



Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Faculdade de Ciências Econômicas

Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas

Marcos Alonso Guimarães

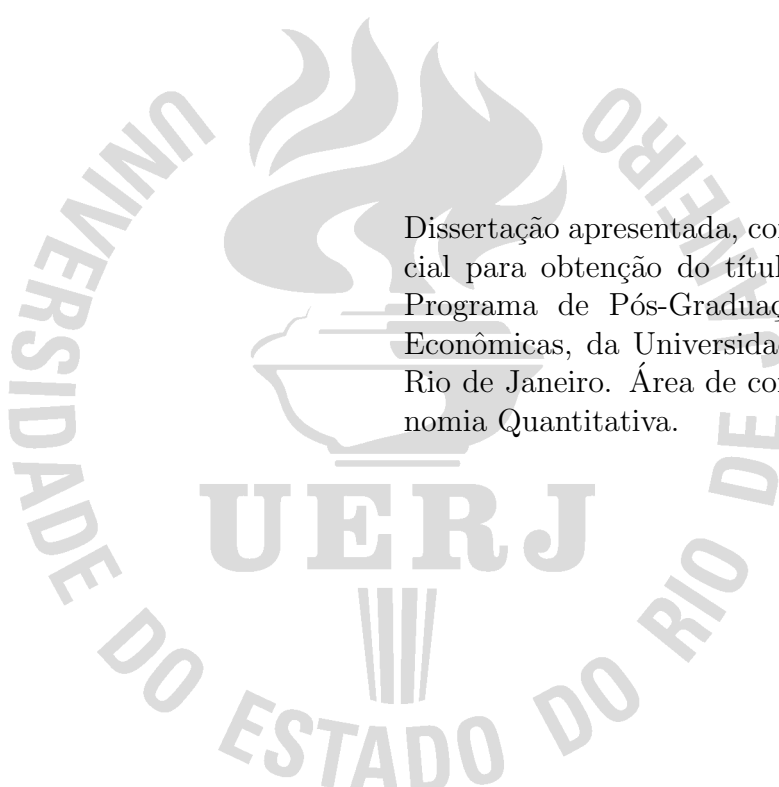
**Uma abordagem VAR/VECM dos determinantes
macroeconômicos no risco do setor bancário brasileiro**

Rio de Janeiro

2019

Marcos Alonso Guimarães

**Uma abordagem VAR/VECM dos determinantes macroeconômicos no risco
do setor bancário brasileiro**



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

Orientador: Prof. Dr. Andrea Ugolini

Coorientador: Prof. Dr. Carlos Alberto Gonçalves da Silva

Rio de Janeiro

2019

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

G963 Guimarães, Marcos Alonso.
Uma abordagem VAR/VECM dos determinantes
macroeconômicos no risco do setor bancário brasileiro/ Marcos
Alonso Guimarães.– 2019.
142 f.

Orientador: Prof. Dr. Andrea Ugolini.
Coorientador: Prof. Dr. Carlos Alberto Gonçalves da Silva.
Dissertação (mestrado) – Universidade do Estado do Rio de
Janeiro, Faculdade de Ciências Econômicas.
Bibliografia: f.111-118.

1. Risco (economia) – Brasil – Teses. 2. Crise financeira –
Teses. 3. Macroeconomia – Teses. 4. Administração de risco –
Teses. 5. Bancos – Finanças – Teses. I. Ugolini, Andrea. II. Silva,
Carlos Alberto Gonçalves da. III. Universidade do Estado do Rio de
Janeiro. Faculdade de Ciências Econômicas. IV. Título.

CDU 33:658(81)

Bibliotecária: Luciana Zöhrer CRB7/5643

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



Assinatura

06/02/2021

Data

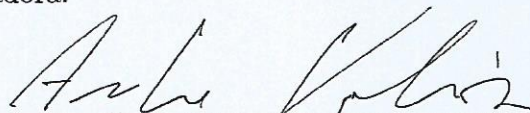
Marcos Alonso Guimarães

**Uma abordagem VAR/VECM dos determinantes macroeconômicos no risco
do setor bancário brasileiro**

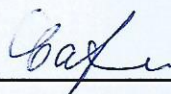
Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Economia Quantitativa.

Aprovada em 28 de Outubro de 2019.

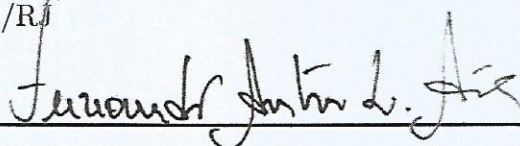
Banca Examinadora:



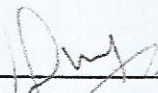
Prof. Dr. Andrea Ugolini (Orientador)
Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas – UERJ



Prof. Dr. Carlos Alberto Gonçalves da Silva (Coorientador)
Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca –
CEFET/RJ



Prof. Dr. Fernando Antonio Lucena Aiube
Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas – UERJ



Prof. Dr. Ariel Levy
Programa de Pós-Graduação em Administração – UFF

Rio de Janeiro

2019

DEDICATÓRIA

Aos meus pais, Ana Lúcia e José Francisco;
Aos meus irmãos, Maria Teresa, Catarina, Raquel, Vítor (in memoriam), Gabriel.
À minha namorada, Luana.
À minha cunhada, Gabriela.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pelos bons e maus momentos que, com certeza, foram de muito ensinamento. Também por estar sempre presente em minha vida e daqueles próximos a mim.

Agradeço à minha família, pelo apoio incondicional e a compreensão em todos os momentos da minha vida. Dos conselhos às críticas, foram fundamentais para a formação humana, comemorando as conquistas e reconhecendo os erros cometidos até aqui. Em especial, aos meus pais, pelo amor, carinho e por terem lutado pela minha formação pessoal e profissional. Meu amor por vocês e desejo de fazer o bem é imensurável.

Agradeço à minha namorada Luana, que celebrou comigo nos momentos da vitória e trouxe luz através das palavras nos momentos mais turbulentos que passei. Juntos em uma caminhada até aqui marcada por muito carinho, muitas risadas e também com momentos difíceis, em que um puxou o outro para levantar novamente.

Agradeço ao meu professor e orientador, Andrea Ugolini (*Professore, grazie di tutto!*), pelas inúmeras mensagens, pela coordenação técnica deste trabalho e paciência comigo ao longo dessa trajetória de mestrado. Também devo agradecimentos por suas aulas e o compromisso com todos que com certeza contribuíram para a formação humana e profissional de seus alunos. Também agradeço ao coorientador deste trabalho, professor Carlos Alberto, pelas conversas e auxílios na pesquisa durante o mestrado.

Agradeço também a todos que participaram direta ou indiretamente para a realização desta trajetória, em especial aos meus amigos, funcionários e professores, aos secretários (em especial ao chefe da secretaria Erik Martins pela ajuda de sempre) e aos professores Fernando Aiube e Ariel Levy, por terem aceitado participar da banca de defesa da dissertação e pelas aulas excelentes no curso de pós-graduação em Economia da UERJ e de programação na UFF, respectivamente.

Por fim, à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) - (Código de Financiamento 001) pelo apoio financeiro para o presente trabalho.

RESUMO

GUIMARÃES, M. A. *Uma abordagem VAR/VECM dos determinantes macroeconômicos no risco do setor bancário brasileiro*. 2019. 143 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Econômicas) – Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2019.

A crise financeira de 2008, considerada a maior desde a Grande Depressão de 1929, expôs a necessidade de se avaliar o impacto que a condução de políticas governamentais, em especial a política monetária, incide sobre o comportamento das instituições financeiras. O presente trabalho, portanto, objetiva analisar como variáveis macroeconômicas incidem no gerenciamento de risco das instituições bancárias. Para isso, optou-se por estimar modelos com abordagem de vetores autorregressivos (VAR) e de correção de erros (VEC), usando duas medidas de risco (VaR e Beta). Os resultados apontam que os bancos brasileiros reagem principalmente às variáveis de PIB, Crédito, Câmbio e Juros. Além disso, foi possível perceber que a natureza de controle dos bancos influencia nessa reação: o Banco do Brasil reagiu consideravelmente menos do que os bancos de capital privado, provavelmente por ter uma cobertura do Governo e do Tesouro.

Palavras-chave: Crise do *subprime* de 2008. Crise Financeira de 2008. Macroeconomia e Economia Bancária. Riscos das Instituições Financeiras. *Value-at-Risk* (VaR) e Beta. Vetores autorregressivos (VAR). Modelos de Correção de Erros (VECM).

ABSTRACT

GUIMARÃES, M. A. *A VAR/VEC approach to the macroeconomic determinants of Brazilian banking sector's risk*. 2019. 143 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Econômicas) – Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2019.

The 2008 financial crisis, the largest financial shock since the Great Depression in 1929, has exposed the need to assess the impact that government policies, especially monetary policy, have on the behavior of financial institutions. Therefore, this research investigates how macroeconomic variables affect the risk management of banking institutions. For this, we chose to estimate Vector Autoregression (VAR) and Vector Error Correction (VEC) models, using two risk measures (VaR and Beta). The results show that Brazilian banks react mainly to the GDP, Credit, Exchange Rate and Interest Rate variables. Moreover, estimation results indicate that the nature of the banks (private or public) influences this reaction: Banco do Brasil reacted considerably less than the private banks, probably because of its government coverage.

Keywords: 2008 Subprime Crisis. 2008 Financial Crisis.. Macroeconomics and Banking Economics. Risks of Financial Institutions. *Value-at-Risk (VaR)* e Beta. Vector Autoregression (VAR). Vector Error Correction (VEC) Model (VECM).

