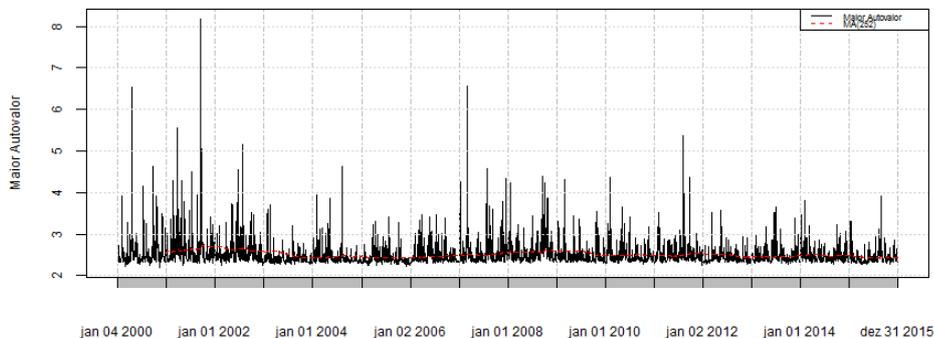
¹⁷Uma matriz positiva definida e simétrica tem autovetores ortonormais.

R_t . O maior autovalor (AV1) é muito maior do que o segundo e o terceiro (AV2 e AV3) sugerindo que AV1 determina, principalmente, a intensidade da correlação. Se assim for, podemos focar sobre o comportamento da série dos maiores autovalores como uma proxy para a intensidade da correlação.

Por conseguinte, também apresentamos na tabela 10 o percentil 99 da distribuição Tracy-Widom ($\beta = 1$) para identificar os autovalores não aleatórios que estão além deste valor. O valor do percentil 99 da distribuição Marcenko-Pastur também é calculado para referência. É possível observar que o valor mínimo do máximo autovalor (AV1) de R_t durante o período amostral é maior do que o percentil 99 da distribuição Tracy-Widom. Esta conclusão significa que esses máximos autovalores são todos significativos o suficiente.

Além disso, encontramos que o mínimo valor de AV2 é menor do que o percentil 99 da distribuição Tracy-Widom enquanto seu valor máximo é maior. Estes resultados significam que AV2 é apenas significativo em certos pontos do tempo durante o período amostral. O mesmo prevalece para AV3 indicando que este autovalor não transmite informação significativa. Por fim, a figura 6 apresenta o comportamento da série temporal do maior autovalor das matrizes de correlação condicional com sua respectiva média móvel.

Figura 6 – Máximo autovalor para as matrizes de correlação condicional do modelo ADCC-GARCH(2,2)



Fonte: Elaborado pelo autor.

3.4.5 Comportamento da intensidade da correlação condicional

Na figura 6 é possível observar o comportamento da intensidade da correlação condicional durante o período estudado. Analisando a série original bem como sua média movel de ordem 252, podemos observar que a série apresenta um padrão de variações amenas, mas com alguns momentos de grandes oscilações. A intensidade da matriz de correlação condicional foi maior em períodos de crise, tanto internacionais quanto nacionais.

Tais fatores contribuíram para uma maior correlação nestes períodos, sugerindo que a correlação entre as ações aumenta em momentos de crise.

Visualmente, não é possível definir se a intensidade da correlação condicional apresenta qualquer tendência ao longo do período estudado. Uma importante questão neste ponto é se, em caso de existência, há tendência estocástica ou determinística. Para tanto, testes de raiz unitária precisam ser realizados na série temporal. É sabido que se deve tomar cuidado na realização de testes de raiz unitária em uma série temporal caso exista suspeita de mudanças estruturais. Se a presença destas é confirmada, as várias estatísticas dos testes tradicionais (ADF e PP) são enviesadas em direção a não rejeição de raiz unitária, mesmo sendo a série estacionária dentro de cada um dos subperíodos. Um condicionante favorável à presença de quebras é que durante o período estudado (2000-2015) ocorreram mudanças estruturais econômicas que poderiam alterar o comportamento de longo prazo das séries.

Assim, em busca de não incorrer em respostas errôneas para os testes de raiz unitária aplicados na série estudada, foi realizado o teste de quebra estrutural proposto por Bai e Perron (1998), Bai e Perron (2003) que considera a possibilidade de quebras múltiplas ocorrendo em datas desconhecidas em modelos de regressão linear estimados por MQO. Além disso, a possibilidade de identificar quando a quebra ocorreu através destes procedimentos, fornece subsídios para analisar se a mudança de comportamento de uma variável está associada à política de governo, crise econômica ou outros fatores.

Utilizamos uma configuração do teste de Bai e Perron (1998), Bai e Perron (2003) que possibilita o teste de existência de quebra estrutural apenas na constante. Analisando os resultados da tabela 11, podemos ver que o teste Udmax não rejeita a hipótese nula de nenhuma quebra em favor da hipótese alternativa de um número qualquer de quebras ao nível de significância de 10%

Tabela 11 – Teste de quebra estrutural de Bai e Perron (1998), Bai e Perron (2003)

$y_t = \delta_{0,j} + \varepsilon_t$						
m	UDmax	Valor Crítico 1%	Valor Crítico 2.5%	Valor Crítico 5%	Valor Crítico 10%	
3	19.26	12.37	10.39	8.88	7.46	

Fonte: Elaborado pelo autor.

O objetivo de utilizar o procedimento de Bai e Perron (1998), Bai e Perron (2003) foi identificar de forma endógena a quantidade de quebras estruturais da variável estudada, pois o tipo de teste de raiz unitária a ser usado na presença de quebras estruturais varia em função da quantidade destas e da forma como são identificadas. Como o teste de Bai e Perron (1998), Bai e Perron (2003) não identificou quebra estrutural, utilizamos os testes de raiz unitária ADF e PP (Dickey e Fuller (1981), Phillips e Perron (1988)) para avaliação

da estacionariedade da série temporal dos maiores autovalores das matrizes de correlação condicional oriundas do modelo ADCC-GARCH(2,2). Como resultado, encontramos -12.37 e -3067.65 para as estatísticas dos testes ADF e PP, respectivamente (ambas com o p-valor de 0.01). Assim, concluímos que a série de interesse é estacionária dado que a hipótese nula de ambos os testes é de existência de raiz unitária.

Dada a estacionariedade da série, buscou-se verificar a possibilidade de uma tendência determinística linear utilizando a série temporal em nível ao invés de em diferenças. Uma vez que a série estudada é bastante persistente, testes de tendências tradicionais não são válidos. Desta forma, utilizamos o teste proposto por Vogelsang (1998) que produz a estatística $t - PS_T$ que é robusta para qualquer forma de correlação serial no termo de erro para a execução de testes uncaudais. Detalhes sobre este teste foram apresentados na metodologia. Para tanto, estimou-se os modelos de tendência (equação 3.37) para todo o período amostral (2000-2015). A tabela ?? mostra os resultados para o teste de tendência.

Tabela 12 – Resultados do teste de tendência para a correlação condicional média.

Série	$\tilde{\beta}_2$	$t - PS_T 5\%$	$t - PS_T 2.5\%$	$t - PS_T 1\%$
AV1	0.0000	-1.2412	-1.2307	-1.2118
Valores Críticos				
	À esquerda		À direita	
	0.950	-1.720	0.950	1.720
	0.975	-2.152	0.975	2.152
	0.990	-2.647	0.990	2.647

Fonte: Elaborado pelo autor.

É possível observar a partir da tabela ?? que a série temporal dos maiores autovalores das matrizes de correlação condicional oriundas do modelo ADCC-GARCH(2,2) não apresenta tendência significativa, representada pelo valor de $\tilde{\beta}_2$. Note que além do parâmetro estimado ser nulo, a estatística $t - PS_T$ calculada é menor que seu valor crítico em todos os níveis de significância. Assim, não podemos rejeitar a hipótese nula de uma tendência nula. Este resultado significa que apesar de se mostrar relativamente alta em momentos de crise, a intensidade da matriz de correlação das ações avaliadas neste estudo e período temporal não apresenta qualquer comportamento tendencial de longo prazo.

3.5 CONCLUSÃO

A correlação dos retornos de ativos é um problema crucial para mensuração do risco quantitativo e controle de investimento em uma carteira. Neste estudo empírico, observamos as mudanças na dinâmica das matrizes de correlação dos retornos de ações listadas na BM&FBOVESPA usando modelos GARCH Multivariados, neste caso DCC-GARCH

e suas derivações. A partir do modelo selecionado, ADCC-GARCH(2,2), as matrizes de correlação condicional foram calculadas para todo o período temporal. Então, a série temporal dos maiores autovalores destas matrizes de correlação condicional foram calculados para observar mudanças na dinâmica da intensidade da correlação. As conclusões confirmam que tanto em períodos de crises nacionais como turbulências internacionais, há intensificação da correlação entre as ações. Contudo, não encontramos qualquer tendência temporal na série temporal dos maiores autovalores das matrizes de correlação condicional.

Essas conclusões empíricas sugerem um número de pontos de discussão. O primeiro deles é as limitações técnicas encontradas quando modelamos correlação. Embora a abordagem DCC-GARCH possa modelar a dinâmica da correlação permanece difícil avaliar as mudanças na matriz de correlação estimada. Neste estudo, adotamos o máximo autovalor de uma matriz de correlação como uma medida proxy para a intensidade da correlação. O máximo autovalor revela as mudanças na dinâmica na intensidade da correlação como um indicador escalar, que nos ajuda a avaliar o padrão destas mudanças ao longo do tempo. Mesmo assim, o maior autovalor não diretamente está ligado ao cálculo do risco de uma carteira. Mais estritamente, as mudanças no autovetor de uma matriz de correlação podem também influenciar o risco de uma carteira, demandando uma simulação do impacto quantitativo de mudanças na correlação sobre o risco da carteira.

As presentes conclusões sugerem duas possíveis direções para pesquisas futuras. Primeiro, nossas conclusões empíricas dependem da hipótese de não existência de *spillovers*. Um modelo Multivariado mais generalizado poderia ser aplicado. Ainda, estudos futuros podem utilizar outras formulações dos modelos GARCH Multivariados (DCC-GARCH Cópula e GO-GARCH) em busca de confirmações sobre os resultados obtidos e incorporar a heterogeneidade das distribuições dos retornos individuais mais eficientemente. Por fim, um estudo mais detalhado da relação entre autovalores e risco de uma carteira poderiam ser um tópico de interesse. Finalmente, uma aplicação prática da estimação da dinâmica da mudança na correlação sobre gerenciamento do risco de uma carteira poderia ser explorado.

3.6 REFERÊNCIAS

- ANGELIDIS, T. Idiosyncratic risk in emerging markets. *Financial Review*, Wiley Online Library, Buffalo, v. 45, n. 4, p. 1053–1078, 2010.
- BAI, J.; PERRON, P. Estimating and testing linear models with multiple structural changes. *Econometrica*, JSTOR, Chicago, p. 47–78, 1998.
- BAI, J.; PERRON, P. Computation and analysis of multiple structural change models. *Journal of applied econometrics*, Wiley Online Library, Chichester, v. 18, n. 1, p. 1–22, 2003.
- BANZ, R. The relationship between return and market value of common stocks. *Journal of financial economics*, Elsevier, Lausanne, v. 9, n. 1, p. 3–18, 1981.
- BASU, S. Investment performance of common stocks in relation to their price-earnings ratios: A test of the efficient market hypothesis. *The Journal of Finance*, JSTOR, v. 32, n. 3, p. 663–682, 1977.
- BAUWENS, L.; LAURENT, S.; ROMBOUTS, J. V. Multivariate garch models: a survey. *Journal of applied econometrics*, Wiley Online Library, Chichester, v. 21, n. 1, p. 79–109, 2006.
- BOLLERSLEV, T. Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates: a multivariate generalized arch model. *The review of economics and statistics*, JSTOR, p. 498–505, 1990.
- BOLLERSLEV, T.; ENGLE, R. F.; WOOLDRIDGE, J. M. A capital asset pricing model with time-varying covariances. *The Journal of Political Economy*, JSTOR, p. 116–131, 1988.
- BOYER, B.; MITTON, T.; VORKINK, K. Expected idiosyncratic skewness. *Review of Financial Studies*, Soc Financial Studies, Cary, v. 23, n. 1, p. 169–202, 2010.
- BRANDT, M. et al. The idiosyncratic volatility puzzle: Time trend or speculative episodes? *Review of Financial Studies*, Soc Financial Studies, Cary, v. 23, n. 2, p. 863–899, 2010.
- CAMPBELL, J. et al. Have individual stocks become more volatile? an empirical exploration of idiosyncratic risk. *The Journal of Finance*, Wiley Online Library, v. 56, n. 1, p. 1–43, 2001.
- CAMPBELL, J. Y. et al. *The econometrics of financial markets*. [S.l.]: Princeton University press, 1997.
- CAPPIELLO, L.; ENGLE, R. F.; SHEPPARD, K. Asymmetric dynamics in the correlations of global equity and bond returns. *Journal of Financial econometrics*, Oxford Univ Press, Cary, v. 4, n. 4, p. 537–572, 2006.
- COSTA, H. C.; MAZZEU, J. H. G.; JR, N. C. A. C. O comportamento dos componentes da volatilidade das ações no brasil. *Revista Brasileira de Finanças*, Rio de Janeiro, v. 14, n. 2, p. 225–268, 2016. ISSN 1984-5146. Disponível em: <<http://bibliotecadigital.fgv.br/ojs/index.php/rbfin/article/view/54885>>.
- DENNIS, P.; STRICKLAND, D. The determinants of idiosyncratic volatility. 2004.

- DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, JSTOR, Chicago, p. 1057–1072, 1981.
- ENGLE, R. Dynamic conditional correlation. *Journal of Business and Economic Statistics*, ASA, Washington, v. 20, n. 3, p. 339–350, 2002.
- ENGLE, R. F.; KRONER, K. F. Multivariate simultaneous generalized arch. *Econometric theory*, Cambridge Univ Press, Cambridge, v. 11, n. 01, p. 122–150, 1995.
- ENGLE, R. F.; SHEPPARD, K. *Theoretical and empirical properties of dynamic conditional correlation multivariate GARCH*. Cambridge, 2001.
- FALKENSTEIN, E. Preferences for stock characteristics as revealed by mutual fund portfolio holdings. *Journal of finance*, JSTOR, New York, p. 111–135, 1996.
- FAMA, E.; FRENCH, K. The cross-section of expected stock returns. *Journal of finance*, JSTOR, New York, p. 427–465, 1992.
- FAMA, E. F. The behavior of stock-market prices. *The journal of Business*, JSTOR, v. 38, n. 1, p. 34–105, 1965.
- FOMBY, T. B.; VOGELSANG, T. J. The application of size-robust trend statistics to global-warming temperature series. *Journal of Climate*, Boston, v. 15, n. 1, p. 117–123, 2002.
- FU, F. Idiosyncratic risk and the cross-section of expected stock returns. *Journal of Financial Economics*, Elsevier, Lausanne, v. 91, n. 1, p. 24–37, 2009.
- GALDI, F.; SECURATO, J. O risco idiosincrático é relevante no mercado brasileiro? *Revista Brasileira de Finanças*, Rio de Janeiro, v. 5, n. 1, p. pp–41, 2007.
- GLOSTEN, L. R.; JAGANNATHAN, R.; RUNKLE, D. E. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The journal of finance*, Wiley Online Library, v. 48, n. 5, p. 1779–1801, 1993.
- ISOGAI, T. et al. *An empirical study of the dynamic correlation of Japanese stock returns*. Tokyo, 2015.
- JEANTHEAU, T. Strong consistency of estimators for multivariate arch models. *Econometric theory*, Cambridge Univ Press, Cambridge, v. 14, n. 01, p. 70–86, 1998.
- JOHNSTONE, I. M. On the distribution of the largest eigenvalue in principal components analysis. *Annals of statistics*, JSTOR, Hayward, p. 295–327, 2001.
- KEARNEY, C.; POTÌ, V. Correlation dynamics in european equity markets. *Research in International Business and Finance*, Elsevier, v. 20, n. 3, p. 305–321, 2006.
- KEARNEY, C.; POTÌ, V. Have european stocks become more volatile? an empirical investigation of idiosyncratic and market risk in the euro area. *European Financial Management*, Wiley Online Library, v. 14, n. 3, p. 419–444, 2008.
- LAKONISHOK, J.; SHAPIRO, A. Systematic risk, total risk and size as determinants of stock market returns. *Journal of Banking & Finance*, Elsevier, Amsterdam, v. 10, n. 1, p. 115–132, 1986.

- LI, K. et al. Firm-specific variation and openness in emerging markets. *Review of Economics and Statistics*, MIT Press, Cambridge, v. 86, n. 3, p. 658–669, 2004.
- LINTNER, J. The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The review of economics and statistics*, JSTOR, v. 47, n. 1, p. 13–37, 1965.
- MANDELROT, B. The variation of certain speculative prices. *The Journal of Business*, v. 36, n. 4, p. 394–419, 1963.
- MANTEGNA, R. N.; STANLEY, H. E. *Introduction to econophysics: correlations and complexity in finance*. [S.l.]: Cambridge university press, 1999.
- MARČENKO, V. A.; PASTUR, L. A. Distribution of eigenvalues for some sets of random matrices. *Mathematics of the USSR-Sbornik*, IOP Publishing, Providence, v. 1, n. 4, p. 457, 1967.
- MARKOWITZ, M. Portfolio selection. *Journal of Finance*, New York, v. 7, n. 1, p. 77–91, 1952.
- MCCLOUD, N.; HONG, Y. Testing the structure of conditional correlations in multivariate garch models: A generalized cross-spectrum approach*. *International Economic Review*, Wiley Online Library, Philadelphia, v. 52, n. 4, p. 991–1037, 2011.
- MENDONÇA, F. Primo de et al. The relationship between idiosyncratic risk and returns in the brazilian stock market. *Revista Contabilidade & Finanças-USP*, São Paulo, v. 23, n. 60, 2012.
- MORCK, R.; YEUNG, B.; YU, W. The information content of stock markets: why do emerging markets have synchronous stock price movements? *Journal of Financial Economics*, Elsevier, Lausanne, v. 58, n. 1-2, p. 215–260, 2000.
- MOSSIN, J. Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, JSTOR, Chicago, p. 768–783, 1966.
- PHILLIPS, P. C.; PERRON, P. Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, Biometrika Trust, London, v. 75, n. 2, p. 335–346, 1988.
- RICCA, B. d. O. G. *Apreçamento da assimetria idiosincrática no mercado brasileiro de ações*. Rio de Janeiro, 2010.
- SHARPE, W. F. Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The journal of finance*, Wiley Online Library, v. 19, n. 3, p. 425–442, 1964.
- SILVENNOINEN, A.; TERÄSVIRTA, T. Multivariate garch models. In: *Handbook of financial time series*. [S.l.]: Springer, 2009. p. 201–229.
- SOUSA, S.; SERRA, A. What drives idiosyncratic volatility over time? *Portuguese Economic Journal*, Springer, Berlin, v. 7, n. 3, p. 155–181, 2008.
- TRACY, C. A.; WIDOM, H. On orthogonal and symplectic matrix ensembles. *Communications in Mathematical Physics*, Springer, New York, v. 177, n. 3, p. 727–754, 1996.

- TRACY, C. A.; WIDOM, H. The distributions of random matrix theory and their applications. In: *New Trends in Mathematical Physics*. [S.l.]: Springer, 2009. p. 753–765.
- TSE, Y. K.; TSUI, A. K. C. A multivariate generalized autoregressive conditional heteroscedasticity model with time-varying correlations. *Journal of Business & Economic Statistics*, Taylor & Francis, Washington, v. 20, n. 3, p. 351–362, 2002.
- VOGELSANG, T. J. Trend function hypothesis testing in the presence of serial correlation. *Econometrica*, JSTOR, Chicago, p. 123–148, 1998.
- XU, Y.; MALKIEL, B. Investigating the behavior of idiosyncratic volatility*. *The Journal of Business*, JSTOR, v. 76, n. 4, p. 613–645, 2003.

3.7 APÊNDICE A - TABELAS

Tabela 13 – Ações utilizadas por setor

Empresa	Ação	Setor
Braskem	BRKM5	Indústria Manufatureira
Celesc	CLSC4	Empresa de eletricidade, gás e água
Cemig	CMIG4	Empresa de eletricidade, gás e água
Coelce	COCE5	Empresa de eletricidade, gás e água
Comgas	CGAS5	Empresa de eletricidade, gás e água
Copel	CPLE6	Empresa de eletricidade, gás e água
Coteminas	CTNM4	Indústria Manufatureira
Eletrobras	ELET6	Empresa de eletricidade, gás e água
Emae	EMAE4	Empresa de eletricidade, gás e água
Embraer	EMBR3	Indústria Manufatureira
Embratel Part.	EBTP4	Informação
Eternit	ETER3	Indústria Manufatureira
Ferbasa	FESA4	Indústria Manufatureira
Forja Taurus	FJTA4	Indústria Manufatureira
Gerdau	GGBR4	Indústria Manufatureira
Gerdau Met	GOAU4	Indústria Manufatureira
Inepar	INEP4	Indústria Manufatureira
Itausa	ITSA4	Serviços financeiros e seguros
Klabin S/A	KLBN4	Indústria Manufatureira
Light S/A	LIGT3	Empresa de eletricidade, gás e água
Lojas Americanas	LAME4	Comércio Varejista
M G Poliest	RHDS3	Indústria Manufatureira
Marcopolo	POMO4	Indústria Manufatureira
Net	NETC4	Informação
Oi	OIBR4	Informação
Pão de Açúcar	PCAR4	Comércio Varejista
Petrobras	PETR4	Mineração
Randon Part	RAPT4	Indústria Manufatureira
Sabesp	SBSP3	Empresa de eletricidade, gás e água
Sid Nacional	CSNA3	Indústria Manufatureira
Souza Cruz	CRUZ3	Indústria Manufatureira
Suzano Papel	SUZB5	Indústria Manufatureira
Tectoy	TOYB4	Indústria Manufatureira
Telebras	TELB4	Informação
Telef Brasil	VIVT4	Informação
Tim Part S/A	TIMP3	Informação
Tractebel	TBLE3	Empresa de eletricidade, gás e água
Tran Paulista	TRPL4	Empresa de eletricidade, gás e água
Unipar	UNIP6	Indústria Manufatureira
Usiminas	USIM5	Indústria Manufatureira
Vale	VALE5	Mineração
Bradesco	BBDC4	Serviços financeiros e seguros
Itaú Unibanco	ITUB4	Serviços financeiros e seguros

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 14 – Ordens ARMA(P,Q)-GARCH(p,q) selecionadas para cada ação

Ação	(P,Q)	(p,q)	Ação	(P,Q)	(p,q)	Ação	(P,Q)	(p,q)
1	(1,0)	(1,1)	15	(0,0)	(2,2)	29	(2,0)	(2,1)
2	(2,2)	(2,1)	16	(2,2)	(2,2)	30	(1,1)	(2,1)
3	(1,2)	(2,1)	17	(1,2)	(2,0)	31	(0,2)	(2,1)
4	(1,0)	(2,1)	18	(2,1)	(2,2)	32	(2,1)	(2,0)
5	(0,2)	(2,1)	19	(2,0)	(2,2)	33	(1,1)	(2,0)
6	(1,1)	(2,2)	20	(0,1)	(2,1)	34	(1,2)	(2,2)
7	(1,2)	(2,1)	21	(1,2)	(2,1)	35	(2,2)	(2,1)
8	(0,2)	(2,1)	22	(2,1)	(1,2)	36	(1,1)	(2,1)
9	(0,2)	(2,1)	23	(1,0)	(2,1)	37	(2,1)	(2,2)
10	(2,2)	(2,0)	24	(0,2)	(2,1)	38	(0,1)	(2,1)
11	(2,1)	(1,2)	25	(0,2)	(1,1)	39	(2,2)	(2,1)
12	(1,2)	(2,1)	26	(1,2)	(2,2)	40	(2,1)	(2,2)
13	(0,2)	(2,1)	27	(1,2)	(1,2)	41	(2,2)	(2,2)
14	(2,1)	(2,1)	28	(1,1)	(2,1)	42	(1,2)	(2,2)

Fonte: Elaborado pelo autor.

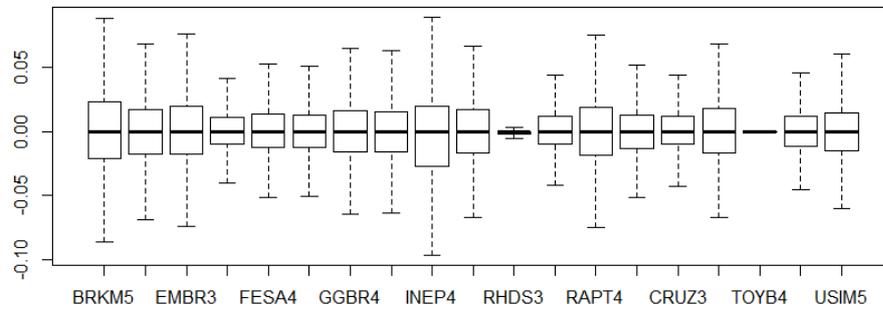
Tabela 15 – AIC dos modelos GARCH Multivariado estimados

Modelo	Ordem (m,n)	Distribuição	Parâmetros	AIC
DCC	1,1	Normal	1344	2736.1629
DCC	1,1	t de Student	1345	-115.7669
ADCC	1,1	Normal	1345	2736.1634
ADCC	1,1	t de Student	1346	-115.7833
DCC	1,2	Normal	1345	2736.1634
DCC	1,2	t de Student	1346	-115.7665
ADCC	1,2	Normal	1346	2736.1076
ADCC	1,2	t de Student	1347	-115,7828
DCC	2,1	Normal	1345	2736.1621
DCC	2,1	t de Student	1346	-115.7673
ADCC	2,1	Normal	1347	2736.1631
ADCC	2,1	t de Student	1348	-115.7911
DCC	2,2	Normal	1346	2736.1626
DCC	2,2	t de Student	1347	-115.7678
ADCC	2,2	Normal	1348	2736.1638
ADCC	2,2	t de Student	1349	-115.7961

Fonte: Elaborado pelo autor.