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - CISS - Série histórica	17
Figura 2 - Crise 2008 - Dados	18
Figura 3 - Interconectividade das instituições brasileiras	27
Figura 4 - Rede de risco sistêmico - Brasil	28
Figura 5 - VaR - 1 dia	32
Figura 6 - Série histórica diária	41
Figura 7 - Série histórica diária	42
Figura 8 - Série histórica diária	42
Figura 9 - Série histórica diária	43
Figura 10 - Série histórica	45
Figura 11 - Série histórica	45
Figura 12 - Série histórica	46
Figura 13 - Série histórica	46
Figura 14 - Série histórica	48
Figura 15 - Série histórica	48
Figura 16 - Série histórica	49
Figura 17 - Série histórica	49
Figura 18 - IBC-Br	50
Figura 19 - SELIC	51
Figura 20 - Filtro HP - Juros Real	52
Figura 21 - Desvios da Taxa de Juros Real	53
Figura 22 - IPCA	54
Figura 23 - Taxa de Câmbio Real Efetiva	55
Figura 24 - Estoque de Crédito Real (x 10.000 R\$ Milhões	55
Figura 25 - Teste de Estacionariedade	63
Figura 26 - VaR do Banco do Brasil - PIB	65
Figura 27 - Decomposição da variância para o VaR do Banco do Brasil	66
Figura 28 - Beta do Banco do Brasil - GAP e PIB	67
Figura 29 - Decomposição da variância para o Beta do Banco do Brasil	68
Figura 30 - VaR do Banco Itaú - Câmbio	69
Figura 31 - Decomposição da Variância para o VaR do Itaú	70
Figura 32 - Beta do Banco Itaú - PIB e Crédito	71
Figura 33 - Decomposição da Variância para o Beta do Itaú	72
Figura 34 - VaR do Banco Bradesco - GAP e Câmbio	73
Figura 35 - Decomposição da Variância para o VaR do Bradesco	74
Figura 36 - Beta do Banco Bradesco - GAP e Câmbio	75

Figura 37 - Beta do Banco Bradesco - PIB e Crédito	76
Figura 38 - Decomposição da Variância para o Beta do Bradesco	77
Figura 39 - Beta do índice IFNCBV - GAP	79
Figura 40 - Decomposição da Variância para o Beta do índice IFNCBV	79
Figura 41 - VaR do Banco do Brasil - Câmbio e PIB	82
Figura 42 - Decomposição da Variância para o VaR do Banco do Brasil	83
Figura 43 - Beta do Banco do Brasil - GAP	84
Figura 44 - Decomposição da Variância para o Beta do Banco do Brasil	85
Figura 45 - VaR do Banco Itaú - Câmbio	86
Figura 46 - VaR do Banco Itaú - PIB e Crédito	87
Figura 47 - Decomposição da Variância do VaR do Itaú	88
Figura 48 - Beta do Banco Itaú - - GAP	89
Figura 49 - Beta do Banco Itaú - PIB e Crédito	90
Figura 50 - Decomposição da Variância do Beta do Itaú	91
Figura 51 - VaR do Banco Bradesco - GAP	92
Figura 52 - VaR do Banco Bradesco - Câmbio e Crédito	93
Figura 53 - Decomposição da Variância do VaR do Bradesco	94
Figura 54 - Beta do Banco Bradesco - IPCA	95
Figura 55 - Beta do Banco Bradesco - GAP e Câmbio	96
Figura 56 - Beta do Banco Bradesco - PIB e Crédito	97
Figura 57 - Decomposição da Variância do Beta do Bradesco	98
Figura 58 - VaR do índice IFNCBV - GAP	100
Figura 59 - VaR do índice IFNCBV - Câmbio e PIB	100
Figura 60 - VaR do índice IFNCBV - Crédito	101
Figura 61 - Decomposição da Variância do VaR do índice IFNCBV	101
Figura 62 - Beta do índice IFNCBV - IPCA e Crédito	103
Figura 63 - Decomposição da Variância do Beta do índice IFNCBV	104
Figura 64 - Decomposição da Variância do GAP da taxa de juros	105
Figura 65 - Teste Séries - Câmbio, PIB, Crédito	123
Figura 66 - VaR do Banco do Brasil	124
Figura 67 - VaR do Itaú	125
Figura 68 - VaR do Bradesco	126
Figura 69 - VaR do índice IFNCBV	127
Figura 70 - Beta do Banco do Brasil	128
Figura 71 - Beta do Itaú	129
Figura 72 - Beta do Bradesco	130
Figura 73 - Beta do índice IFNCBV	131
Figura 74 - VaR do Banco do Brasil	132
Figura 75 - VaR do Itaú	133

Figura 76 - VaR do Bradesco	134
Figura 77 - VaR do índice IFNCBV	135
Figura 78 - Beta do Banco do Brasil	136
Figura 79 - Beta do Itaú	137
Figura 80 - Beta do Bradesco	138
Figura 81 - Beta do índice IFNCBV	139
Figura 82 - Raízes Unitárias - VAR	140
Figura 83 - Raízes Unitárias - VEC	141

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Crises bancárias x Perdas	16
Tabela 2 - Variáveis macro x Risco	29
Tabela 3 - Estatísticas descritivas dos retornos	44
Tabela 4 - Estatísticas Descritivas	57
Tabela 5 - Resultados modelos GARCH	58
Tabela 6 - ARMA/GJR-GARCH - Estimação dos parâmetros	60
Tabela 7 - Teste ADF	62
Tabela 8 - Testes de estacionariedade	64
Tabela 9 - Decomposição da variância	66
Tabela 10 - Decomposição da variância	68
Tabela 11 - Decomposição da variância	70
Tabela 12 - Decomposição da variância	72
Tabela 13 - Decomposição da variância	74
Tabela 14 - Decomposição da variância	78
Tabela 15 - Decomposição da variância	80
Tabela 16 - Teste de Cointegração de Johansen - VaR Banco do Brasil	81
Tabela 17 - Decomposição da variância	83
Tabela 18 - Teste de Cointegração de Johansen - Beta Banco do Brasil	84
Tabela 19 - Decomposição da variância	85
Tabela 20 - Teste de Cointegração de Johansen - VaR Itaú	86
Tabela 21 - Decomposição da variância	88
Tabela 22 - Teste de Cointegração de Johansen - Beta Itaú	89
Tabela 23 - Decomposição da variância	91
Tabela 24 - Teste de Cointegração de Johansen - VaR Bradesco	92
Tabela 25 - Decomposição da variância	94
Tabela 26 - Teste de Cointegração de Johansen - Beta Bradesco	95
Tabela 27 - Decomposição da variância	98
Tabela 28 - Teste de Cointegração de Johansen - VaR IFNCBV	99
Tabela 29 - Decomposição da variância	102
Tabela 30 - Teste de Cointegração de Johansen - Beta IFNCBV	102
Tabela 31 - Decomposição da variância	104
Tabela 32 - Testes de Estabilidade - VAR	142
Tabela 33 - Testes de Estabilidade - VEC	142

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E EMPÍRICA	15
2.1	O que significa estabilidade financeira?	15
2.2	Relações entre risco e indicadores macroeconômicos	17
2.2.1	<u>Risco - Inflação</u>	18
2.2.2	<u>Risco - Taxa de Juros</u>	19
2.2.3	<u>Risco - PIB</u>	22
2.2.4	<u>Risco - Crédito</u>	23
2.2.5	<u>Risco - Taxa de Câmbio</u>	25
2.3	Risco Sistêmico	26
2.4	Resumo da literatura - Relações econômicas	29
3	METODOLOGIA APLICADA	30
3.0.1	<u>Cálculo <i>Value-at-Risk</i> (<i>VaR</i>) via GARCH</u>	31
3.0.2	<u>VAR - Vetores Autorregressivos</u>	34
3.0.3	<u>VECM - Modelos Vetorial de Correção de Erros</u>	35
3.0.4	<u>IRF - Função Impulso Resposta</u>	37
3.0.5	<u>FEVD - Decomposição da variância do erro de previsão</u>	39
4	DESCRIÇÃO DOS DADOS	41
4.1	Medidas de Risco	41
4.1.1	<u><i>VaR</i> - <i>Value-at-Risk</i></u>	44
4.1.2	<u>Índice Beta</u>	44
4.2	PIB	50
4.3	Taxa de Juros	50
4.4	Inflação	53
4.5	Taxa de Câmbio	53
4.6	Crédito	54
4.6.1	<u>Resumo das estatísticas</u>	56
4.6.1.1	Séries temporais	56
5	RESULTADOS	58
5.1	ARMA-GARCH	58
5.2	Teste de Zivot e Andrews	61
5.3	Testes de Estacionariedade	62
5.4	VAR - Vetores Autorregressivos	65
5.4.1	<u>Banco do Brasil</u>	65
5.4.2	<u>Itaú</u>	69
5.4.3	<u>Bradesco</u>	73

5.4.4	<u>IFNCBV</u>	78
5.5	VECM - Modelo de Correção de Erros	81
5.5.1	<u>Banco do Brasil</u>	81
5.5.2	<u>Itaú</u>	86
5.5.3	<u>Bradesco</u>	92
5.5.4	<u>IFNCBV</u>	99
5.6	Resultados - resumo e complementos	105
5.7	Testes de estabilidade e resíduos- VAR E VECM	107
5.7.1	<u>Testes de resíduos - VAR E VECM</u>	107
5.7.2	<u>Testes de estabilidade - VAR E VECM</u>	108
6	CONCLUSÕES	109
	APÊNDICE A – VAR estrutural	119
	APÊNDICE B – Reparametrização VAR - VECM	121
	APÊNDICE C – Filtro Hodrick–Prescott	122
	ANEXO A – Teste de quebra estrutural de Zivot e Andrews	123
	ANEXO B – Gráficos - VAR	124
	ANEXO C – Gráficos - VEC	132
	ANEXO D – Raízes Unitárias	140
	ANEXO E – Testes Resíduos	142

1 INTRODUÇÃO

A recente crise financeira, que se iniciou nos Estados Unidos em 2008, e que se espalhou pelo mundo devido ao forte caráter globalizado do atual sistema econômico, pode ser considerada a mais forte crise desde 1929. Assim como na Grande Depressão, a instabilidade financeira originada levou muitas instituições financeiras a falência, como o Lehman Brothers, que havia sobrevivido ao *crash* da bolsa 79 anos antes, Bear Stearns e Merrill Lynch. A derrocada das instituições só não foi agravada pelo pacote bilionário que o governo injetou na economia americana, socorrendo muitas instituições com a justificativa de evitar a ameaça de uma recessão.