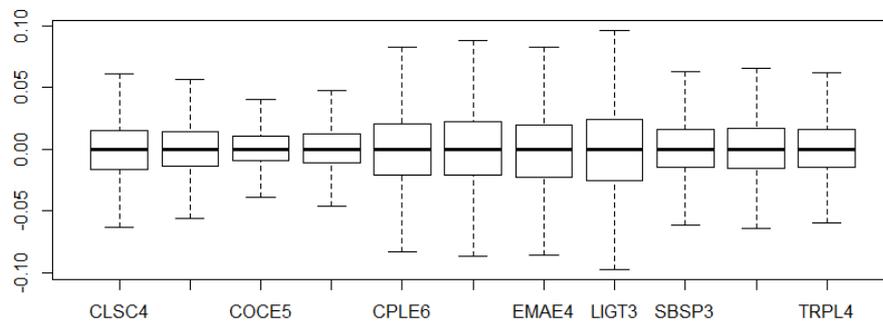
3.8 APÊNDICE B - GRÁFICOS

Figura 7 – Comparação da distribuição dos retornos - Indústria Manufactureira



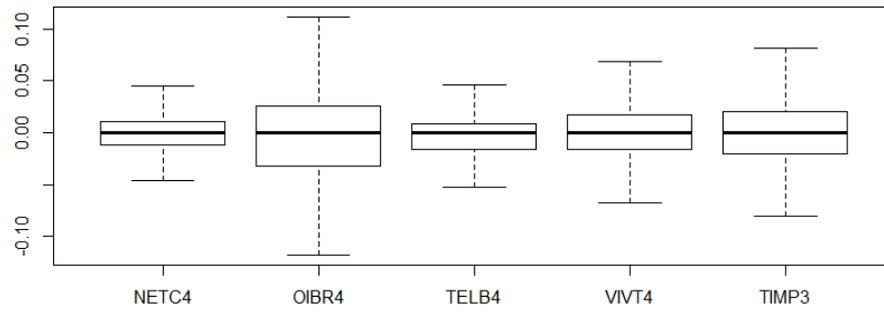
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 8 – Comparação da distribuição dos retornos - Empresas de eletricidade, gás e água



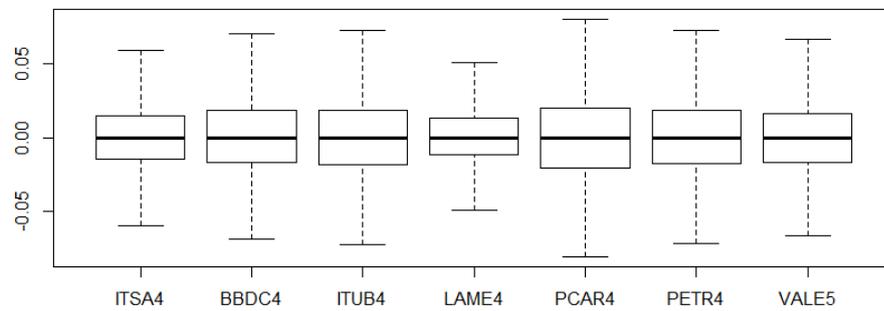
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 9 – Comparação da distribuição dos retornos - Informação



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 10 – Comparação da distribuição dos retornos - Demais setores



Fonte: Elaborado pelo autor.

4 USANDO BIG DATA, MACHINE LEARNING E TEXT MINING EM MACROECONOMIA

Neste capítulo, apresentamos pesquisas que utilizaram *Big Data*, *Machine Learning* e *Text Mining* em problemas macroeconômicos e discutimos as principais técnicas e tecnologias adotadas bem como aplicamos elas na análise de sentimento do BCB sobre a economia. Por meio de técnicas de *Web Scraping* e *Text Mining*, acessamos e extraímos as palavras usadas na escrita das atas divulgadas pelo Comitê de Política Monetária (Copom) no site do BCB. Após isso, comparando tais palavras com um dicionário de sentimentos (Inquider) mantido pela Universidade de Harvard e originalmente apresentado por Stone, Dunphy e Smith (1966), foi possível criar um índice de sentimento para a autoridade monetária.

4.1 INTRODUÇÃO

A modelagem da economia tem longa tradição e se tornou a ferramenta primária no teste empírico dos postulados macroeconômicos, permitindo pesquisadores expandirem seus conhecimentos dos mecanismos da economia e preencher a lacuna entre a teoria macroeconômica e a descrição empírica do seu funcionamento. Modelos macroeconômicos são baseados em sistemas de equações cujos parâmetros são tipicamente estimados usando séries temporais. Eles se tornaram o principal instrumento utilizado para a previsão econômica e análise de políticas, fornecendo subsídios para a tomada de decisão em instituições públicas, bancos e grandes corporações.

A história da construção de tais modelos pode ser dividida em vários subperíodos, dependendo dos conceitos macroeconômicos, metodologias estatísticas e econométricas e condições institucionais. Uma excelente descrição dos primeiros cinquenta anos do seu desenvolvimento pode ser encontrada em Bodkin et al. (1991). Durante este período os modelos macroeconômicos se tornaram uma disciplina independente na ciência econômica, intimamente relacionada com a macroeconomia. No que diz respeito à modelagem macroeconômica das últimas três décadas, Welfe (2013) apresentam diversos modelos tendo como base artigos publicados pelas principais instituições econômicas responsáveis pela política econômica de seus países.

O conjunto de modelos considerados *mainstream* foram construídos nas décadas de 60 e 70 na Europa Ocidental e Japão. As primeiras tendências que anunciaram a partida destes modelos apareceram no final da década de 70 em função da crítica de Lucas que insistiu que os agentes econômicos poderiam antecipar as medidas de política econômica de modo que as previsões seriam enganosas (Lucas (1976)). Isto induziu uma busca para a possibilidade de utilizar expectativas racionais que foram tratadas como uma solução.

Além deste contraste, Valadkhani (2004) destaca que desde o início da década de 70 surgiram problemas (instabilidade estrutural, a divisão arbitrária de variáveis endógenas do modelo e a existência de problemas de raiz unitária) que invalidaram alguns modelos macroeconômicos.

Por outro lado, é preciso aproveitar as oportunidades atuais que surgem em função da maior disponibilidade de dados e recursos computacionais para alavancar as pesquisas em macroeconomia aplicada. É sabido que a recente revolução (*Big Data*) que está mudando radicalmente a forma como os dados são produzidos, gerenciados, armazenados e analisados tem produzido implicações para governos, empresas e a sociedade. Isso não é diferente para a ciência. Em relação à pesquisa em economia, o *Big Data* também terá um profundo impacto sobre a forma como econométricos mensuram os efeitos econômicos e criará novas oportunidades de pesquisa dado que cada vez mais grandes escalas de dados estão se tornando disponíveis seja por meio de iniciativas privadas ou governamentais.¹ Além disso, o *Big Data* torna mais acessível abordagens estatísticas e computacionais (*Machine Learning* e *Text Mining*) já comumente utilizadas em outros campos de pesquisa, mas pouco exploradas na economia.

Neste sentido, o presente ensaio tem como principal objetivo contribuir para a pesquisa brasileira em economia por meio da apresentação de pesquisas que utilizaram *Big Data*, *Machine Learning*² e *Text Mining* em problemas macroeconômicos, discutir as principais técnicas e tecnologias adotadas bem como aplicá-las na análise de sentimento do Banco Central do Brasil (BCB) sobre a economia.

Por meio de técnicas de *Web Scraping* e *Text Mining*, acessamos e extraímos as palavras usadas na escrita das atas divulgadas pelo Comitê de Política Monetária (Copom) no site do BCB. Após isso, comparando tais palavras com um dicionário de sentimentos (Inquider) mantido pela Universidade de Harvard e originalmente apresentado por Stone, Dunphy e Smith (1966), foi possível criar um índice de sentimento para a autoridade monetária. Nossos resultados confirmam que tal abordagem pode contribuir para a avaliação econômica dado que a série temporal do índice proposto está relacionada com variáveis macroeconômicas importantes para as decisões do BCB.

Por fim, o ensaio é dividido como segue. A seção 2 apresenta pesquisas que já aplicaram os conceitos de *Big Data*, *Machine Learning* e *Text Mining* em macroeconomia aplicada bem como detalha as principais técnicas e tecnologias utilizadas por tais estudos. A seção 3 expõe a metodologia da aplicação prática proposta, detalhando as abordagens de *Web Scraping* e *Text Mining* enquanto a seção 4 apresenta os resultados obtidos. Já a

¹Alguns exemplos são: Data.gov dos EUA (<https://www.data.gov/>), DataViva do Governo de Minas Gerais (<http://dataviva.info/pt/>), Portal Brasileiro de Dados Abertos (<http://dados.gov.br/>). Todos usando como base a *Open Data Foundation* (<http://www.opendatafoundation.org/>)

²Maiores detalhes sobre a aplicação de *Machine Learning* em Economia e uma visão geral do processo podem ser encontradas no Apêndice 4.8

seção 5 traz as conclusões.

4.2 REFERENCIAL TEÓRICO

A ciência econômica tem evoluído ao longo de várias décadas em direção a uma maior ênfase em trabalhos empíricos. Recentemente, Hamermesh (2013) revisou publicações em economia das principais revistas para o período de 1963 a 2011 e percebeu que até meados da década de 1980, a maioria dos artigos eram teóricos. Além disso, Hamermesh (2013) notou que após esta década, a participação de artigos empíricos subiu para mais de 70% e a maioria substancial destes usaram dados que foram montados ou obtidos pelos autores ou gerados através de um experimento controlado. Estes resultados já apresentavam o impacto da expansão de dados disponíveis sobre a pesquisa em economia.

Atualmente, há maior disponibilidade de dados e economistas e econometristas poderão fazer uso destes na aplicação da teoria econômica. Por sua vez, a pesquisa econômica pode ser afetada em várias dimensões (mensuração da inflação e do mercado de trabalho em tempo real, por exemplo) ou no estudo de problemas que anteriormente eram encarados como importantes, mas sem possibilidade de avaliação empírica (comportamento do consumidor, produtividade e *job search*). Ainda, é esperado que economistas e econometristas adotem novos métodos estatísticos e computacionais desenvolvidos em outros campos de pesquisa de forma que os métodos tradicionais de econometria sejam complementados e capazes de lidar com grande quantidade de dados.

Essas oportunidades, por outro lado, levantam alguns desafios importantes. O primeiro deles é desenvolver métodos de pesquisa capazes de acessar e explorar dados de maneiras que os princípios de privacidade e confidencialidade sejam mantidos. Outro desafio inclui a necessidade de desenvolver nos pesquisadores a capacidade de lidar com grande quantidade de dados muitas vezes não estruturados³ assim como conhecimento teórico em métodos estatísticos (*Classification Trees, Regression Trees, Lasso, Boosting, Random Forest, Cross Validation*) pouco aplicados e estudados no âmbito da economia.

Neste sentido, esta seção tem como objetivo apresentar pesquisas que aplicaram técnicas de *Big Data* e *Text Mining* no estudo de problemas macroeconômicos bem como detalhar o processo de *Machine Learning* e sua relação com a econometria. Para maior organização, dividimos a seção em três grupos: novas medidas de cálculo da inflação usando a técnica de *Web Scraping*, o uso de *Machine Learning* em Economia e pesquisas que introduzem o uso de *Text Mining* na análise do sentimento dos Bancos Centrais.

³Documentos de texto, por exemplo, não são enxergados em toda sua amplitude e são considerados dados não estruturados, pois não contêm todas as informações possíveis para sua recuperação. Por outro lado, dados estruturados são dados que contêm uma organização para serem recuperados, facilitando o trabalho da tecnologia

4.2.1 Web Scraping, novas medidas de inflação e rigidez nos preços

A dinâmica do comportamento dos preços individuais proporciona vários desdobramentos que são comumente debatidos na literatura dado os impactos que podem causar. Não entender este tipo de comportamento levou a distintas abordagens para a análise da velocidade e intensidade de transmissão da política monetária. Além disso, compreender as estratégias de definição de preços das firmas levaria ao aprimoramento de modelos teóricos cujas abordagens e conclusões podem sofrer alterações expressivas na presença de fatos estilizados.

A ausência de estudos que gerassem empiricamente um diagnóstico da definição e grau de rigidez de preços individuais foi um limitador por diversas décadas em função da falta de informações estatísticas no nível de microdados que pudessem servir de base para estas análises. Porém, há alguns anos a disponibilização de preços coletados pelos órgãos governamentais tanto nacionais quanto internacionais, proporcionaram o surgimento de pesquisas que avaliassem o comportamento dos preços em nível de microdados (Bils e Klenow (2004), Nakamura e Steinsson (2008), Klenow e Kryvtsov (2008), Dhyne et al. (2006), Gouvea (2007), Matos e Barros (2009), Lopes (2008), Bunn e Ellis (2012)). Todos estes estudos aplicaram metodologias semelhantes para a avaliação da rigidez de preços em seus mercados. Para tanto, utilizaram os principais índices de inflação como fonte para a cesta de produtos a serem avaliadas. Porém, a quantidade de produtos presentes nestas cestas é pequena em relação aos comercializados diariamente e isto pode ser mais evidente em determinados setores ou produtos. Ainda, o procedimento básico usado em muitos países para coletar dados de inflação tem permanecido o mesmo por muitas décadas.⁴

Em contrapartida, o surgimento da internet, em particular a Web (*Web Wide Word*) trouxe um crescimento exponencial nas disposições de informações que podem ser utilizadas para a mensuração de medidas de inflação e também contribuírem para a pesquisa empírica sobre rigidez de preços. Embora muitas dessas informações sejam úteis, elas raramente estão em um formato adequado para o uso.

Uma metodologia que facilita o processo de coleta de dados da web é conhecida como *Web Scraping* que envolve escrever algoritmos que executam automaticamente o que fazemos manualmente quando navegamos por uma página de um site de e-commerce, por exemplo. Segundo Manning, Raghavan e Schütze (2008) *Web Scraping* é o processo de tirar informações desestruturadas de páginas da web e transformá-las em informações estruturadas que podem ser usadas para análise.

Entre os muitos potenciais usos, dados coletados por meio da tecnologia de *Web Scraping* podem contribuir para a criação de novas medidas de inflação ou estudos empí-

⁴Uma grande quantidade de pessoas trabalhando para instituições nacionais visitam milhares de lojas para coletar preços para uma cesta de produtos e serviços pré-selecionada. Os microdados são processados e usados para construir índices de preços aos consumidores.

ricos sobre a rigidez de preços. Motivado pela obtenção de uma nova medida de inflação para países onde os índices oficiais têm perdido credibilidade, Cavallo (2013) avaliou a reinvidicação generalizada de que o governo da Argentina manipulava os índices oficiais de inflação. Assim, usando dados coletados de outubro de 2007 a março de 2011 do *Billion Prices Project*⁵, Cavallo (2013) utilizou-se da tecnologia de *Web Scraping* para extrair dados das páginas dos principais supermercados do Brasil, Chile, Colômbia, Venezuela e Argentina. Uma combinação entre preços online, a metodologia tradicional de cálculo da inflação e os pesos oficiais das categorias dos produtos foi usada para construir o índice de preços online para cada país. Após isso, cada índice é então comparado com o índice oficial equivalente construído como uma média ponderada dos componentes de alimentos, bebidas e produtos domésticos (as mesmas categorias disponíveis online). No Brasil, Chile, Colômbia e Venezuela os índices de preço online se aproximaram tanto em nível quanto em dinâmica temporal da inflação oficial. Por outro lado, os resultados da Argentina são diferentes dado que os autores encontraram uma grande discrepância entre os índices de preço online e oficial que se mostrou persistente ao longo do tempo.

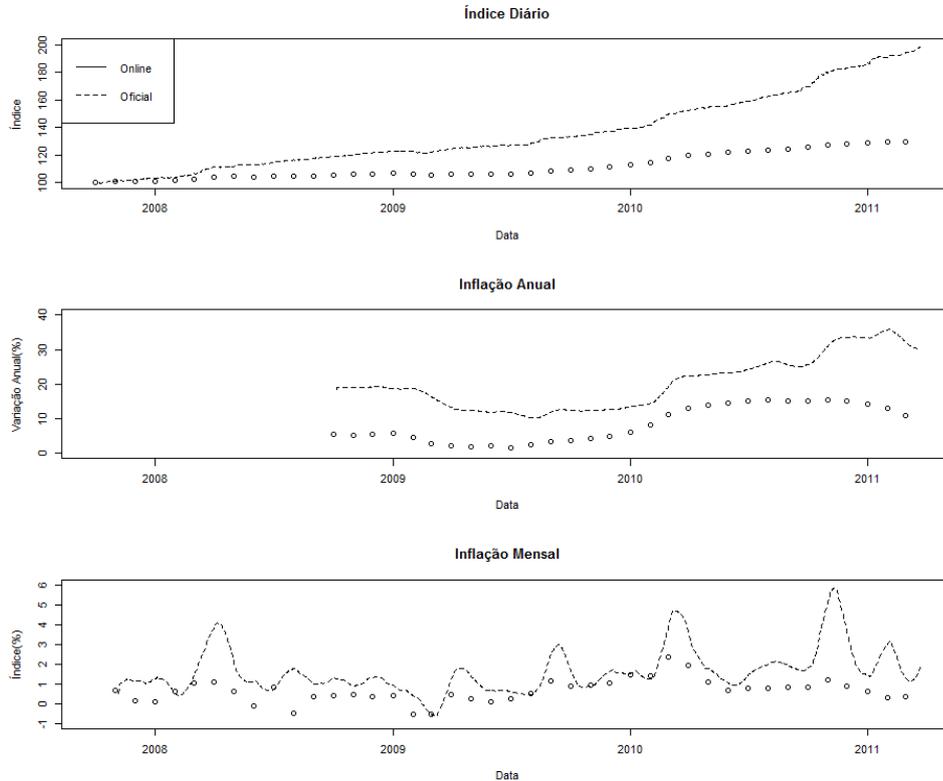
Durante o período analisado, os preços online da Argentina tiveram uma taxa de inflação anual que foi consistentemente duas ou três vezes maior do que as estatísticas oficiais, com uma taxa de 20.14% comparada com apenas 8.38% nos dados divulgados pelo governo. Durante o mesmo período o índice online cresceu mais do que 100% enquanto o índice oficial apenas 35%. Surpreendentemente, embora o nível da inflação seja maior, o comportamento da dinâmica da inflação online se parece com a dinâmica apresentada pelos índices oficiais tanto para os dados anuais quanto mensais. As figuras 11 e 12 apresentam gráficos comparativos entre os resultados da pesquisa e os índices oficiais de cada país.

No que tange à rigidez de preços, Cavallo (2015) salienta que microdados dos índices de preços não são coletados para objetivos de pesquisa e suas características amostrais podem introduzir erros de medida que afetam alguns fatos estilizados da literatura sobre padrão de mudança nos preços. Em particular, o autor argumenta que duas características amostrais (média temporal e imputação de preços faltantes) podem afetar significativamente a duração e o tamanho das variações de preços observadas nas fontes tradicionais⁶. Estas duas características amostrais, embora razoáveis para o objetivo de coleta dos dados, pode aumentar o número de mudanças observadas nos dados, reduzindo o tamanho percentual dessas mudanças e afetando estatísticas como a distribuição do tamanho e a taxa de risco de mudanças nos preços.

⁵Projeto do Massachusetts Institute of Technology conhecido como *The Billion Prices Project* (<http://bpp.mit.edu/>). Outro projeto parecido é o *PriceStats* (<http://www.pricestats.com/>).

⁶Imputação de preços de produtos temporariamente indisponíveis e substitutos é uma característica comum de base de dados de inflação. Nos EUA, o *Bureau of Labor Statistics* (BLS) imputa muitos desses preços faltantes com um método chamado de *cell-relative imputation* que usa a mudança média no preço.

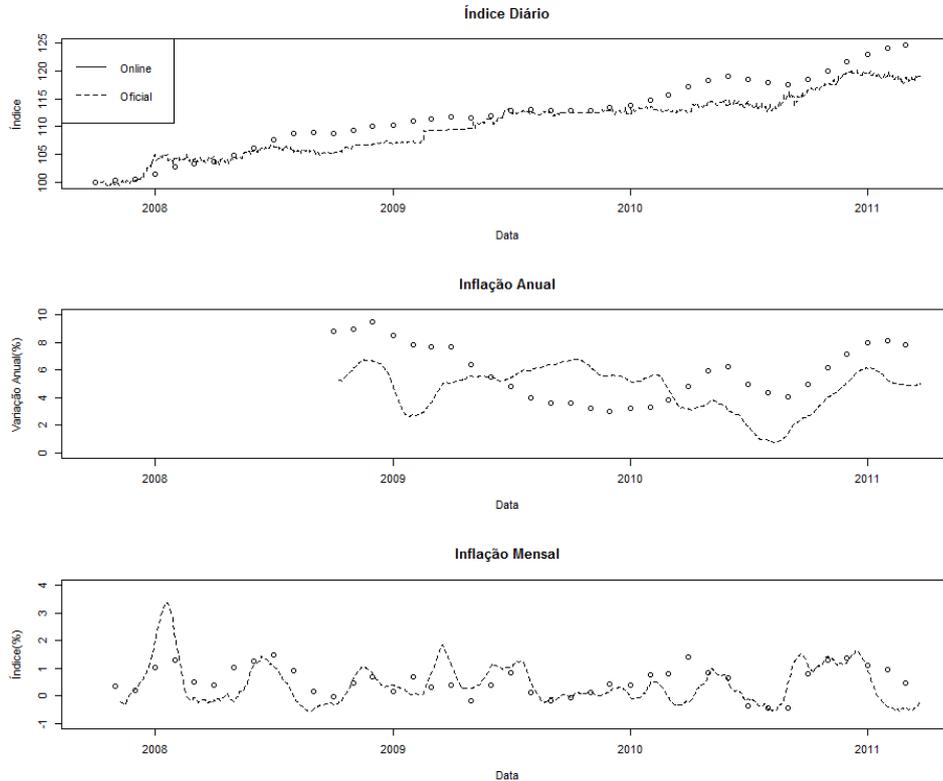
Figura 11 – Índice de preços online **Argentina** - Supermercados



Nota: Construído a partir de dados disponibilizados por Cavallo (2013). A taxa de inflação online mensal é uma série temporal diária computada como a variação percentual na média do índice dos últimos 30 dias com relação à média do mesmo índice no mesmo período do mês anterior. A taxa mensal de inflação oficial é uma série temporal mensal computada como a variação percentual no índice sobre o mês anterior .

Como um exemplo, um padrão que tem recebido muita atenção na literatura é a forma da distribuição do tamanho da mudança nos preços. A maior parte dos artigos usando dados de índices de preços encontraram distribuições em forma de sino (unimodal) centralizadas em torno de 0% com uma parte significativa de pequenas mudanças nos preços que parece inconsistente com os tradicionais modelos de custo de menu que preveem períodos de preços inalterados seguidos por mudanças relativamente grandes (uma distribuição bimodal centralizada em torno de zero). Esta conclusão motivou o surgimento de vários artigos tentando adaptar modelos de rigidez de preços para considerar este fato.

Contudo, a forma da distribuição das mudanças nos preços é muito afetada pelas características amostrais dos dados. Isto pode ser visto na figura 14 onde Cavallo (2015) mostra uma distribuição de mudanças nos preços para tanto dados online e dados escaneados eletronicamente obtidos a partir do mesmo varejista dos EUA, CEP e período temporal. Embora os preços que geram essas distribuições sejam em princípio os mesmos, os resultados são muito diferentes. A distribuição dos dados online é fortemente bimodal, com poucas mudanças nos preços próximas de 0%. Existe uma explicação simples para a diferença. Dados escaneados são reportados como médias semanais. Como notado por

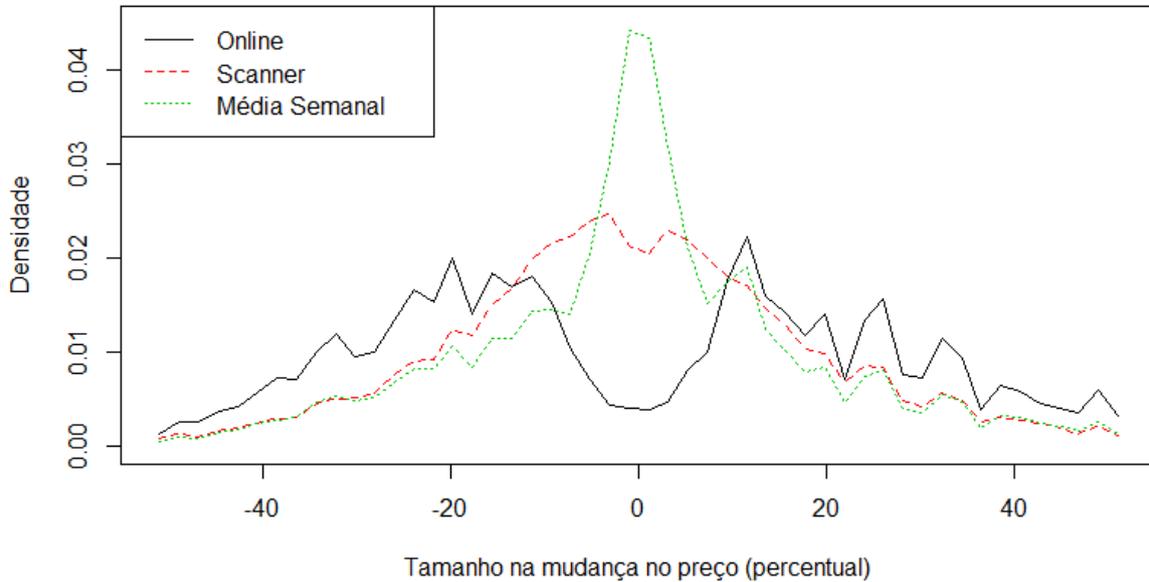
Figura 12 – Índice de preços online **Brasil** - Supermercados

Nota: Construído a partir de dados disponibilizados por Cavallo (2013). A taxa de inflação online mensal é uma série temporal diária computada como a variação percentual na média do índice dos últimos 30 dias com relação à média do mesmo índice no mesmo período do mês anterior. A taxa mensal de inflação oficial é uma série temporal mensal computada como a variação percentual no índice sobre o mês anterior .

Campbell e Eden (2014), isto pode criar um grande número de pequenas mudanças espúrias. Por exemplo, em período de três semanas com uma única mudança nos preços no meio da segunda semana, tomar a média semanal produziria duas mudanças pequenas nos preços: uma da primeira semana em relação à segunda e outra desta para a terceira. Essas mudanças espúrias podem ser vistas explicitamente na figura 13, onde Cavallo (2015) aproxima a forma da distribuição dos dados escaneados através da simples média mensal dos dados online.

Algo similar acontece com dados dos índices de preços, embora a fonte do viés seja diferente em natureza, como discutido em Cavallo (2015). Em particular, microdados dos índices de preços ao consumidor frequentemente irão conter preços imputados para itens temporariamente indisponíveis. Esta imputação é frequentemente feita com a mudança média do preço de bens relacionados, resultando em padrão artificial de muitas mudanças nos preços. Se estas imputações não são identificadas ou removidas quando as distribuições são geradas, o resultado é uma distribuição unimodal similar àquelas encontradas na literatura.

Figura 13 – A distribuição do tamanho das mudanças nos preços nos EUA



Fonte: Cavallo (2013).

Controlar para o viés de medida é importante, mas para melhor entender a rigidez de preços e seus determinantes, a literatura também necessita de dados com características similares para múltiplos países e economias. Isto é muito difícil com as fontes tradicionais de dados. Por outro lado, preços online tem o potencial de fornecer conjunto de dados com características amostrais idênticas em um grande número de países. Atualmente, o *Billion Prices Project* está trabalhando na padronização de estatísticas de rigidez em todos os dados coletados. O objetivo não é apenas compartilhar com outros pesquisadores uma variedade de indicadores que podem ser usados para estudar rigidez de preços, mas também fornecer aos tomadores de decisão mais informações atualizadas sobre o comportamento dos preços ao longo do tempo.

4.2.2 Análise de Sentimento do Banco Central usando Text Mining

Qualquer projeto de pesquisa quantitativa que espera fazer uso de análises estatísticas necessita coletar informações estruturadas. Como já foi demonstrado anteriormente, a internet é uma valiosa fonte de dados. Infelizmente tais dados são em sua grande maioria não estruturados. Como consequência, surge o interesse em *natural language processing* que é o processamento automático da linguagem humana dada a massiva disponibilidade de texto legível por uma máquina.

Em ordem para acessar tais dados, várias técnicas têm sido concebidas para

atribuir significado ao texto não estruturado. Neste contexto, *Text Mining* tem sido amplamente utilizado em análise estatística e métodos de *Machine Learning* abrangendo um vasto campo de abordagens com uma coisa em comum: dados em formato textual. Em geral, *Text Mining* é um campo interdisciplinar entre *data mining*, linguistas e cientistas da computação. Técnicas padrão são classificação de textos, clusterização de textos, criação de ontologias⁷ e taxonomias⁸, resumo de documentos e análise de corpus⁹.