São muitas as causas apontadas para a formação do *boom* imobiliário e o *burst* da bolha. De fato, são muitos os fatores que desencadearam a crise do *subprime*, alguns deles contabilizados no início do século 21. Há de se convir que embora não tenham sido a causa principal, as instituições financeiras, impulsionadas pelos complexos processos de inovações financeiras como as securitizações, tiveram um papel fundamental na crise. Não só por estarem diretamente envolvidas no processo de formação da bolha, mas também pelo setor financeiro e interbancário terem sido um dos primeiros e um dos mais afetados pelo choque. E é justamente estes setores que normalmente necessitam e precisam estar funcionando eficientemente em processos de crise e expectativas de recessão da economia. A crise de confiança e falta de colaterais seguros levou ao colapso do mercado interbancário a níveis globais e a formação do processo de congelamento de crédito. Por consequência, muitas instituições financeiras enfrentaram graves crise de liquidez e muitas declarando falência (como veio a fazer o Lehman Brothers), aprofundando ainda mais a crise dentro de um ciclo vicioso.

Neste cenário, o novo colapso após a Grande Crise de 29 trouxe novamente ao cerne das discussões econômicas, acadêmicas e políticas o papel das instituições financeiras, entre elas os bancos comerciais e os de investimento, na economia dos países. Como bem afirmou Janet Yellen, ex-chair do Federal Reserve, uma clara lição da história indica que uma condição indispensável para a recuperação econômica sustentada, na sequência de uma crise financeira, é uma reparação profunda do sistema financeiro. Dada a relevância que os bancos possuem na economia como alocadores de recursos eficientes assim como a dificuldade em substituir tais firmas no curto prazo, verificou-se clara necessidade de avaliar o setor bancário em busca da estabilidade econômica. Mais especificadamente, quais são os principais componentes que afetam os comportamentos das instituições.

O tema, bastante atual e comentado principalmente após a última crise, se torna de vital importância dada as perturbações que as instituições financeiras suscitam na economia quando má administradas, conforme visto em 2008. Essa notabilidade se deve ao papel extremamente relevante exercido pelas instituições nas economias dos países e

conforme Woodford (2010), a crise do subprime mostrou que mesmo um efeito riqueza agregado pequeno no setor financeiro foi capaz de gerar efeitos agregados significativos na economia americana e nos mercados globais. Considerando ainda a efetividade de canais de transmissão de política monetária, tal como analisado por Gameiro, Soares e Sousa (2011), a estabilidade financeira envolve, assim como na política monetária, infraestrutura financeira, instituições e os mercados. Com isso, para que a política monetária seja conduzida de forma eficiente, o Banco Central não só precisa ter acesso aos instrumentos tradicionais em que realiza suas operações, como também as mudanças precisam ser transmitidas para a economia eficazmente, através dos canais de transmissão. Sendo assim, a instabilidade financeira é capaz de afetar o mecanismo de transmissão dessas políticas ao impedir que o sistema financeiro aloque, eficientemente, os recursos da economia e acabe por gerar distúrbios e flutuações econômicas.

No entanto, ao contrário da maioria dos artigos sobre o tema, que utilizaram-se de uma abordagem microeconômica para explicar o nível de assunção de risco bancário, este estudo buscará mostrar o impacto sobre o comportamento das instituições bancárias utilizando-se somente de variáveis macroeconômicas. A ideia é verificar o nível e persistência de um choque inesperado em componentes de decisão macro incide sobre os bancos utilizando duas medidas de risco diferentes, analisadas separadamente: o *Value-at-Risk* e o índice Beta. Se estes choques possuem efeito significativo e persistente no risco do setor, elevam-se as probabilidades de riscos elevados, eventualmente excessivos. O objetivo geral, portanto, conforme já indicado na introdução da pesquisa, está em analisar a interação entre variáveis macroeconômicas importantes observadas pelo setor bancário e o comportamento dos bancos e do setor frente aos riscos. Mais do que analisar a interação, o trabalho buscará avaliar a significância ou importância que diferentes choques inesperados desencadeiam no sistema bancário, utilizando para isso uma abordagem de vetores autorregressivos (VAR) e modelos de correção de erros (VECM). A partir dos modelos, será usado duas técnicas bastante usadas nestes tipos de modelo para avaliar o comportamento das instituições bancárias: a análise da função impulso resposta e a decomposição da variância dos erros de previsão das variáveis de risco.

A estrutura da dissertação será composta por seis tópicos: O tópico 1 aborda a introdução do tema, apresentação das motivações e objetivo geral do trabalho; No tópico 2 haverá uma revisão literária, abordando questões teóricas e empíricas que fundamentam a pesquisa e abordagem do modelo para a análise dos dados; Já no tópico 3 será apresentado os dados macroeconômicos e de risco, as possíveis transformações das variáveis, gráficos das séries temporais e comentários pertinentes; No quarto tópico será formulada a metodologia a ser usada na pesquisa, possíveis problemas e como solucioná-los; No tópico 5 será feita a análise dos resultados ao rodar o modelo, em especial a verificação da análise de impulso resposta e a decomposição da variância dos erros; Por fim, no tópico 6, será dedicado às principais conclusões do trabalho.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E EMPÍRICA

Ao longo da história econômica, é sabido que fortes contrações enfrentadas pelas economias estão intimamente ligadas a processos de instabilidade financeira. São muitos os exemplos, desde o Pânico de 1819, a primeira crise financeira na economia americana após as Guerras Napoleônicas, até a própria Crise do Subprime em 2008. Ademais, os exemplos evidenciados também expõem uma característica comum a estes tipos de processos: ineficiência de componentes macroeconômicos (nos casos citados, a oferta excessiva de crédito).

Assim, antes de ser apresentado o que a literatura econômica diz sobre os determinantes macroeconômicos no nível de assunção ao risco bancário e como parte da motivação para o estudo, é fundamental entender o conceito e a importância da estabilidade financeira para a economia dos países.

2.1 O que significa estabilidade financeira?

Apesar de uma conceituação muitas vezes complexa de ser feita, o Banco Central Europeu (BCE) define estabilidade financeira como uma condição em que o sistema financeiro é capaz de resistir aos choques aleatórios, e inevitáveis de toda a economia. Esses choques são capazes de atingir sistemas bem estruturados, e estáveis, sem grandes perturbações nas funções principais de intermediação e alocação eficiente de recursos.

Um sistema estável deve, com isso, exibir três características fundamentais. Primeiro, deverá ser capaz de manter eficientemente a função de transferir os recursos de poupadores para os investimentos produtivos. A segunda característica é a capacidade do sistema financeiro em avaliar e precificar, com certa precisão, os riscos envolvidos nas operações, sendo estes bem geridos. Por último, o sistema deve ter condições de amortecer, confortavelmente, choques financeiros e econômicos, de modo a não afetar consistentemente as duas primeiras características.

Devido a interligação entre elas, a ineficiência em qualquer uma dessas características é capaz de impactar o sistema financeiro e gerar distorções que, em alguns casos, levam à instabilidade do sistema que são capazes de gerar perdas reais para a economia.

Allen e Gale (2004), através de estudos de Hoggarth e Saporta (2002), avaliam o custo de crises do sistema financeiro em termos de gastos fiscais e perda de renda. Os resultados podem ser vistos na Tabela 1 e mostram que em países emergentes o custo das crises em relação ao PIB chega a ser maior em cinco pontos percentuais quando comparados aos países desenvolvidos, de 17.5% para 12%. Por outro lado, a perda média

acumulada de renda em relação ao PIB em países desenvolvidos, na ordem de 23.8%, é quase dez pontos percentuais mais elevada que a relação de 13.9% dos países emergentes.

Tabela 1 - Crises bancárias x Perdas

TABELA 1
CUSTOS FISCAIS CUMULATIVOS MÉDIOS EM 24 CRISES BANCÁRIAS, 1977-2000

	Número de crises	Crédito não- produtivo/vencido (percentagem do total de empréstimos)	Custo fiscal da resolução bancária (percentagem do PIB)
Todos os países	24	22	16
Países emergentes	17	28	17.5
Países desenvolvidos	7	13.5	12
Apenas crises bancárias	9	18	4.5
Crises bancárias e cambiais das quais	15	26	23
Países emergentes	11	30	25
Países desenvolvidos	4	18	16
Crise bancária e cambial com taxa de câmbio pré-fixada das quais	11	26	27.5
Países emergentes	8	30	32
Países desenvolvidos	3	18	16

Nota: Fonte: Hoggarth and Saporta (2001, p.150).

TABELA 2
PERDAS DE PRODUTO ASSOCIADAS A CRISES BANCÁRIAS, 1977-98

	Número de crises	Duração média da crise (anos)	Perda acumulada média de produto (percentagem do PIB)
Todas	43	3.7	16.9
Apenas crises bancárias	23	3.3	5.6
Crises bancárias e cambiais	20	4.2	29.9
Países desenvolvidos	13	4.6	23.8
Países emergentes	30	3.3	13.9

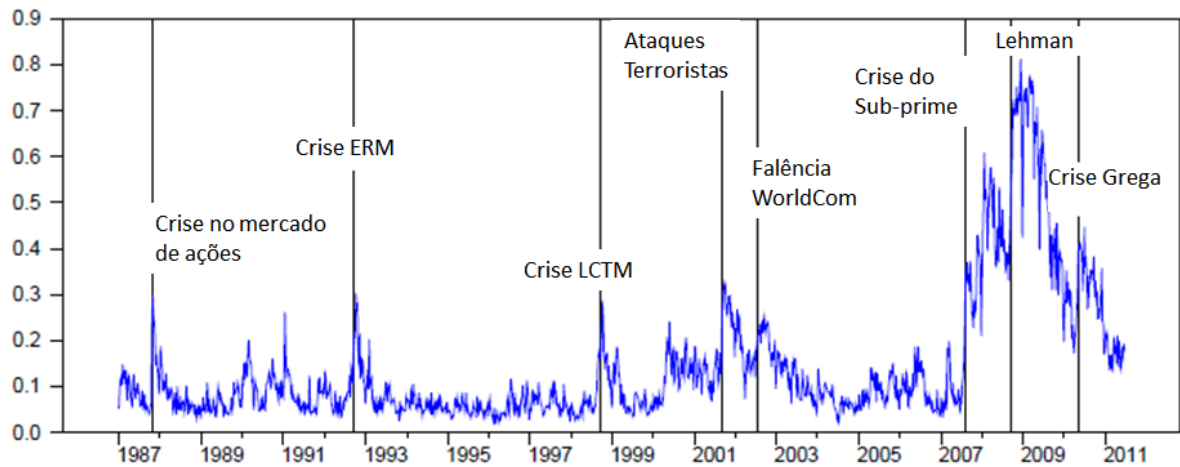
Nota: Fonte: Hoggarth and Saporta (2001, p.155).

Fonte: ALLEN E GALE (2004 apud HOGGARTH e LAPORTA, 2001))

O BCE desenvolveu um indicador de estresse sistêmico no sistema financeiro para a zona do Euro, com dados disponíveis a partir de 1999, chamado CISS (Composite Indicator of Systemic Stress). A série histórica apresentada na Figura 1, retirada de Hollo et al. (2012), permite avaliar a relação da estabilidade do sistema e eventos de estresse econômico.

A análise do indicador permite exemplificar e reforçar a ideia de que períodos de grande impacto negativo na economia elevaram a instabilidade do sistema financeiro europeu. A segunda-feira negra em outubro de 1987, caracterizada por uma queda acentuada

Figura 1 - CISS - Série histórica



Fonte: CISS – HOLLO et al., 2012.

no índice Dow Jones, e que afetou mercados no mundo inteiro, entre eles o da Espanha e do Reino Unido, que tiveram quedas acima de 25% ao final de outubro. Outro caso de destaque é a quarta-feira negra em 1992, com o caso de especulação da desvalorização da libra esterlina, que levou a quebra do banco central inglês e sua posterior saída do Sistema Monetário Europeu (SME). Os ataques terroristas em setembro de 2001 elevaram muito o grau de incerteza econômico e geopolítico nos Estados Unidos, que sofreu um ataque no centro financeiro, com impactos nas bolsas de todo o mundo. Por fim, destaca-se dois períodos em que os níveis de estresse atingiram picos muito elevados: A crise de 2008, levando a quebra do banco de investimentos Lehman Brothers; por fim, a crise da dívida pública dos países europeus com especial destaque a crise na Grécia.

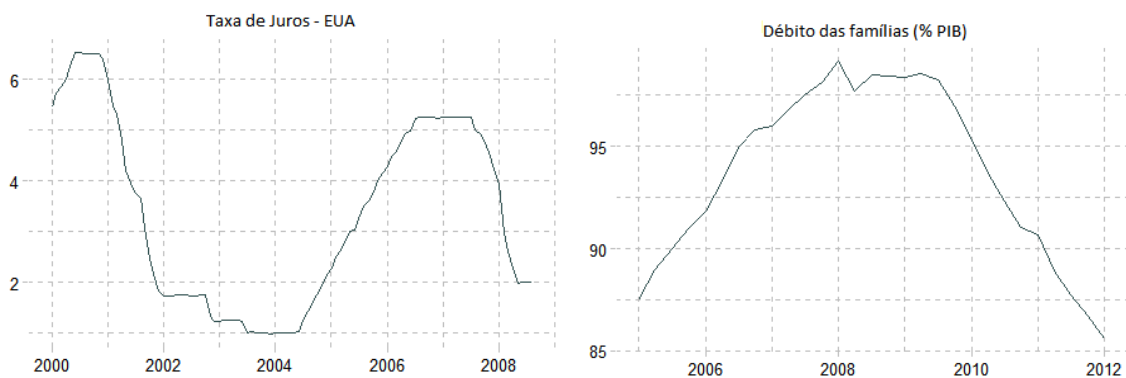
2.2 Relações entre risco e indicadores macroeconômicos

Conforme já mencionado no início deste tópico, uma característica muito comum nas crises financeiras vivenciadas pelos países também está ligada a desajustes nos componentes macroeconômicos. Novamente remetendo a última grande crise econômica global em 2008, um dos motivos defendidos por analistas está na política expansionista prolongada praticada pelo FED, iniciada em 2000, que contribuiu para a expansão do crédito de forma acelerada e excessiva, alcançando um grupo de hipotecas de alto risco (crédito subprime).

Duas ocasiões em especial se destacam na política implementada: a quebra da Bolsa da Nasdaq naquele ano e os ataques terroristas no ano seguinte. A quebra das empresas de tecnologia (naquela que ficou conhecida como a Bolha da Internet) e as

incertezas econômicas e geopolíticas geradas em 2001 levaram o Banco Central americano a reduzir as taxas de juros, com o objetivo de evitar que a economia americana entrasse em recessão. Taylor (2007), no entanto, verifica um descolamento das taxas eficientes já a partir do final de 2001, segundo a própria Regra de Taylor¹. A Figura 2 mostra a taxa de juros praticadas pelo FED e a proporção em relação ao PIB da dívida das famílias na economia americana.

Figura 2 - Crise 2008 - Dados



Fonte: FRED - Federal Reserve Bank of St. Louis, 2019.

Sendo assim, a intuição leva a crer que, de algum modo ou em um determinado nível, indicadores econômicos macro podem ser gatilhos para determinado comportamento das firmas de um setor ou do próprio setor na economia. Faz-se necessário, portanto, analisar o contexto teórico e empírico que relaciona os principais indicadores deste tipo no risco das instituições do sistema financeiro.

2.2.1 Risco - Inflação

Blanchard (2011) afirma que a inflação é capaz de alterar a percepção de risco das instituições bancárias. Segundo o autor, a variação no índice de preços provoca distorções nos preços relativos e nos custos, o que eleva as incertezas, dificultando a tomada de decisões pelas empresas com relação ao futuro, afetando as formações das expectativas e o gerenciamento das instituições. Quando a referência é o setor financeiro, entre eles

¹ A Regra de Taylor relaciona a taxa nominal de juros como uma função da taxa de inflação, de uma taxa de juros real de equilíbrio e uma soma ponderada entre o desvio da meta de inflação e do PIB potencial.

o bancário, essa importância é ainda mais evidente uma vez esse realiza frequentemente operações de empréstimos ex-ante baseadas nas expectativas de variáveis ex-post.

Além disso, Bohachova (2008) também evidencia muito bem o impacto que uma variação na taxa de inflação positiva tem no setor bancário. A inflação acaba por reduzir as taxas reais de retorno dos ativos bancários, fenômeno conhecido como risco inflacionário, o que induz os bancos a contingenciarem o fornecimento de crédito. Porém, evidências apontam que embora taxas mais altas de inflação possam reduzir a quantidade de fornecimento de crédito, uma inflação mais elevada pode gerar impactos negativos nas rendas dos tomadores de crédito, diminuindo a qualidade de empréstimos tomados anteriores e elevando o risco de crédito. Os resultados encontrados por Bohachova (2008) em sua análise empírica sobre o setor bancário veio de uma amostra que incluiu 258 observações de 53 bancos atuantes no Brasil. Os resultados apontam uma característica comum para a maioria dos países: a maioria das especificações do modelo com *capital-ratio* como variável dependente revela uma relação positiva entre essa variável e taxas de inflação, indicando um comportamento conservador por parte dos bancos.

Esse efeito ambíguo que taxas de inflação possuem nas instituições do sistema financeiro também é evidenciado por Castro (2013). Novamente relacionado ao risco de crédito, o autor aplica uma abordagem de dados em painel dinâmico para um grupo de países afetados pela crise da dívida pública na Zona do Euro, gerando contrações econômicas e instabilidades nas condições financeiras. Os países fazem parte do grupo GIPSI : Grécia, Irlanda, Portugal, Espanha e Itália. No entanto, os resultados para a inflação não foram significantes para o risco de crédito, provavelmente causado pelo cancelamento entre os efeitos positivos e negativos evidenciados pelo autor.

Segundo Chen et al. (2017), mudanças nas taxas de inflação também afetam o risco de liquidez dos bancos. Quando a mudança na taxa de inflação se torna alta, os bancos tendem a investir mais em ativos menos líquidos (ou não líquidos) para ganharem taxas de juros mais elevadas e emprestam mais para ganharem taxas de juros mais elevadas devido a maior elevação nas taxas de inflação. Já os depositantes tendem a investir mais em ativos não líquidos em vez de depositar valores nas contas, de modo a prevenir a depreciação do dinheiro. Como consequência, há mais empréstimos dos bancos e menos depósitos, o que eleva a lacuna das finanças dos bancos e, assim, o risco de liquidez.

2.2.2 Risco - Taxa de Juros

Existe uma relação importante entre o nível das taxas de juros praticadas no mercado e a assunção ao risco do setor bancário. Em especial, Borio e Zhu (2008) formalmente definiram como *risk-taking channel*, ou canal de tomada de risco, o encadeamento entre as decisões da autoridade monetária a respeito do nível de juros básico e como elas in-

terferem, direta ou indiretamente, no modo de atuação das instituições bancárias. Há na literatura basicamente cinco formas distintas que a taxa de juros pode desencadear estes efeitos.