Em classificação e clusterização de documentos a ideia é transformar o texto em um formato estruturado baseado na frequência dos termos. No que tange ao contexto estatístico em aplicações de *Text Mining*, é possível incluir técnicas de análise semântica em bioinformática (Dong, Wang e Lin (2006)), o uso de métodos estatísticos para automaticamente investigar jurisdições (Feinerer e Hornik (2008)), detecção de plágio em universidades, recuperação de informação ou filtros de spam adaptativos via inferência estatística. Além disso, ocorrências comuns são a mensuração das preferências do consumidor analisando entrevistas qualitativas (Feinerer e Wild (2007)), detecção de fraude investigando notificações ou análise de redes sociais para identificar padrões tais como ideias sobre novos produtos.

Especificamente para o uso de Text Mining em macroeconomia, temos estudos sobre a análise de sentimento em textos de Bancos Centrais com o objetivo de prever o impacto dos comunicados sobre as expectativas de taxas de juros dos investidores (Nopp e Hanbury (2015)) e detecção de riscos no sistema bancário (Moniz e Jong (2014)). Nopp e Hanbury (2015) desenvolveram um sistema automático que prevê o impacto das comunicações do Banco Central da Inglaterra usando atas do comitê de política monetária da instituição. O sistema trabalha em quatro fases: primeiro, detecta referências importantes nos comunicados que estão associadas com o crescimento da economia, inflação e taxas de juros. Esses aspectos econômicos são detectados usando o algoritmo de *TextRank*. A partir disso, um modelo multinomial Naive Bayes classifica as sentenças dos documentos nestes aspectos. A segunda fase mensura sentimento usando a quantidade de termos presentes usando um dicionário como referência. A terceira fase aplica *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) para inferir clusters que podem atuar como reforçadores ou diminuidores dos aspectos da economia. Finalmente, um *ensemble* de *regression tree* faz a previsão do impacto das comunicações sobre as taxas de juros do mercado financeiro. Moniz e Jong (2014) realizaram um estudo que explora se a análise de sentimento é capaz de mensurar a atitude

⁷O termo ontologia é originado da filosofia e foi introduzido por Aristóteles em *Metafísica*. Recentemente, também foi adotado pelas comunidades de inteligência artificial e gestão do conhecimento para se referir a conceitos e termos que podem ser usados para descrever alguma área do conhecimento ou construir uma representação desse na forma de um dicionário de vocabulários, por exemplo.

⁸Em um sentido amplo, é a criação da estrutura (ordem) e dos rótulos (nomes) que ajudam a localizar a informação relevante. Em um sentido mais específico, é o ordenamento e rotulação de metadados, que permite organizar sistematicamente a informação primária.

⁹É o conjunto de textos escritos e registros orais em uma determinada língua e que serve como base de análise

e opiniões dos bancos em relação ao risco usando dados textuais. Para tanto, utilizam mais de 500 cartas de CEOs e seções extraídas dos relatórios anuais disponibilizados pelos bancos. Baseado nestes dados, dois distintos experimentos são conduzidos. A avaliação encontrou oportunidade de pesquisa, mas também limitações para a análise de sentimento de risco na supervisão dos bancos. Os autores concluem que a análise de bancos individuais é limitada no que tange à capacidade de predição enquanto a análise agregada revela forte e significativa correlação entre incerteza ou negatividade em divulgações textuais. A análise de sentimento de riscos deveria ser utilizada para análise macroeconômicas do que para a avaliação de bancos individuais.

Em relação à aplicação de técnicas de *Text Mining* em estudos macroeconômicos para a economia brasileira, em recente estudo Chague et al. (2015) analisaram como a comunicação do Banco Central brasileiro afeta a estrutura a termo da taxa de juros futura. Usando componentes principais, os autores construíram uma medida de conteúdo das atas do Comitê de Política Monetária (Copom) que reflete o otimismo dos tomadores de decisão sobre as condições econômicas. Quando estes estão mais otimistas, refletido pelo aumento no fator otimismo, as expectativas de mercado respondem e a taxa de juros futura de longo prazo diminui. Além disso, quando os tomadores de decisão estão pessimistas, a volatilidade da taxa de juros futura aumenta. Desta forma, os resultados indicam que a comunicação do BACEN tem um impacto efetivo sobre as expectativas de mercado.

4.3 METODOLOGIA

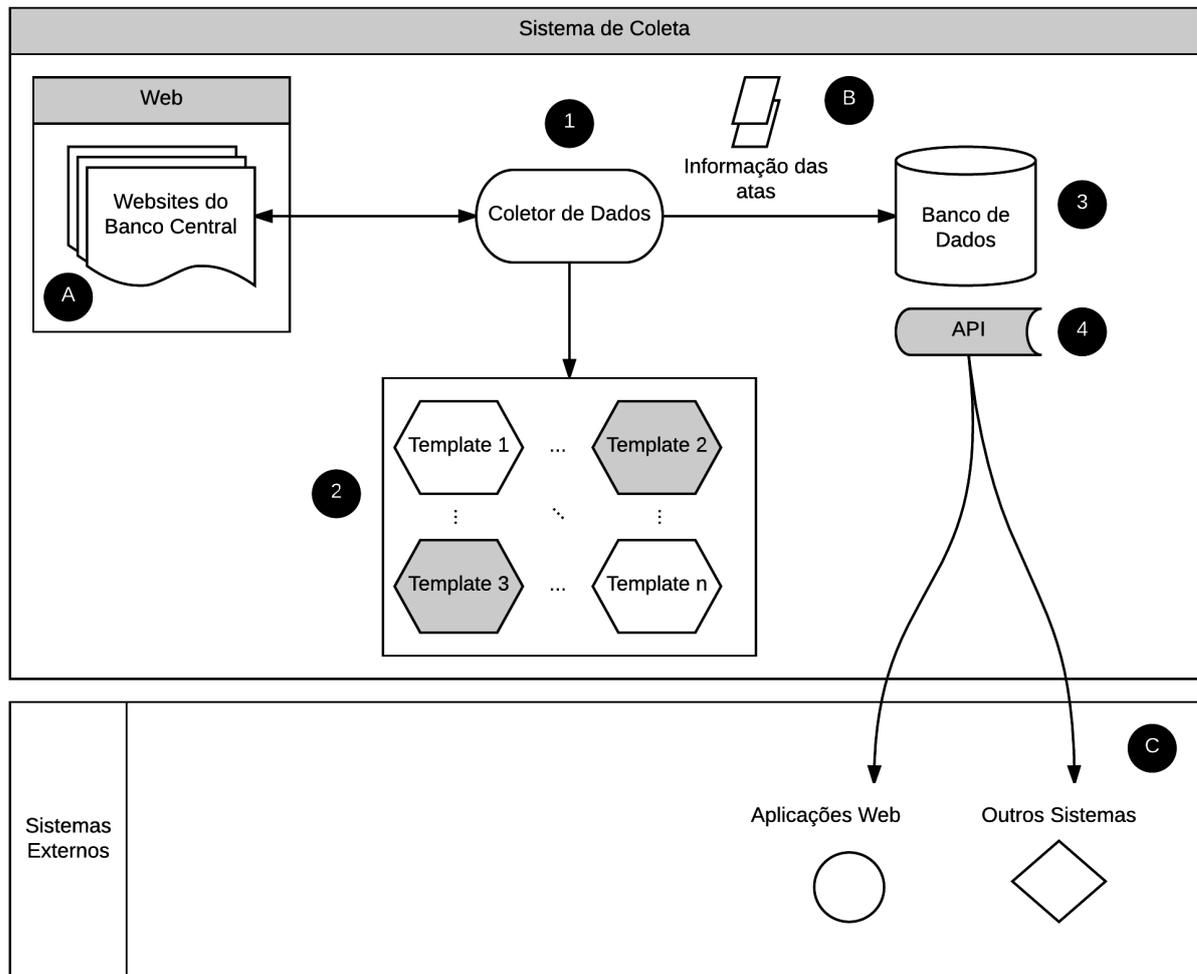
Nesta seção apresentamos detalhes das técnicas que serão utilizadas para a criação do índice de sentimento do BCB de acordo com as atas divulgadas pelo Copom. Além disso, definimos a base de dados considerada bem como os tratamentos realizados no conjunto de dados.

4.3.1 Web Scraping

A maior parte das páginas de sites são construídas usando uma linguagem de codificação estruturada chamada de *HyperText Markup Language* (HTML). Este código tem “tags”, tais como `< title >`, `< body >` e `< p >`, que determinam o título, corpo e parágrafo do texto em uma página, respectivamente. Estas tags tendem a permanecer constantes ao longo do tempo, uma vez que proporcionam um “look and feel” distinto para cada página. Por contraste, a informação dentro dessas tags, tais como preço de produtos ou a ata da reunião do Copom, mudam ao longo do tempo. O software de *scraping* pode ser ensinado a utilizar as tags em HTML para localizar informações relevantes e guarda-las em um banco de dados. A repetição desse processo todos os dias produz um banco de dados em formato de painel com um registro por produto e por dia para o caso de coleta de preços ou o histórico das atas.

Através de um coletor é possível arquitetar e executar de forma lógica e escalável todo esse processo. Para que um coletor seja funcional é necessário que o mesmo consiga interagir com páginas da Web, extrair a informação de interesse e estruturar e armazenar os dados para futuras consultas. Em geral, exemplos corriqueiros de coletores podem ser citados como os desenvolvidos pelo Google e Microsoft para atuar na procura por páginas da internet ou outros mais específicos para coleta de preços de produtos como os portais de agregadores como Bom de Faro, Buscapé dentre outros.

Figura 14 – Arquitetura do Sistema de Coleta e Disponibilização dos Dados



Fonte: Elaborado pelo autor.

A figura 14 mostra um exemplo de sistema de coleta das atas. O coletor recebe como entrada os templates dos sites que se deseja coletar e produz como resposta informações estruturadas com as variáveis das atas (data, presentes na reunião, link para a ata, arquivo PDF da ata). Para que o coletor seja capaz de realizar a tarefa de extração de informação, o mesmo deve apresentar os seguintes componentes: um componente centralizado capaz de ler instruções e aplicar regras para extração (1 - módulo coletor de dados); ter um conjunto de regras que descreva de forma não ambígua como realizar a coleta dos dados

e as variáveis de interesse (2 - templates dos webistes do Banco Central, por exemplo); ter um banco de dados capaz de lidar com as características dos dados armazenados (3 - módulo de banco de dados); ter uma interface para facilitar o acesso aos dados por meio de outras aplicações ou sistemas web (4 - módulo de disponibilização da informação). Dessa forma, o coletor (1) é o centralizador do processo de coleta de dados, fazendo a iteração com os templates (2), os webistes (A) e o módulo de banco de dados (3). Em resumo, o coletor através de um algoritmo inicia o processo de coleta carregando em uma lista os templates de coleta dos websites (2) e em seguida através de um processo iterativo visita o website, coleta os documentos de interesse e realiza a extração das informações indicadas pelo template (data, presentes na reunião, link para a ata). Ao final da coleta os dados são estruturados em um formato de documento denominado JSON¹⁰ ou armazenados em um banco de dados. O processo se repete para cada template até que todos os templates sejam avaliados. Por fim, além da coleta em si, podemos ter um módulo para disponibilizar o acesso a informação coletada. Esse módulo (4) é responsável por permitir de forma segura e racional o uso dos dados coletados por diferentes sistemas e aplicações web existentes (C).

4.3.2 Análise de Sentimento

A análise de sentimento é o estudo computacional das opiniões, atitudes e emoções das pessoas em relação a uma entidade. A entidade pode representar indivíduos, produtos, empresas ou lugares. O objetivo é encontrar opiniões ou identificar os sentimentos expressos em um texto e então classificá-los conforme a polaridade ou orientação da opinião.

Existem três principais níveis de classificação em análise de sentimento: documento, sentença e aspecto. Em documentos o objetivo é classificar a opinião do documento como expressando um sentimento ou opinião positiva ou negativa. É considerado o documento em sua totalidade como uma unidade de informação (falando sobre um tópico). Com relação às sentenças, o objetivo é classificar o sentimento expresso em cada sentença. O primeiro passo é identificar se a sentença é subjetiva ou objetiva. Se a sentença é subjetiva a análise determinará se a sentença expressa opiniões positivas ou negativas. Já em nível de aspecto, o alvo é classificar o sentimento com relação aos aspectos específicos das entidades a partir da identificação das entidades e seus aspectos dada a possibilidade de existir diferentes opiniões sobre aspectos distintos da mesma entidade (como em: A qualidade da chamada do telefone não é boa, mas a bateria dura muito tempo).

Existem muitas aplicações de algoritmos de análise de sentimento que foram propostos nos últimos anos. Em resumo, podemos classificar as abordagens em dois tipos:

¹⁰É uma formatação de troca de dados sendo de fácil entendimento e interpretação tanto pelas pessoas quanto computadores. Detalhes de como utilizar JSON no R podem ser encontrados no pacote jsonlite por meio desta página <https://cran.r-project.org/web/packages/jsonlite/vignettes/json-aaquickstart.html>

baseadas em *Machine Learning* e orientadas por Lexicon. A primeira se subdivide em aprendizagem supervisionada e não supervisionada¹¹ enquanto a segunda, que é aplicada neste estudo, está baseada no uso de dicionários semânticos.

Palavras de opiniões positivas são usadas para expressar algum estado desejado, enquanto palavras de opinião negativa expressam algo não desejado. A abordagem baseada em dicionários foi apresentada por Kim e Hovy (2004) e Hu e Liu (2004) onde uma pequena quantidade de palavras de opinião são coletadas manualmente e a partir da manutenção de pesquisadores aumenta-se a coleção de palavras do dicionário. Este é o exemplo do dicionário *Inquirer* (<http://www.wjh.harvard.edu/inquirer/>) disponibilizado pela universidade de Harvard e originalmente apresentado por Stone, Dunphy e Smith (1966) que é a base para a definição do sentimento das atas do BCB e para este estudo. Este é um lexicon (coleção de locuções e expressões) que classifica 11.788 palavras em grupos semânticos, tais como "positive", "negative", "strong", "weak" entre outros.¹²

Usando duas bases de dados (matriz de palavras das atas e dicionário semântico), buscamos quais palavras estão presentes nas duas bases para cada uma das atas. Assim, sabemos quantas palavras "negativas" e "positivas" estão presentes na escrita de cada ata. Como consequência, construímos o índice de sentimento, como segue:

$$I_t = \frac{NP_t - NN_t}{N} \quad (4.1)$$

onde I_t é o índice de sentimento para cada ata divulgada em t , NP_t é a quantidade de palavras "positivas" presentes na ata divulgada em t enquanto NN_t é a quantidade de palavras "negativas" e N a quantidade de palavras na ata. Quanto maior o valor I_t , mais "positiva" é a ata e, conseqüentemente, a expectativa para a economia pela autoridade monetária.