O primeiro conjunto de efeitos opera sobre o impacto com que a taxa de juros causa na avaliação de empresas e ativos, nas rendas e fluxos de caixas (via taxa de desconto), o que pode modificar o comportamento das firmas, entre elas as instituições financeiras. As taxas de juros reduzidas, por exemplo, aumentam o valor dos ativos e colaterais de instituições, assim como elevam os rendimentos e lucros, que por suas vezes, podem reduzir a percepção ou aumentar a tolerância de risco das mesmas, incentivando uma maior tomada de risco. Adrian e Shin (2010) demonstraram como uma variação positiva no preço dos ativos pode fazer com que o nível de mensuração do risco, representado pelo *Value-At-Risk*, possa ser suavizado. A exigência de menos unidades de *Value-At-Risk*², por unidade de ativos, estimula a natureza pró-cíclica da alavancagem nos bancos.

Um segundo conjunto de impactos opera através da relação entre as taxas de mercado e taxas alvo de retornos (Rajan, 2005). Segundo o autor, baixas taxas de juros podem induzir nível adicional de tomada de risco pelos gerentes de ativos bancários por fatores comportamentais ou de natureza institucional e regulamentar. O primeiro fator é baseado no conceito de ilusão monetária dos agentes econômicos que, ao não perceberem ou ignorarem o fato de que a queda na taxa nominal de juros compensa uma taxa inflacionária menor, leva-os a assumirem maiores riscos em busca de metas de retornos de investimentos. O segundo motivo está relacionado ao compromisso dos gerentes com taxas mínimas de retorno e movimentação nas taxas básicas de juros. Uma queda nesses valores podem exigir, dos gestores dos balanços de instituições como companhias de seguros e fundos de cobertura, uma maior demanda por ativos de maiores riscos em busca de elevadas taxas de retorno, dado que manter os ativos de baixo rendimento, mas seguros, podem não levá-los a cumprirem com suas obrigações. Esse processo de tendência de ins-

² O conceito de *Value-At-Risk* é por definição representado pela perda máxima esperada de uma firma dentro de um intervalo temporal e sob um determinado intervalo de confiança. No artigo analisado, Adrian e Shin (2010) definem para uma variável aleatória A , o VaR a um nível de confiança c relativo a um nível inicial A_0 como o menor valor não negativo tal que:

$$Prob(A < A_0 - VaR) \leq 1 - c$$

Considerando A como os ativos marcados a mercado da firma em um horizonte de tempo, então o VaR poderia ser definido como uma proporção do capital mantido pelo banco ($K = \phi VaR$), de modo a ficar solvente em um intervalo de confiança c . Assim:

$$Alavancagem = \frac{Ativo}{K} = \frac{1}{\phi} \frac{Ativo}{VaR} = \frac{1}{\phi} \frac{1}{V}$$

Em que V é chamado de unidade de valor em risco. Dessa forma, a natureza contra cíclica da unidade de valor em risco explica a pró-ciclicidade da alavancagem.

tituições financeiras, passando por períodos de dificuldades financeiras, em assumir mais riscos é conhecido como “*risk-shifting*”.

O terceiro conjunto de efeitos potenciais mencionados opera através de aspectos das características das políticas de comunicação e a função de reação do Banco Central. Ao reagir, por exemplo a um choque negativo na economia, com o compromisso de manter as taxas futuras a níveis baixos, o comprometimento pode diminuir sensivelmente incertezas futuras de mercado, como a deterioração de ativos e o risco de investimento. Assim, o compromisso e a transparência assumida pela autoridade monetária, quando também há ineficiência na regulamentação, podem incentivar instituições financeiras a se arriscarem mais, caracterizando um típico problema de *moral hazard*. Este efeito está alinhado com o pensamento de Walsh (2005), em que a transparência ex-ante a respeito de algumas políticas adotadas pela autoridade monetária podem agravar o problema de *moral hazard* nas instituições financeiras.

Há um quarto conjunto de efeitos do canal de tomada de risco, mas observado por Adrian e Shin (2008), está na expansão excessiva dos balanços patrimoniais das instituições através da alavancagem. Adrian e Shin (2008) verificaram que bancos, ao contrário de uma família comum, respondem a mudanças nos valores dos seus ativos, gerenciando ativa e continuamente suas alavancagens. Após testes empíricos, os autores verificaram que os bancos de investimentos respondem a essas mudanças através das expansões e contrações em seus balanços patrimoniais, com a margem de ajustamento sendo feitas através de Repos³. Também evidenciaram que o crescimento dessas “securities” está positivamente correlacionada com a facilidade, ou falta de restrições da política monetária, medida pela regra de Taylor.

Campbell e Cochrane (1999), reafirmando a existência de estudos anteriores à definição do canal propriamente dito, demonstraram uma quinta forma como as ações políticas podem refletir nos comportamentos dos bancos. Os autores verificaram que para moldar uma série temporal dos preços das ações no mercado americano, os modelos de precificação de ativos deveriam requerer grande variação da aversão ao risco no tempo. Com o modelo criado, Campbell e Cochrane afirmaram que os investidores, dentro do modelo, derivam o consumo através de um nível básico de subsistência de modo que à medida que o preço dos ativos aumenta, a contraciclicidade da aversão ao risco faz com que os investidores se arrisquem mais. Segundo Ozuca e Akbostanci (2012), Campbell e Cochrane (1999) mostraram que os agentes se tornam menos avessos ao risco durante os períodos de expansão, desde que os consumos aumentem relativamente em níveis normais.

³ Repo, uma abreviação para Repurchase Agreements, é um contrato em que vende-se um título de renda fixa com o comprometimento de comprá-lo em uma determinada data por um determinado preço. A contraparte, que compra a security com o compromisso de vendê-la depois, é chamada de Reverse Repo.

Não só há uma literatura extensa, mas também fortes evidências empíricas sobre a presença do canal de tomada de risco em diversos países. Para os Estados Unidos, há evidências do canal em Paligorova e Santos (2012), Altunbas et al. (2012), Dell’Ariccia et al. (2013). Na União Europeia, tem-se Jiménez et al. (2014), Altunbas et al. (2012), Neuenkirch e Nöckel (2018). No Brasil: Tabak et al. (2010); Montes e Peixoto (2014); Moraes et al. (2016) atestam para a existência do canal de tomada de risco na economia brasileira.

2.2.3 Risco - PIB

Embora seja possível interpretar a expansão do Produto Interno Bruto como um aumento na lucratividades das instituições bancárias, essa suposição alternativa é considerada muito forte e a relação mais difundida na literatura econômica estabelece para uma correlação negativa entre crescimento do produto e o nível de risco das instituições bancárias. No entanto, faz-se necessário primeiro analisar a hipótese alternativa.

Se considerado a expansão do PIB como um aumento dos lucros bancários, esse aumento associado a um menor nível de monitoração de *stakeholders* (clientes, acionistas, etc.) devido aos bons desempenhos, estimulam as instituições financeiras a assumirem um nível maior de risco. De acordo com Davis e Karim (2008), essa elevação do nível de risco por um problema de assimetria de informação está associada diretamente a pró-ciclicidade dos empréstimos e dos preços dos ativos⁴. Ainda segundo Dell’ Arricia et al. (2009), em tempos de *booms* de crédito, se considerados associados à expansão econômica, agrava-se o problema de seleção adversa, típico problema de assimetria de informação. Assim, instituições financeiras podem se envolver em operações mais arriscadas em busca de um retorno mais elevado.

Ainda assim, a literatura mais difundida estabelece uma relação inversamente proporcional entre essas duas variáveis. Segundo Mirelis (2012), durante recessões (expansões) a qualidade de empréstimos decai (aumenta) e as firmas acabam por tomar emprestado a taxas elevadas (reduzidas). Se observado do ponto de vista da expansão do produto, essa variação positiva na renda tem influência sobre a capacidade das firmas em honrar seus compromissos e reduz assim as taxas de inadimplência, o que influencia diretamente os resultados (lucro, solvência, etc.) e os riscos de crédito dos bancos.

Evidências empíricas também reforçam mais essa relação inversa entre o PIB e

⁴ Em períodos de crescimento econômico elevado, o aumento dos preços dos ativos eleva o valor dos colaterais e com isso, durante booms, contratos de empréstimos se tornam menos dependentes de informações, o que seguramente eleva o risco dos contratos.

risco. Louiz et al. (2012) utiliza métodos de dados em painel dinâmico para examinar os determinantes de *non-performing loans* (empréstimos em default ou próximos de estar em default) e o setor bancário grego. Os resultados confirmam uma relação inversa entre a taxa de crescimento do PIB e NPLs. Mesmo resultado de Skarica (2014) para o Leste Europeu, Makri (2014) para a Zona do Euro e Ghosh (2015) para os Estados Unidos.

No Brasil, Vazquez et al. (2012) propõe um modelo para realizar testes de estresse relativos ao risco de crédito no setor bancário, dividindo o conjunto de dados de crédito em 21 categorias diferentes. Os resultados apontam para a presença de um comportamento pró-cíclico da qualidade do crédito e uma robusta relação negativa entre a transformação logística de *non-performing loans* e a taxa de crescimento do PIB.

2.2.4 Risco - Crédito

Em um primeiro momento, faz-se necessário entender esta relação através da ideia intuitiva de que, pelas suas atividades de alocador eficiente de recursos, os bancos estão envolvidos diretamente em risco de crédito. No entanto, a expansão do crédito pode ter efeitos positivos e negativos no banco e pode gerar dois tipos de efeitos no gerenciamento de risco. Dessa forma, o contexto em que se insere o aumento no estoque de crédito, como a qualidade do empréstimo, as condições econômicas do país e até mesmo o tamanho dos bancos, são variáveis importantes na equação que ajudam a explicar a reação dos bancos face ao risco.