4.3.3 Dados

O Copom é o órgão decisório da política monetária do BCB, responsável por estabelecer a meta para a taxa básica de juros que é a taxa Over-Selic (ou taxa Selic). Foi constituído em junho de 1996 tornando possível estabelecer ritual adequado ao processo decisório de política monetária e aprimorar sua transparência. O BCB por meio da iniciativa de divulgar as atas das reuniões do Copom, reforça a transparência na condução da política econômica e a eficácia na comunicação de suas ações.

A ata em português das reuniões é divulgada na quinta-feira da semana posterior a cada reunião, publicada na página do BCB na internet e disponibilizada para a mídia. A versão em inglês também é divulgada pela internet poucos dias após a publicação

¹¹Detalhes sobre este tipo de abordagem podem ser encontrados no apêndice 4.8

¹²Detalhes do dicionário podem ser encontrados no seguinte site <http://www.wjh.harvard.edu/inquirer/>

da versão em português, mas neste caso em formato PDF. A ata fornece resumo do Copom, em conformidade com o compromisso de transparência do regime de metas para a inflação. Neste estudo, utilizamos a versão em inglês que está disponível desde a 42ª reunião totalizando 159 atas (até a última reunião deste comitê em julho de 2016). Com o objetivo de eliminar prováveis problemas com o processamento dos arquivos em PDF, foi eliminado da amostra as atas das reuniões 42 e 43 em função de grande diferença no layout dos arquivos em comparação com as demais atas.

Além disso, coletamos para o mesmo período as seguintes séries temporais: dados da inflação por meio do Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) anual e acumulado no mês, dados da taxa de juros nominal (Selic) e meta anual do IPCA. Estes dados foram coletados da plataforma *Quandl* (<https://www.quandl.com/>) por meio do R.

4.4 RESULTADOS

O presente ensaio apresentou diversas habilidades que podem contribuir para a pesquisa em economia. Especificamente para a Macroeconomia Aplicada, mostramos estudos que já se utilizaram destas técnicas e conceitos (*Big Data*, *Machine Learning* e *Text Mining*) em pesquisas empíricas.

Esta seção tem como objetivo expor uma aplicação de *Text Mining* nas atas das reuniões do Comitê de Política Monetária (Copom) que são divulgadas pelo Banco Central do Brasil (BCB). A análise é feita por meio da construção do índice de sentimento do BCB (equação 4.1) para o período de 2000 a 2016 que tem como base o significado semântico das palavras utilizadas na escrita de cada ata. Para efeitos de comparação, mostramos como o índice está relacionado com variáveis macroeconômicas importantes para a tomada de decisão da autoridade monetária. Além disso, em busca de facilitar o entendimento e também contribuir para futuras pesquisas em temas relacionados, detalhamos o processo de coleta das atas e seu processamento.

Assim como salientado na seção metodológica, uma abordagem que facilita o processo de coleta de dados da web é o *Web Scraping* que envolve escrever algoritmos que executam automaticamente o que fazemos manualmente quando navegamos por uma página de um site. Neste caso, utilizamos desta metodologia para coletar as atas diretamente do site do BCB usando *tags* em HTML que localizam as informações de interesse.

Em linhas gerais, o código de *scraping*¹³ executou os seguintes passos: *a*) Acessar o site <https://www.bcb.gov.br/?MINUTES> onde todas as atas estão localizadas; *b*) No site, extrair a página de cada ano (por exemplo, <http://www.bcb.gov.br/?id=MINUTESano=2016> para o ano de 2016) usando *tags* em HTML; *c*) Acessar cada uma das n páginas (onde n

¹³Os autores disponibilizam o código em R utilizado para coletar as atas na seguinte página (<https://bitbucket.org/hudsonchaves/tese/src/d3d51e366c82/TESE/?at=master>)

é a quantidade de anos disponíveis) e extrair, usando *tags*, a página específica para cada ata do respectivo ano (<http://www.bcb.gov.br/?MIN2016199th> para ata da 199ª reunião realizada em 2016, por exemplo); *d*) Fazer o download de cada ata usando as páginas coletadas no passo anterior e armazená-las (neste caso, em PDF dado que são atas em inglês) .

Tabela 16 – Palavras que apareceram no texto da ata pelo menos 400 vezes

Palavras				
according	accumulated	accumulating	actions	activity
adjusted	adjustment	aggregate	agricultural	also
although	among	april	assessment	august
average	balance	banco	based	basis
bcbr	bears	behavior	billion	brazilian
calculated	capacity	capital	carried	categories
central	change	changed	changes	cni
committee	compared	comparison	conditions	confidence
consecutive	consequence	considered	considering	considers
construction	consumer	consumption	continue	continued
contributed	copom	core	credit	current
daily	data	days	deceleration	december
decline	declined	decrease	decreased	demand
department	despite	developments	domestic	driven
due	durable	dynamics	economic	economies
economy	effects	emerging	employment	end
ended	environment	equipment	established	evaluates
evolution	exchange	expanded	expansion	expectations
expected	exports	external	factors	fall
favorable	february	fell	fgv	financial
first	fiscal	following	food	forecast
foreign	future	gdp	general	global
goods	grew	growth	hand	high
higher	highlights	household	however	ibge
igpdi	impact	important	imports	income
increase	increased	increases	increasing	index
indicators	individuals	industrial	industry	inflation
inflationary	information	interest	intermediate	international
investment	ipca	items	january	jobs
july	june	labor	last	level

Fonte: Elaborado pelo autor.

Uma vez que todas as atas estão armazenadas, faz-se necessário transformá-las de forma que seja possível extrair cada uma das palavras do seu conteúdo. Este tipo de processo envolve muitas etapas, principalmente pelo fato de que numa perspectiva computacional os textos são coleções não estruturadas de palavras.

O processo inicia com a leitura e armazenamento dos arquivos PDF (coletados do site do BCB) no formato de um **Corpus** que é uma coleção de documentos textuais. O Corpus deste estudo contém 157 documentos textuais sendo que cada documento é uma representação textual (mantendo o mesmo texto) da ata. Após isso, o texto de cada documento é reformatado para eliminar prováveis impurezas. Para tanto, removemos números, caracteres de pontuação, palavras sem sentido (*the, you, we*, por exemplo), espaços em branco, aplicamos procedimentos de *stemming* (processo de reduzir palavras relacionadas a uma forma mínima comum)¹⁴ e transformamos todos os caracteres para minúsculo. Tais transformações no **Corpus** permitem a criação de um conjunto de documentos mais compacto e também simplifica a estrutura em ordem a facilitar o relacionamento entre as palavras. A partir disso, o próximo passo é criar uma matriz onde temos em cada coluna as distintas palavras de todos os documentos do **Corpus** e nas linhas cada um dos documentos¹⁵. As células desta matriz são preenchidas com a quantidade de palavras presentes em cada um dos documentos. A tabela 16 mostra as palavras que apareceram pelo menos 400 vezes nas atas do Copom enquanto a tabela 17 apresenta algumas palavras das últimas 10 atas divulgadas pelo BCB. Este é um exemplo da matriz de dados que é comumente criada para a análise de dados em formato textual.

Tabela 17 – Matriz de dados (Documentos x Palavras)

Ata	absorption	acceleration	accommodative	accordance	according	account
199th	2.00	1.00	1.00	1.00	20.00	1.00
198th	2.00	1.00	1.00	1.00	19.00	1.00
197th	2.00	1.00	1.00	1.00	18.00	1.00
196th	2.00	1.00	1.00	1.00	18.00	1.00
195th	2.00	2.00	1.00	1.00	18.00	1.00
194th	2.00	2.00	1.00	1.00	18.00	1.00
193rd	2.00	2.00	1.00	1.00	23.00	1.00
192nd	2.00	2.00	1.00	1.00	19.00	1.00
191st	2.00	1.00	1.00	0.00	20.00	1.00
190th	2.00	1.00	1.00	0.00	17.00	1.00

Fonte: Elaborado pelo autor.

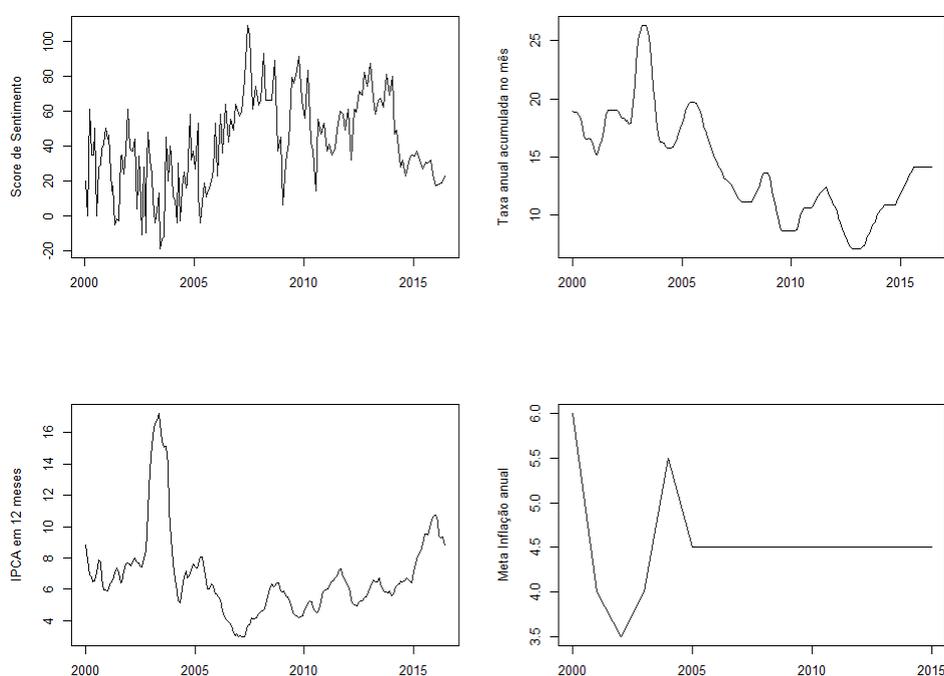
Com relação ao índice de sentimento, a figura 15 compara a série temporal de I_t^s com variáveis macroeconômicas importantes (Selic, IPCA, IPCA Meta) para a tomada de

¹⁴A técnica de *stemming* é utilizada em sistemas de recuperação de informação com a intenção de melhorar a qualidade do resultado produzido pelo sistema. Para tanto, parte-se do pressuposto que o usuário, ao inserir determinado termo em uma consulta (por exemplo, "aprendeu"), está também interessado em documentos que possuem não somente este termo exato, mas também as suas variantes ("aprendo", "aprendido", "aprender", etc.). Desta forma, *stemming* pode contribuir para padronizar palavras e torná-las comparáveis no processo de análise do texto

¹⁵Com esta matriz, podemos começar a análise do texto, examinando a quantidade de palavras por documento e também produzir visualizações tais como nuvens de palavras. Além disso, é possível encontrar associação entre palavras por meio de correlação e também formular estruturas de dados que são necessárias para modelagem estatística como encontrar a similaridade entre documentos

decisão da autoridade monetária. É possível observar que há certa relação entre as séries para o período avaliado (principalmente no que tange ao comportamento de longo prazo). Em períodos de alta inflação (representada aqui pelo IPCA), há diminuição do índice de sentimento o que representa uma maior cautela na expectativa econômica representada pela maior quantidade de palavras "negativas" utilizadas nas atas divulgadas nestes períodos. O mesmo prevalece quando comparamos I_t com a taxa de juros Selic. Além disso, apresentamos no apêndice algumas das principais palavras positivas e negativas obtidas a partir do dicionário de dados utilizado.

Figura 15 – Comparação entre I_t com o IPCA, Selic e IPCA Meta



Fonte: Elaborado pelo autor.

4.5 CONCLUSÃO

O presente ensaio apresentou diversas habilidades que podem contribuir para a pesquisa em economia. Especificamente para a Macroeconomia Aplicada, mostramos estudos que já se utilizaram destas técnicas e conceitos (*Big Data*, *Machine Learning* e *Text Mining*) em pesquisas empíricas. Além disso, expomos uma aplicação de *Text Mining* nas atas das reuniões do Comitê de Política Monetária (Copom) que são divulgadas pelo Banco Central do Brasil (BCB).

Este é um tema de bastante relevância em função das atribuições que este comitê tem para a gestão da política econômica (implementar a política monetária, definir a meta

da Taxa Selic e seu eventual viés e analisar o relatório de inflação). Utilizando técnicas de *Web Scraping* e *Text Mining*, acessamos e extraímos as palavras usadas na escrita das atas divulgadas pelo Comitê de Política Monetária (Copom) no site do BCB. Após isso, comparando tais palavras com um dicionário de sentimentos (Inquider) mantido pela Universidade de Harvard e originalmente apresentado por Stone, Dunphy e Smith (1966), foi possível criar um índice de sentimento para a autoridade monetária. Nossos resultados sugerem que tal abordagem pode contribuir para a avaliação econômica dado que a série temporal do índice proposto está relacionada com variáveis macroeconômicas importantes para as decisões da autoridade monetária em função da dinâmica das séries temporais avaliadas.

Tais resultados fortalecem a importância do uso das técnicas apresentadas em pesquisas econômicas aplicadas. Muitas oportunidades de pesquisa podem surgir na medida em que este tipo de conhecimento se torne cada vez mais palpável para pesquisadores da área. Espera-se que as discussões apresentadas neste estudo bem como detalhes técnicos expostos contribuam para a aplicação destes conceitos em economia aplicada.

No que tange os resultados empíricos, testes comumente utilizados em séries temporais como Causalidade de Granger podem contribuir para a robustez dos resultados. Assim, seria possível determinar se alguma das séries macroeconômicas influenciam as mudanças no índice de sentimento ou se este fornece mais informações sobre os valores futuros das séries macroeconômicas do que apenas os valores passados delas. Além disso, trabalhos futuros podem usar a mesma base de dados em busca de prever as decisões do BCB por meio de técnicas de *Machine Learning* supervisionadas dada a possibilidade de extração das decisões do comitê automaticamente via *Web Scraping*. Por fim, a mesma metodologia de acesso aos dados pode ser empregada em outros documentos divulgados pela autoridade monetária (relatórios de inflação, comunicados das decisões, carta aberta, dentre outros).

4.6 REFERÊNCIAS

- ANALYTICS, R.; WESTON, S. *doParallel: Foreach Parallel Adaptor for the 'parallel' Package*. [S.l.], 2015. R package version 1.0.10. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=doParallel>>.
- BILS, M.; KLENOW, P. J. Some evidence on the importance of sticky prices. *Journal of Political Economy*, University of Chicago Press, Chicago, v. 112, n. 5, p. 947–985, 2004.
- BODKIN, R. G. et al. A history of macroeconomic model-building. *Books*, Edward Elgar Publishing, 1991.
- BUNN, P.; ELLIS, C. Examining the behaviour of individual uk consumer prices*. *The Economic Journal*, Wiley Online Library, v. 122, n. 558, p. F35–F55, 2012.
- CAMPBELL, J. R.; EDEN, B. Rigid prices: evidence from us scanner data. *International Economic Review*, Wiley Online Library, Nova Jersey, v. 55, n. 2, p. 423–442, 2014.
- CAVALLO, A. Online and official price indexes: Measuring argentina's inflation. *Journal of Monetary Economics*, Elsevier, Amsterdam, v. 60, n. 2, p. 152–165, 2013.
- CAVALLO, A. *Scraped data and sticky prices*. Cambridge, 2015.
- CHAGUE, F. et al. Central bank communication affects the term-structure of interest rates. *Revista Brasileira de Economia*, SciELO Brasil, Rio de Janeiro, v. 69, n. 2, p. 147–162, 2015.
- DHYNE, E. et al. Price changes in the euro area and the united states: Some facts from individual consumer price data. *The Journal of Economic Perspectives*, JSTOR, Nashville, p. 171–192, 2006.
- DONG, Q.-W.; WANG, X.-l.; LIN, L. Application of latent semantic analysis to protein remote homology detection. *Bioinformatics*, Oxford Univ Press, New York, v. 22, n. 3, p. 285–290, 2006.
- FEINERER, I.; HORNIK, K. Text mining of supreme administrative court jurisdictions. In: *Data Analysis, Machine Learning and Applications*. Freiburg: Springer, 2008. p. 569–576.
- FEINERER, I.; WILD, F. Automated coding of qualitative interviews with latent semantic analysis. In: *ISTA*. Vienna: [s.n.], 2007. p. 66–77.
- FRIEDMAN, J.; HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R. *The elements of statistical learning*. Berlin: Springer series in statistics Springer, Berlin, 2001. v. 1.
- GOUVEA, S. *Nominal price rigidity in Brazil: A micro evidence approach*. Brasilia, 2007.
- HAMERMESH, D. S. Six decades of top economics publishing: Who and how? *Journal of Economic Literature*, American Economic Association, Nashville, v. 51, n. 1, p. 162–172, 2013.
- HU, M.; LIU, B. Mining and summarizing customer reviews. In: ACM. *Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. Washington, 2004. p. 168–177.

- KIM, S.-M.; HOVY, E. Determining the sentiment of opinions. In: ASSOCIATION FOR COMPUTATIONAL LINGUISTICS. *Proceedings of the 20th international conference on Computational Linguistics*. [S.l.], 2004. p. 1367.
- KLENOW, P. J.; KRYVTSOV, O. State-dependent or time-dependent pricing: Does it matter for recent us inflation? *The Quarterly Journal of Economics*, Oxford University Press, Cambridge, v. 123, n. 3, p. 863–904, 2008.
- LESKOVEC, J.; RAJARAMAN, A.; ULLMAN, J. D. *Mining of massive datasets*. Cambridge: Cambridge University Press, 2014.
- LEWIS, B. W. *doRedis: Foreach parallel adapter for the rredis package*. [S.l.], 2014. R package version 1.1.1. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=doRedis>>.
- LOPES, L. *A rigidez nominal de preços na cidade de São Paulo: evidências baseadas em microdados do índice de preços ao consumidor da Fipe. 2008*. Tese (Doutorado) — Dissertação (Mestrado)—Universidade de São Paulo, São Paulo, São Paulo, 2008.
- LUCAS, R. E. Econometric policy evaluation: A critique. In: NORTH-HOLLAND. *Carnegie-Rochester conference series on public policy*. [S.l.], 1976. v. 1, p. 19–46.
- MANNING, C. D.; RAGHAVAN, P.; SCHÜTZE, H. *Introduction to information retrieval*. Cambridge: Cambridge university press Cambridge, 2008. v. 1.
- MATOS, S.; BARROS, R. Comportamento dos preços no brasil: evidências utilizando microdados de preços ao consumidor. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, Rio de Janeiro, v. 39, n. 3, 2009.
- MONIZ, A.; JONG, F. de. Predicting the impact of central bank communications on financial market investors interest rate expectations. In: SPRINGER. *European Semantic Web Conference*. New York City, 2014. p. 144–155.
- NAKAMURA, E.; STEINSSON, J. Five facts about prices: A reevaluation of menu cost models. *The Quarterly Journal of Economics*, Oxford University Press, Cambridge, v. 123, n. 4, p. 1415–1464, 2008.
- NOPP, C.; HANBURY, A. Detecting risks in the banking system by sentiment analysis. *Proceedings of the EMNLP 2015*, Lisboa, p. 591–600, 2015.
- R Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria, 2016. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>.
- STONE, P. J.; DUNPHY, D. C.; SMITH, M. S. *The general inquirer: A computer approach to content analysis*. MIT press, 1966.
- VALADKHANI, A. History of macroeconomic modelling: lessons from past experience. *Journal of Policy Modeling*, Elsevier, New York, v. 26, n. 2, p. 265–281, 2004.
- WELFE, W. *Macroeconometric Models*. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2013. (Advanced Studies in Theoretical and Applied Econometrics). ISBN 9783642344688. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=B_TijwhbAnsC>.

4.8 APÊNDICE B - USO DE MACHINE LEARNING EM ECONOMIA

Recentes pesquisas econômicas usando grandes conjuntos de dados baseiam-se principalmente em técnicas econométricas tradicionais. Os modelos estimados usualmente focam sobre um ou alguns coeficientes de interesse, que frequentemente representam o efeito causal de alguma política particular ou colocam demasiada importância na inferência estatística para testar a significância de parâmetros. Pesquisadores dedicam esforço considerável no controle de heterogeneidade e em obter erros padrão cuidadosamente construídos para os parâmetros de interesse. Ter um modelo com elevado grau de ajuste preditivo é visto como um objetivo secundário.

Embora muitos estudos se concentram em uma única especificação, frequentemente linear, é típico avaliar a robustez dos resultados estimando uma variedade de especificações alternativas para ver se o modelo preferido gera falso-positivos. Esta abordagem, tanto em concepção e execução, contrasta com algumas técnicas de *Machine Learning*¹⁶ que tem se tornado popular para aplicações que utilizam grandes quantidades de dados em Estatística e Ciência da Computação (Friedman, Hastie e Tibshirani (2001), Leskovec, Rajaraman e Ullman (2014)). Estas abordagens colocam mais ênfase sobre o ajuste de predição, especialmente sobre a performance fora da amostra e identificar as variáveis que mais contribuem para esta performance. Em contrapartida, menor atenção é dada à incerteza estatística e erros padrão enquanto considerável atenção é atribuída à incerteza do modelo.

As técnicas comuns neste tipo de abordagem (*Classification Trees, Regression Trees, Lasso, Boosting, Random Forest, Cross Validation*) têm sido pouco utilizadas na economia. A figura 18 apresenta uma visão geral do processo de *Machine Learning*. Resumidamente, o objetivo é desenvolver um sistema que possa automaticamente construir modelos a partir dos dados sem a necessidade de grande iteração humana, sendo esta restrita à parametrização do processo. Sobre este, é possível observar que há uma divisão da amostra em treinamento e teste. Os modelos são estimados sobre a amostra de treinamento e avaliados sobre a amostra de testes, sempre focando em métricas de performance em predição.

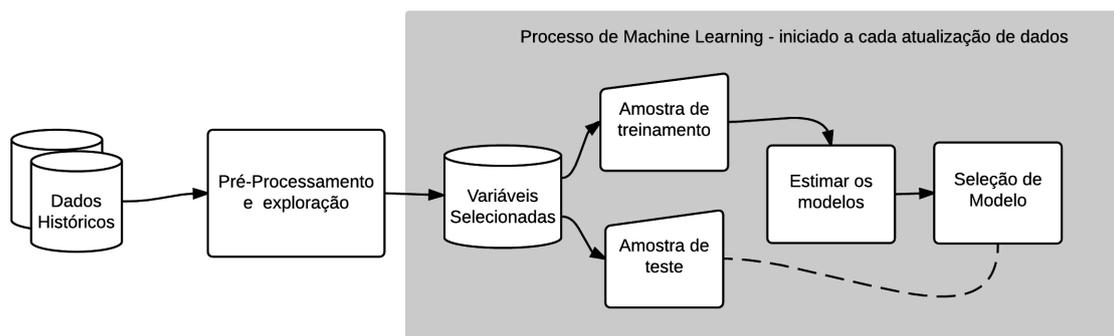
Existem diversas opções para todas as etapas descritas. Abaixo, apresentamos alguns detalhes.

1. Divisão da amostra:

- Há a possibilidade de escolher um percentual de divisão (por exemplo, 80%

¹⁶*Machine Learning* é uma abordagem derivada da Inteligência Artificial que tem como principal objetivo procurar padrões dentro de um conjunto de dados. Para tanto, utiliza algoritmos baseados nos princípios da estatística e matemática. Em linhas gerais, o processo de *Machine Learning* automatiza a construção de modelos estatísticos focando principalmente na capacidade preditiva dos modelos.

Figura 18 – Exemplo do processo de Machine Learning



Fonte: Elaborado pelo autor.

para treinamento e 20% para teste) ou até mesmo dividir em três partes (60% para treinamento, 20% para validação e 20% para teste, por exemplo), o que é necessário quando queremos trabalhar com *tuning*¹⁷ de modelos.

2. Estimar os modelos

- Esta é a etapa onde os parâmetros dos modelos são estimados. Aqui, parâmetros são os β de uma regressão linear, por exemplo. Os modelos comparáveis (Regressão Linear Múltipla, *Regression Tree*, Redes Neurais, *Generalized Linear Modeling*, por exemplo) são estimados usando a amostra de treinamento. Nesta etapa há algumas subetapas que podem ser ou não definidas pelo pesquisador. Elas são: *a*) Definir a matriz \mathbf{X} que será utilizada; *b*) Adotar uma estratégia de amostragem para os dados (*cross-validation*¹⁸, *Leave-one-out cross-validation* ou *bootstrap*, por exemplo); *c*) Utilizar dos recursos de computação paralela para dividir as estimações dos modelos ou o processo de amostragem em diversos clusters e assim, finalizar as tarefas de forma mais rápida;¹⁹; *d*) Adotar uma estratégia de seleção de variáveis durante o processo de estimação dado que há a possibilidade da matriz \mathbf{X} ter variáveis que não são relevantes para o objetivo do modelo (prever se o BACEN manterá ou não a taxa de juros na próxima reunião do Copom). Existem diversas alternativas como filtros que atribuem

¹⁷Uma das dificuldades em *Machine Learning* é que os algoritmos de aprendizagem demandam a definição de parâmetros que serão usados no processo de estimação e estes podem depender de muitos fatores. Assim, *tuning* de um algoritmo é o processo de otimização destes parâmetros automaticamente a partir de critérios definidos pelo pesquisador.

¹⁸Neste caso a amostra de dados é dividida em K pedaços de tamanhos iguais e em cada iteração de K o i -ésimo conjunto é usado para testar o modelo enquanto a união das demais partes são usadas para treinar o modelo. Após isso, a medida de performance é calculada como uma média das performances de cada iteração

¹⁹No R Core Team (2016), existem diversos pacotes que permitem utilizar este recurso: Analytics e Weston (2015), Lewis (2014) ou muitos outros disponíveis nesta página (<https://cran.r-project.org/web/views/HighPerformanceComputing.html>)

uma importância para cada variável e a partir de um critério de modelagem as variáveis que não o atendem são eliminadas da matriz \mathbf{X} .

3. Seleção do Modelo

- O principal objetivo de *Machine Learning* é automatizar todo este processo de estimação em busca de um determinado *target* (por exemplo, se o BACEN manterá ou não a taxa de juros na próxima reunião do Copom). Nesta etapa, o pesquisador deve definir um critério de escolha para comparação dos modelos estimados. Usualmente, medidas de erro de previsão são usadas para este fim. Para modelos de regressão podemos usar *mean of square errors* (MSE) ou *mean absolute errors* (MAE), por exemplo.

Por fim, espera-se que num futuro próximo exista maior quantidade de pesquisas em Economia fazendo uso de técnicas de *Machine Learning*, apesar da existência de habilidades diversas e que muitas vezes não são abordadas durante a formação do Economista. Como visto nesta seção, *Machine Learning* é um processo que dependendo do objetivo de pesquisa pode contribuir para o avanço da macroeconometria.