Assim, naturalmente, a expansão excessiva de crédito, eventualmente de caráter ineficiente, pode gerar distorções no mercado (via assimetria de informação por exemplo) e a alavancagem dos riscos das instituições, como ocorreu na crise de 2008. A literatura econômica coloca nessa dificuldade de precificar corretamente os riscos como a principal causa dessa relação entre as variáveis. Existe uma vasta literatura empírica para essa relação positiva entre expansão de crédito e aumento do risco no setor bancário. Jimenéz e Saurina (2006), utilizando uma base de dados que inclui bancos comerciais espanhóis entre 1984 e 2002, evidenciam uma forte relação, ainda que com certa defasagem, entre uma rápida expansão no crédito e nos riscos desses empréstimos, confirmados pelos *defaults*. Köhler (2012) analisa o impacto do crescimento de crédito no risco bancário de 15 países da União Europeia. Os resultados apontam para o mesmo caso anterior, ou seja, bancos com taxas de crescimento de crédito relativas mais altas (expansão de caráter excessivo) são mais arriscados. Os resultados vão além dessa relação, indicando também que as instituições bancárias se tornam mais arriscadas à medida que o crescimento do crédito agregado aumenta. Isto indica um forte caráter de risco sistêmico no setor bancário europeu.

Fahlenbrach et al. (2016), utilizando um banco de dados com bancos americanos no

período de 1972 a 2004, analisam primeiro se o crescimento alto de ativos dos bancos prevê um fraco retornos das ações dos bancos. A ideia é que se os bancos crescem rapidamente porque concedem créditos mais arriscados, eles irão experimentar um alto número de *defaults* e esse resultado estará refletido no preço das ações. Fazendo assim a divisão em quartis de crescimento de empréstimos, os autores encontraram que os bancos no quartil superior de crescimento de empréstimos de três anos possuem retornos muito menores do que aqueles bancos do quartil inferior para retornos de um, dois e três anos. Soedarmono e Sitorus (2017) analisam a interação entre crescimentos anormais de empréstimos e o risco sistêmico no setor bancário, baseado em uma amostra de bancos na Ásia no período de 1998 até o ano de 2012. Os resultados dos autores apontam para que crescimentos anormais elevados de crédito levam a um aumento do risco sistêmico um ano à frente. Ademais, as análises ainda sugerem que uma melhor cobertura de informações de crédito podem conter o acúmulo de risco sistêmico, corroborando com a ideia do problema que a assimetria de informação gera no mercado de crédito.

No Brasil, citando novamente Vazquez et al. (2012), mas olhando de maneira mais significativa para o resultado sobre o forte caráter pró-cíclico da qualidade do crédito no país, é possível que essa característica crie brechas para condutas mais frágeis frente ao risco. Isso porque se observado a característica comum de assimetria de informação presente no mercado de crédito, essa "euforia" pode gerar informações viesadas em cenários de *boom* de créditos e conseqüentemente uma miopia no mercado, conforme Davis e Karim (2008) salientam. No entanto, não há um indicativo de crescimento excessivo do crédito no país, de modo que há indicações para outro tipo de reação da expansão do crédito.

Uma consequência positiva da expansão de crédito por parte das instituições financeiras é a capacidade de obter retorno com esse tipo de atividade. É intuitivo pensar então que o crescimento do crédito de maneira eficaz tende a aumentar o lucro das instituições financeiras e diversificar seus ativos, conseqüentemente diminuindo o risco do banco. Faz-se necessário salientar que essa diminuição do risco não está necessariamente ligada ao risco de crédito do banco, mas ao risco de caráter global. Köhler (2012) também orienta, ao citar a medida de mensuração do crescimento anormal do crédito, que taxas de crescimento mais elevadas não refletem necessariamente em excesso de risco. Clair e Tucker (1993) ao abordar sobre a razão de capital baseada no risco, defende que se os empréstimos forem capazes de diversificar o portfólio geral do banco, o aumento do crédito pode justamente reduzir o risco de um banco. Bustamante et al. (2019), usando dados de níveis de empréstimos do registro de crédito do Peru entre janeiro de 2005 e dezembro de 2017, busca analisar o papel que características específicas dos bancos afetam a oferta de crédito. Os resultados dos autores apontam, que bancos bem capitalizados, com boa liquidez, baixo risco e mais lucrativos tendem a ceder mais crédito. Tais argumentos e evidências reforçam a ideia de que em condições de crescimento normal, a expansão de crédito pode ter uma correlação negativa em relação ao risco bancário.

2.2.5 Risco - Taxa de Câmbio

Faz-se necessário entender que firmas importadoras e exportadoras de bens, serviços ou que realizam transações financeiras internacionais estão expostos a esse risco. Ademais, é importante entender que uma parte significativa das operações bancárias e dos lucros no setor envolvem moedas estrangeiras. Popper (1996), por exemplo, afirma que flutuações na taxa de câmbio são capazes de afetar as instituições bancárias essencialmente de duas maneiras: direta e indiretamente.

O efeito direto vem dos ativos e passivos dos bancos com fluxos de pagamento líquidos definidos em moeda estrangeira, em especial a moeda americana para o Brasil. Para exemplificar, uma depreciação inesperada da moeda doméstica pode gerar um efeito negativo nos resultados do banco se a instituição possui mais passivos definidos em moeda estrangeira do que ativos. Sendo assim, alterações na taxa de câmbio irão afetar valores em moeda doméstica destes ativos ou passivos, o que impacta diretamente nos resultados dos bancos. Sendo assim os bancos, em sua maioria, possuem algum nível de risco cambial. Os efeitos indiretos, embora mais sutis, também são importantes. Mesmo que um banco não possua ativos ou passivos em moeda estrangeira, a taxa de câmbio ainda pode afetar sua lucratividade. Isso porque variações nas taxas de câmbio podem afetar diretamente empresas que praticam comércio internacional, seja através da variação no fluxo de caixa ou na perda de competitividade internacional dos produtos comercializados devida a variação nos preços relativos. Se estas empresas se financiam em parte através dos bancos, então o impacto na lucratividade das empresas pode repercutir nos lucros dos bancos.

É notável assim a exposição das instituições em relação ao risco da taxa de câmbio. Mas evidências empíricas atestam para essa exposição cambial além da teoria, como He et al. (2014) ao avaliar o impacto que flutuações nas taxas de câmbio sobre a performance de 22 grandes bancos dos Estados Unidos em um período de 40 anos. Os resultados apontam que esses bancos são expostos ao risco cambial e com isso possuem impacto nos seus resultados. A literatura empírica relacionando a exposição ao câmbio e o nível de risco assumido pelas instituições é relativamente restrita, como bem salienta Guerra et al. (2013). O trabalho dos autores relativos a esse tema avalia justamente essa relação no caso brasileiro para fins de estabilidade financeira. Os resultados empíricos indicam que a exposição cambial eleva o nível de risco assumido através da alavancagem dos bancos e da volatilidade dos retornos, mas os impactos não são economicamente significativos por causa do baixo grau de assunção ao risco das instituições bancárias atuantes no Brasil.

A exposição cambial portanto, ainda que as instituições possam se proteger fazendo *hedge* cambial, tem a capacidade de elevar os riscos das instituições. Entretanto, é intuitivo pensar que variações no câmbio podem afetar o banco positivamente ou negativamente dependendo da quantidade de ativos e passivos em moeda estrangeira. Isso porque o

impacto na instituição, apoiado em Popper (1996), depende desse efeito direto de variação cambial em bancos com mais ativos do que passivos em moeda estrangeira e vice-versa.

2.3 Risco Sistêmico

Como já mencionado anteriormente, o sistema financeiro, para ser estável, deve ser capaz de apresentar três características principais: transferir recursos eficientemente, precificar corretamente riscos e amortecer choques. A falta desses atributos é capaz de gerar instabilidade no sistema inteiro e que normalmente tem impactos significativos na economia real. Isto posto, é preciso entender que esta estabilidade do sistema financeiro está intimamente relacionada com o risco sistêmico do setor. Como bem define Brunnermeier et al. (2012), a recente crise financeira é um típico caso a se analisar de grandes efeitos *spillovers* de um banco a outro gerados em um sistema financeiro instável e que elevou significativamente o risco sistêmico.

O conceito de risco sistêmico não é definido precisamente, embora seu entendimento seja de maneira geral muito semelhante. O Banco Central Europeu define como o risco de experimentar um evento sistêmico forte. Tal evento afeta negativamente um número de mercados ou intermediários importantes sistemicamente. O gatilho para este evento poderia ser um choque exógeno (idiossincrático ou generalizado). Alternativamente, poderia surgir de dentro do sistema financeiro ou da economia em geral.

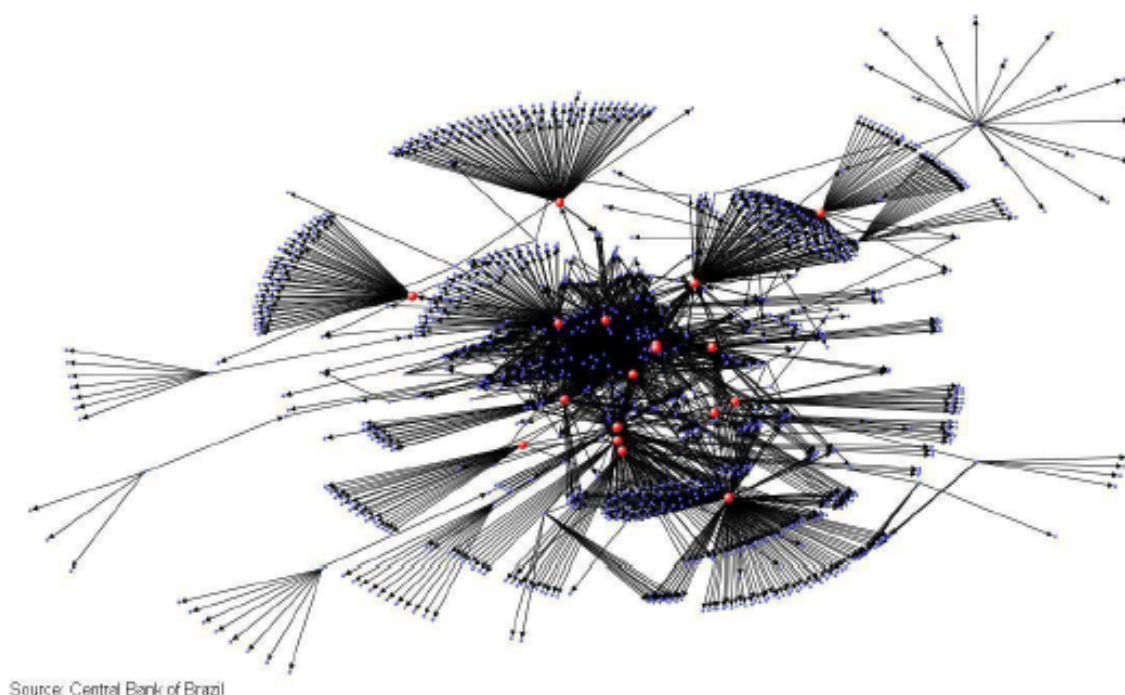
Este evento sistêmico é forte quando os intermediários envolvidos quebram ou quando o mercado se torna disfuncional. De maneira mais ampla, a severidade do risco sistêmico e de eventos sistêmicos se dá pelos impactos desses no consumo, investimento, crescimento e bem-estar econômico.

Há basicamente três formas principais de risco sistêmico. O risco de contágio se refere a um problema idiossincrático que se torna mais difundido de forma sequencial, como a quebra de um banco gerar a quebra de outros bancos em uma corrida bancária (Diamond e Dybvig, 1983, Brunnermeier e Oehmke, 2013). O segundo risco se refere a um choque macro causando problemas simultâneos se refere a um choque exógeno generalizado que afeta uma série de intermediários ou mercados de forma simultânea. Por fim, tem-se o risco de desequilíbrios acumulados ao longo do tempo, tipicamente acumulações endógenas, como ocorre em um *boom* de empréstimos ou a bolha imobiliária na crise do subprime (Shiller, 2012).

No Brasil, as avaliações sobre risco sistêmico recentes (Tabak et al., 2013, IMF, 2018) têm mostrado um sistema estável com risco sistêmico baixo. A Figura 3, obtida em Silva (2012), mostra uma extensão do grau de interconectividade entre as instituições financeiras brasileiras.

Há um conjunto importante de trabalhos empíricos recentes que buscam avaliar o

Figura 3 - Interconectividade das instituições brasileiras



Fonte: SILVA, 2012.

nível de risco sistêmico no sistema bancário brasileiro.

Araújo e Leão (2013) buscam avaliar o grau de risco sistêmico no Brasil utilizando uma abordagem CoVaR⁵, proposta por Adrian e Brunnermeier (2011). Entre os principais resultados apontados pelos autores está na observação de que por mais que instituições grandes possuam um menor risco individual, elas apresentam os maiores riscos sistêmicos. Além disso, há instituições pequenas que também oferecem riscos sistêmicos significativos e que em média o risco sistêmico é menor para instituições financeiras públicas do que para instituições privadas.

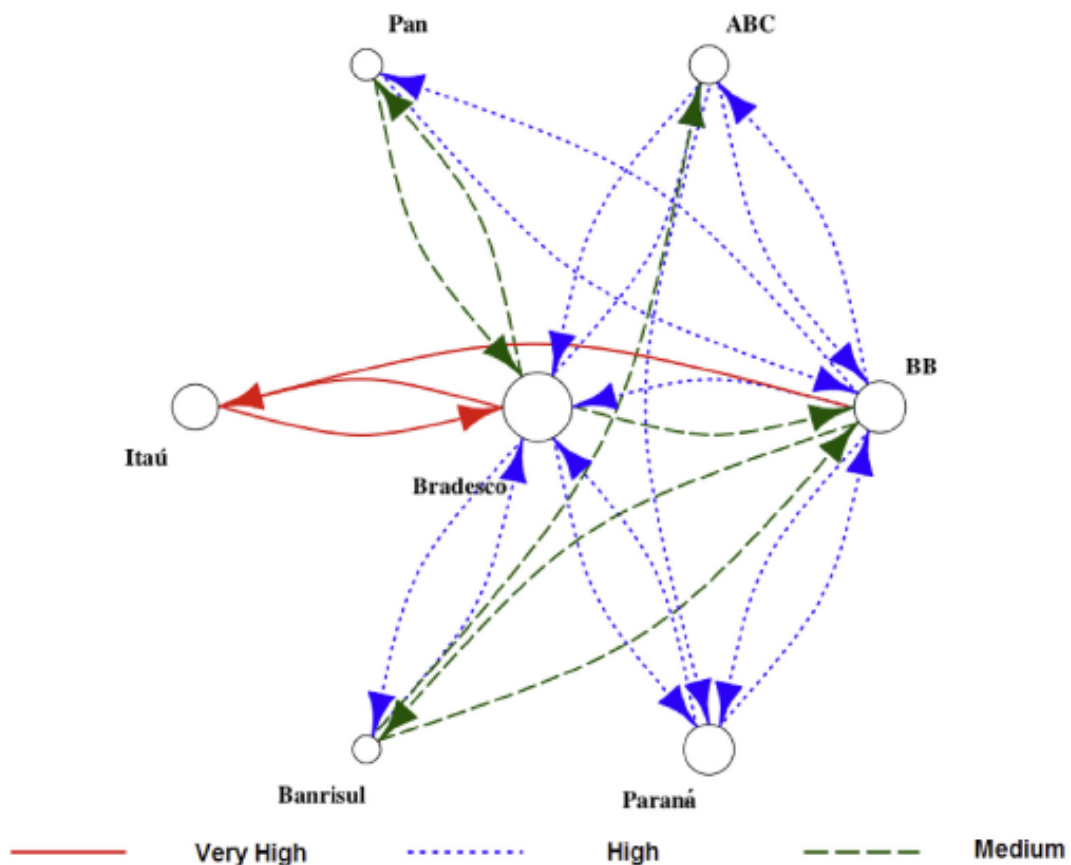
Tabak et al. (2013) propõem uma metodologia de cálculo para o risco sistêmico derivada de instituições financeiras interconectadas no mercado interbancário. Os resultados apontam que o grupo das dez instituições com maiores impactos é estável, sendo que os participantes desse grupo são em sua maioria instituições de médio porte, resultado semelhante encontrado por Tabak et al. (2016). As análises também apontam que tanto as instituições de médio porte quanto as de baixo porte podem ser sistemicamente importantes e que o impacto esperado para um choque no sistema financeiro é relativamente baixo. Por fim, o teste de estresse desenvolvido mostra que a perda conjunta de um

⁵ Na abordagem, analisa o VaR do sistema financeiro condicionado a um estresse no mercado causado por uma determinada instituição.

grupo de instituições financeiras altamente correlacionadas em relação à probabilidade de default produz um impacto de 15,1% dos ativos totais do mercado interbancário.

Castro et al. (2018) estudam o risco sistêmico e o contágio do sistema bancário brasileiro usando quantis condicionais como medida de risco. Dependências condicionais multivariadas entre os bancos brasileiros são modeladas através de uma estrutura hierárquica de cópulas C-vine, com observações entre Janeiro de 2008 e Janeiro de 2016. Os resultados encontrados apontam que o risco sistêmico financeiro do país aumentou significativamente durante a crise de 2008. Além disso, Bradesco e Banco do Brasil possuem um efeito de risco sistêmico em todos os outros bancos analisados e vice-versa, enquanto o banco Itaú possui o menor efeito de risco sistêmico sobre os outros dois principais bancos. O estudo também aponta que essa dependência média é considerada acima dos padrões do mercado e a Figura 4 mostra a rede de interconexão entre as instituições bancárias do estudo.

Figura 4 - Rede de risco sistêmico - Brasil



Fonte: CASTRO et al., 2018.

2.4 Resumo da literatura - Relações econômicas

O quadro-resumo com as relações econômicas esperadas, com base na literatura econômica e evidências empíricas apresentadas nos tópicos anteriores, se encontram na Tabela 2 abaixo:

Tabela 2 - Variáveis macro x Risco

Inflação	Juros	Câmbio	PIB	Crédito
$\frac{\partial Risco}{\partial Inflação} > 0$	$\frac{\partial Risco}{\partial Juros} < 0$	$\frac{\partial Risco}{\partial Câmbio} < 0$ ou $\frac{\partial Risco}{\partial Câmbio} > 0$	$\frac{\partial Risco}{\partial PIB} < 0$	$\frac{\partial Risco}{\partial Crédito} < 0$ ou $\frac{\partial Risco}{\partial Crédito} > 0$

Fonte: O autor, 2019.

3 METODOLOGIA APLICADA

A metodologia adotada no trabalho será estimar um modelo de vetores autorregressivos (VAR) e um modelo de vetores de correção de erros (VECM) na forma reduzida para duas medidas de risco escolhidas (*Value-at-Risk* e o índice Beta) com as variáveis macroeconômicas. Os códigos de programação foram feitos em R e o objetivo dos modelos foi escolher aquele com melhor ajuste para dar continuidade a análise das relações de modo a captar quais variáveis macroeconômicas possuem maior impacto nas operações bancárias.