5 CONCLUSÃO

Esta tese apresenta três ensaios em macroeconomia aplicada e que possuem em comum a utilização de técnicas estatísticas e econométricas em problemas macroeconômicos. Dentre os campos de pesquisa da macroeconomia, a tese faz uso da macroeconomia moderna (modelos equilíbrio geral estocásticos dinâmicos, especialmente em sua versão DSGE-VAR) e financeira (combinação de aspectos da teoria de finanças no contexto macroeconômico). Além disso, provoca a discussão sobre um novo campo de pesquisa em macroeconomia que surge a partir do advento da tecnologia.

No primeiro ensaio, estimamos o modelo DSGE proposto por Lubik e Schorfheide (2007) para o Brasil utilizando dados do Produto Interno Bruto, IPCA, Selic, Taxa de Câmbio e Termos de Troca para o período de metas de inflação. Também, estimamos um VAR bayesiano com a priori gerada a partir do mesmo modelo DSGE, seguindo a metodologia DSGE-VAR proposta em Negro e Schorfheide (2004), Negro et al. (2007) e Negro e Schorfheide (2007). O objetivo do modelo DSGE-VAR é verificar se as respostas fornecidas pelo modelo DSGE são robustas à presença de má especificação, onde esta é definida como desvios em relação às restrições impostas pelo modelo.

Nossos resultados empíricos são resumidos como segue. Primeiro, nossa estimativa para a função de reação da política monetária indica que o Banco Central do Brasil responde aos movimentos na taxa de câmbio. Segundo, a nossa análise DSGE-VAR se mostrou útil dado que consegue prevenir as estimativas VAR das restrições geradas pelo modelo DSGE (em parte por causa da pequena amostra utilizada na estimação). Terceiro, ambas as estimativas do modelo DSGE e DSGE-VAR indicam que a variabilidade observada na inflação é conduzida por choques externos. Além disso, a partir das evidências estatísticas de que má especificação do modelo DSGE, o DSGE-VAR implica em uma dinâmica da resposta aos choques estruturais muito distinta das funções resposta ao impulso do modelo DSGE.

Uma importante ressalva para o exercício de análise da política econômica é que o modelo DSGE usado aqui tem muitas hipóteses restritivas e, portanto, não pode capturar algum importante trade-off. Apesar disso, acreditamos que algumas lições podem ser aprendidas a partir deste exercício e que podem ser transferidas para modelos mais sofisticados: primeiro, o resultado do experimento é muito sensível às estimativas para os parâmetros que descrevem a forma como os choques exógenos se movimentam. Segundo, a presença de má especificação, ou seja, o fato de que o modelo DSGE é rejeitado em relação a um modelo parametrizado de forma mais relaxada, pode implicar que as respostas obtidas a partir do modelo DSGE não sejam robustas como mostramos no presente ensaio.

A metodologia DSGE-VAR fornece maneiras de validar a robustez da assessoria política proporcionada pelos modelos DSGE sobre diferentes hipóteses de má especificação e esperamos que isto possa ser útil para trabalhos aplicados no Banco Central do Brasil.

No segundo ensaio, observamos as mudanças na dinâmica das matrizes de correlação dos retornos de ações listadas na BM&FBOVESPA usando modelos GARCH Multivariados, neste caso DCC-GARCH e suas derivações. A partir do modelo selecionado, ADCC-GARCH(2,2), as matrizes de correlação condicional foram calculadas para todo o período temporal. Então, a série temporal dos maiores autovalores destas matrizes de correlação condicional foram calculados para observar mudanças na dinâmica da intensidade da correlação. As conclusões confirmam que tanto em períodos de crises nacionais como turbulências internacionais, há intensificação da correlação entre as ações. Contudo, não encontramos qualquer tendência temporal na série temporal dos maiores autovalores das matrizes de correlação condicional.

Essas conclusões empíricas sugerem um número de pontos de discussão. O primeiro deles é as limitações técnicas encontradas quando modelamos correlação. Embora a abordagem DCC-GARCH possa modelar a dinâmica da correlação permanece difícil avaliar as mudanças na matriz de correlação estimada. Neste estudo, adotamos o máximo autovalor de uma matriz de correlação como uma medida proxy para a intensidade da correlação. O máximo autovalor revela as mudanças na dinâmica na intensidade da correlação como um indicador escalar, que nos ajuda a avaliar o padrão destas mudanças ao longo do tempo. Mesmo assim, o maior autovalor não diretamente está ligado ao cálculo do risco de uma carteira. Mais estritamente, as mudanças no autovetor de uma matriz de correlação podem também influenciar o risco de uma carteira, demandando uma simulação do impacto quantitativo de mudanças na correlação sobre o risco da carteira.

As presentes conclusões sugerem duas possíveis direções para pesquisas futuras. Primeiro, nossas conclusões empíricas dependem da hipótese de não existência de *spillovers*. Um modelo Multivariado mais generalizado poderia ser aplicado. Ainda, estudos futuros podem utilizar outras formulações dos modelos GARCH Multivariados (DCC-GARCH Cópula e GO-GARCH) em busca de confirmações sobre os resultados obtidos e incorporar a heterogeneidade das distribuições dos retornos individuais mais eficientemente. Por fim, um estudo mais detalhado da relação entre autovalores e risco de uma carteira poderiam ser um tópico de interesse. Finalmente, uma aplicação prática da estimação da dinâmica da mudança na correlação sobre gerenciamento do risco de uma carteira poderia ser explorado.

Por fim, no terceiro ensaio apresentamos diversas habilidades que podem contribuir para a pesquisa em economia. Especificamente para a Macroeconomia Aplicada, mostramos estudos que já se utilizaram destas técnicas e conceitos (*Big Data*, *Machine Learning* e *Text Mining*) em pesquisas empíricas. Além disso, expomos uma aplicação de *Text Mining* nas atas das reuniões do Comitê de Política Monetária (Copom) que são divulgadas pelo

Banco Central do Brasil (BCB).

Este é um tema de bastante relevância em função das atribuições que este comitê tem para a gestão da política econômica (implementar a política monetária, definir a meta da Taxa Selic e seu eventual viés e analisar o relatório de inflação). Utilizando técnicas de *Web Scraping* e *Text Mining*, acessamos e extraímos as palavras usadas na escrita das atas divulgadas pelo Comitê de Política Monetária (Copom) no site do BCB. Após isso, comparando tais palavras com um dicionário de sentimentos (Inquirer) mantido pela Universidade de Harvard e originalmente apresentado por Stone, Dunphy e Smith (1966), foi possível criar um índice de sentimento para a autoridade monetária. Nossos resultados sugerem que tal abordagem pode contribuir para a avaliação econômica dado que a série temporal do índice proposto está relacionada com variáveis macroeconômicas importantes para as decisões da autoridade monetária em função da dinâmica das séries temporais avaliadas.

Tais resultados fortalecem a importância do uso das técnicas apresentadas em pesquisas econômicas aplicadas. Muitas oportunidades de pesquisa podem surgir na medida em que este tipo de conhecimento se torne cada vez mais palpável para pesquisadores da área. Espera-se que as discussões apresentadas neste estudo bem como detalhes técnicos expostos contribuam para a aplicação destes conceitos em economia aplicada.

REFERÊNCIAS

- AGHION, P.; HOWITT, P. *A model of growth through creative destruction*. Cambridge, 1990.
- BAUMOL, W. J. The transactions demand for cash: An inventory theoretic approach. *The Quarterly Journal of Economics*, JSTOR, Cambridge, p. 545–556, 1952.
- BOLLERSLEV, T. Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates: a multivariate generalized arch model. *The review of economics and statistics*, JSTOR, p. 498–505, 1990.
- COSTA, H. C.; MAZZEU, J. H. G.; JR, N. C. A. C. O comportamento dos componentes da volatilidade das ações no brasil. *Revista Brasileira de Finanças*, Rio de Janeiro, v. 14, n. 2, p. 225–268, 2016. ISSN 1984-5146. Disponível em: <<http://bibliotecadigital.fgv.br/ojs/index.php/rbfin/article/view/54885>>.
- FERREIRA, D. Regra de taylor e política monetária no brasil: considerações empíricas a partir de um modelo dsge para uma pequena economia aberta. *Revista Teoria e Evidência Econômica*, Passo Fundo, v. 21, n. 44, 2015.
- FURLANI, L. G. C.; PORTUGAL, M. S.; LAURINI, M. P. Exchange rate movements and monetary policy in brazil: Econometric and simulation evidence. *Economic Modelling*, Elsevier, Surrey, v. 27, n. 1, p. 284–295, 2010.
- GALI, J.; MONACELLI, T. Monetary policy and exchange rate volatility in a small open economy. *The Review of Economic Studies*, Oxford University Press, Oxford, v. 72, n. 3, p. 707–734, 2005.
- GROSSMAN, G. M.; HELPMAN, E. *Innovation and growth in the global economy*. [S.l.]: MIT press, 1993.
- HICKS, J. R. Mr. keynes and the "classics"; a suggested interpretation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, JSTOR, Chicago, p. 147–159, 1937.
- KEYNES, J. M. *A tract on monetary reform*. Macmillan and co, 1924.
- LUBIK, T. A.; SCHORFHEIDE, F. Do central banks respond to exchange rate movements? a structural investigation. *Journal of Monetary Economics*, Elsevier, Amsterdam, v. 54, n. 4, p. 1069–1087, 2007.
- LUCAS, R. E. Econometric policy evaluation: A critique. In: NORTH-HOLLAND. *Carnegie-Rochester conference series on public policy*. [S.l.], 1976. v. 1, p. 19–46.
- LUCAS, R. E. On the mechanics of economic development. *Journal of monetary economics*, Elsevier, Amsterdam, v. 22, n. 1, p. 3–42, 1988.
- NEGRO, M. D.; SCHORFHEIDE, F. Priors from general equilibrium models for vars. *International Economic Review*, Wiley Online Library, Philadelphia, v. 45, n. 2, p. 643–673, 2004.

- NEGRO, M. D.; SCHORFHEIDE, F. *Monetary policy analysis with potentially misspecified models*. Cambridge, 2007.
- NEGRO, M. D. et al. On the fit of new keynesian models. *Journal of Business & Economic Statistics*, Taylor & Francis, Washington, v. 25, n. 2, p. 123–143, 2007.
- RAMSEY, F. P. A mathematical theory of saving. *The economic journal*, JSTOR, v. 38, n. 152, p. 543–559, 1928.
- REBELO, S. T. *Long run policy analysis and long run growth*. Cambridge, 1990.
- ROMER, D. *Advanced macroeconomics*. [S.l.]: mcgraw-hill companies, 1996.
- ROMER, P. Increasing returns and long run growth journal of political economv. *Vol94*, pp1002-1037, 1986.
- ROMER, P. *Endogenous technological change*. Cambridge, 1989.
- ROMER, P. M. Crazy explanations for the productivity slowdown. In: *NBER Macroeconomics Annual 1987, Volume 2*. [S.l.]: The MIT Press, 1987. p. 163–210.
- SAMUELSON, P. A. An exact consumption-loan model of interest with or without the social contrivance of money. *The journal of political economy*, JSTOR, p. 467–482, 1958.
- SOLOW, R. M. A contribution to the theory of economic growth. *The quarterly journal of economics*, JSTOR, Cambridge, p. 65–94, 1956.
- STONE, P. J.; DUNPHY, D. C.; SMITH, M. S. *The general inquirer: A computer approach to content analysis*. MIT press, 1966.
- TOBIN, J. The interest-elasticity of transactions demand for cash. *The Review of Economics and Statistics*, JSTOR, p. 241–247, 1956.

APÊNDICE A – CÓDIGOS E DADOS

Os ensaios desta tese fizeram uso de *software* livre em quase todas as etapas de sua construção. Desta forma, um dos cuidados que se teve na execução deste trabalho foi montar os códigos de forma que fosse facilmente reproduzível por quem tivesse interesse. Com isto temos o objetivo de contribuir para a continuidade dos temas abordados e também engajar pesquisadores em Economia sobre as técnicas computacionais e de coleta de dados adotadas aqui.

Os códigos estão disponíveis em um repositório de códigos por meio desta página (<https://bitbucket.org/hudsonchaves/tese/src/d3d51e366c82/TESE/?at=master>). Para aqueles que não tem familiaridade com este tipo de ferramenta, os autores mostram um passo a passo em <https://bitbucket.org/hudsonchaves/curso/wiki/gitbitbucket>. Em resumo, os ensaios foram construídos adotando a seguinte estrutura de pastas:

- **Artigo:** Aqui, armazenamos diversos arquivos de interesse para a construção dos ensaios. A saber: *a)* em **code** temos os códigos em **R** que são a base para a coleta de dados e estimação de modelos; *b)* em **dados** estão as bases de dados coletadas; *c)* em **figure** armazenamos as figuras em formato PDF ou PNG que são carregadas em cada ensaio; *d)* em **outputs** estão os resultados de análises que demandam maior quantidade de recurso computacional. Aqui, os resultados armazenados facilitam o acesso posterior sem a necessidade de processar novamente os modelos; *e)* por fim, em **tables** anexamos as tabelas em **L^AT_EX**
- **Referencias:** Aqui, dividimos todas as referências usadas para a construção de cada ensaio. Elas são: *a)* em **Papers Internacionais** temos os principais artigos internacionais usados como base para o referencial teórico; *b)* já em **Papers Nacionais** os artigos nacionais de interesse para os ensaios; *c)* em **R** a documentação dos pacotes do *software* R Core Team (2016); *d)* em **Latex** a documentação dos pacotes do **L^AT_EX** que foram usados especificamente para a construção dos ensaios e desta tese atendendo as normas da ABNT.

Além disso, em função da necessidade de recursos computacionais capacitados para a estimação de todos os modelos propostos, nossas rotinas foram executadas usando servidores disponíveis na *Amazon Elastic Compute Cloud*, <https://aws.amazon.com/pt/ec2/>, e de forma paralela limitada à quantidade de cores presentes nas instâncias utilizadas.