Assim, haverá oito representações do tipo VAR e oito representações do tipo VEC, uma vez que será rodado em cada momento uma medida de risco (VaR e Beta) por vez com as variáveis macroeconômicas. Este passo será repetido para os três bancos e o índice IFNCBV, totalizando quatro análises por medida de risco. Matematicamente, a ideia é analisar os modelos VAR⁶ e VEC com base nas seguintes especificações em (1):

$$\begin{aligned}
 VaR_{BBAS3,t} &= IPCA_t + GAP_t + Câmbio_t + PIB_t + Crédito_t + \epsilon_t \\
 VaR_{ITUB4,t} &= IPCA_t + GAP_t + Câmbio_t + PIB_t + Crédito_t + \epsilon_t \\
 VaR_{BBDC4,t} &= IPCA_t + GAP_t + Câmbio_t + PIB_t + Crédito_t + \epsilon_t \\
 VaR_{IFNCBV,t} &= IPCA_t + GAP_t + Câmbio_t + PIB_t + Crédito_t + \epsilon_t \\
 & \hspace{15em} (1) \\
 Beta_{BBAS3,t} &= IPCA_t + GAP_t + Câmbio_t + PIB_t + Crédito_t + \epsilon_t \\
 Beta_{ITUB4,t} &= IPCA_t + GAP_t + Câmbio_t + PIB_t + Crédito_t + \epsilon_t \\
 Beta_{BBDC4,t} &= IPCA_t + GAP_t + Câmbio_t + PIB_t + Crédito_t + \epsilon_t \\
 Beta_{IFNCBV,t} &= IPCA_t + GAP_t + Câmbio_t + PIB_t + Crédito_t + \epsilon_t
 \end{aligned}$$

Em que ϵ_t é um termo de erro que segue uma distribuição normal com média zero e variância constante. Será possível, portanto, analisar quais variáveis macroeconômicas possuem mais impacto na percepção de risco de cada instituição. Essa análise será feita de duas maneiras: a análise da função impulso resposta (IRF em inglês) e através da decomposição da variância do erro de previsão (FEVD em inglês).

⁶ É importante entender que VAR e VaR irão se referir a diferentes assuntos. Enquanto VAR é o modelo de vetores autorregressivos, VaR significa a medida de risco Value-at-Risk.

Será analisada a função impulso resposta de diferentes choques na economia e o impacto sobre o risco dos bancos e sistêmico. A análise de funções impulso resposta permite obter melhor estimativa do impacto que cada variável possui na outra e a persistência que o choque gera até se dissipar na economia. Além disso, será feita a decomposição da variância do erro de previsão e qual a proporção da variância de um erro de previsão de uma variável é devido a ela mesma e qual a proporção de cada uma das outras variáveis. Essa análise nos permite identificar melhor relação de causalidade entre as diferentes variáveis.

3.0.1 Cálculo *Value-at-Risk* (VaR) via GARCH

A escolha de duas medidas de risco tem como objetivo criar robustez nos resultados encontrados, aumentando a capacidade dos choques nas variáveis macroeconômicas mostrar a forma como o banco reage. Escolheu-se, portanto, uma medida de risco já calculado pelo mercado financeiro (Beta Ajustado) e uma medida de risco a ser calculada com metodologia própria: o *Value-at-Risk* (VaR).

O VaR é uma medida de risco financeira bastante utilizada pelos bancos e pode ser definida como o valor, dado um horizonte temporal e um nível de confiança α , na qual a probabilidade de se gerar perdas maiores do que o VaR é qual a $1 - \alpha$. A Figura 5 representa o VaR de um dia a nível de confiança de 99%. Matematicamente, temos:

$$Pr(P(t) - P(T) > VaR_{\alpha}(t, T) | \Theta_t) = 1 - \alpha \quad (2)$$

Em que $P(t)$ e $P(T)$ se referem, respectivamente, aos preços do ativo no período t e T . Similarmente, o cálculo do VaR pode ser definido da seguinte maneira⁷:

$$Pr(R_{pf} < -VaR_{\alpha}(t, T) | \Theta_t) = F(x) = 1 - \alpha \quad (3)$$

Em que R_{pf} se refere ao retorno do portfólio e $F(x)$ é simplesmente uma função de distribuição acumulada e corresponde a integral de uma função densidade de probabilidade $f(x)$:

⁷ Dado que $Pr(\$Perda > \$VaR) = p$ e $\$Perda = -VPF * R_{pf}$, então tem-se que:

$$Pr(-VPF * R_{pf} > \$VaR) = Pr(R_{pf} > \frac{-\$VaR}{VPF}) = p$$

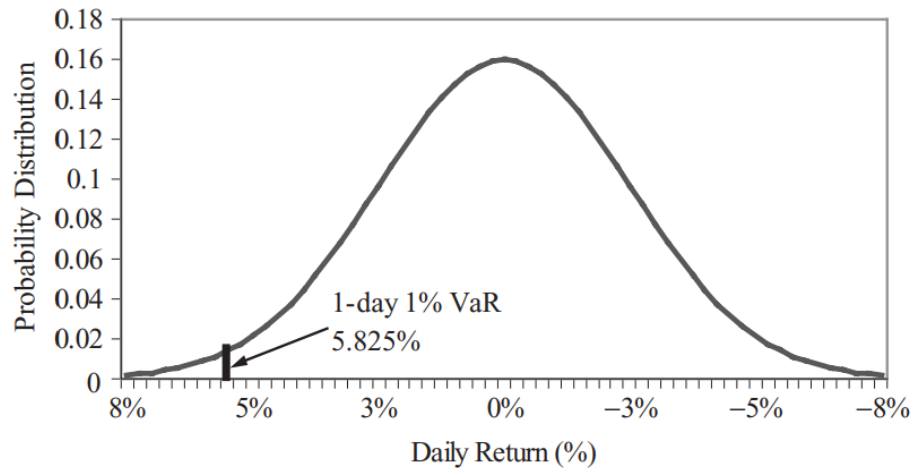
Como $VaR \equiv \frac{\$VaR}{VPF}$, então temos que:

$$Pr(R_{pf} < -VaR) = p$$

Nas fórmulas, VPF se refere ao valor do portfólio, R_{pf} se refere ao retorno do portfólio, $F(x)$ se refere a função de distribuição acumulada e $f(x)$ a função de densidade da probabilidade.

$$F(x) = \int_{-\infty}^{-VaR_\alpha} f(x) dx \quad (4)$$

Figura 5 - VaR - 1 dia



Fonte: CHRISTOFFERSEN, 2012.

O cálculo do VaR será feito através de hipóteses paramétricas, de tal forma que o VaR_α pode ser expresso por uma função da distribuição de quantis dos ganhos e perdas calculados. Sua fórmula pode ser definida como:

$$V\hat{a}R_\alpha(t, t + \Delta) = -(\hat{\mu}_\Delta + \hat{\sigma}_\Delta z_{1-\alpha}) \quad (5)$$

A estimação da média e da variância/desvio-padrão poderá ser feita através de modelos econométricos a partir dos *logs* retornos das séries de preços das ações ⁸. Um modelo autorregressivo de médias móveis (ARMA) de ordem p e q será usado para extrair a média condicional:

⁸ Um importante objetivo do processo de modelagem estatística é a capacidade de reduzir dados observados em uma perturbação aleatória. Assim, é comum avaliar que um modelo de regressão está bem ajustado se os seus resíduos se assemelham a um ruído aleatório i.i.d.

A ideia básica portanto da modelagem de um série temporal observada X_t é transformá-la em um produto de um processo (ou modelo) desconhecido M configurada por uma sequência de entrada composta por erros aleatórios independentes $\epsilon_t \sim i.i.d. Dist(0, \sigma^2)$.

$$\epsilon_t \Rightarrow \text{Processo M} \Rightarrow X_t$$

$$AR(p) : X_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \epsilon_t \text{ e um } MA(q) : X_t = \mu + \sum_{i=1}^q \theta_i \epsilon_{t-i} + \epsilon_t \quad (6)$$

Em que X_t se refere a uma variável aleatória e $\epsilon_t \sim i.i.d. Dist(0, \sigma^2)$. Com isso temos o modelo ARMA(p,q) com p termos autorregressivos e q termos de média móvel:

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \epsilon_{t-i} + \epsilon_t \quad (7)$$

Enquanto que modelos de heterocedasticidade condicional autorregressiva generalizada (família GARCH), propostos por Engle (1982), serão usados para extrair a variância condicional. Segundo Francq e Zakoians (2019), um processo ϵ_t é chamado um processo GARCH(r,m) se dois momentos condicionais existem e são satisfeitos:

$$(i) E(\epsilon_t | \epsilon_u, u < t) = 0, t \in Z$$

$$(ii) \text{ Há constantes } \alpha_0, \alpha_i, i = 1, \dots, m, \beta_j, j = 1, \dots, r \text{ tal que:}$$

$$\sigma_t^2 = Var(\epsilon_t | \epsilon_u, u < t) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^r \beta_j \sigma_{t-j}^2, t \in Z \quad (8)$$

A equação acima ainda pode ser simplificada utilizando operadores de defasagens. Assim, tem-se a seguinte especificação compacta e equivalente para o processo GARCH(r,m):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha(B) \epsilon_t^2 + \beta(B) \sigma_t^2, t \in Z \quad (9)$$

Em que B é o operador de defasagem padrão:

$$B^i \epsilon_t^2 = \epsilon_{t-i}^2 \text{ e } B^i \sigma_t^2 = \sigma_{t-i}^2 \text{ para qualquer } i \in Z \quad (10)$$

E $\alpha(B)$ e $\beta(B)$ são polinômios de graus r e m, respectivamente. Em especial, será usada um modelo específico da família GARCH, conforme Reboredo e Ugolini (2018), exatamente o modelo de heterocedasticidade condicional autorregressiva generalizada de Glosten–Jagannathan–Runkle (GJR-GARCH):

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{k=1}^r \beta_k \sigma_{t-k}^2 + \sum_{h=1}^m \alpha_h \epsilon_{t-h}^2 + \sum_{h=1}^m \lambda_h 1_{t-h} \epsilon_{t-h}^2 \quad (11)$$

É importante salientar que ϵ_t é uma variável estocástica com média zero e variância dinâmica. Já β e α são os parâmetros GARCH e ARCH, respectivamente, e ω é uma constante. $1_{t-h} = 1$ se $\epsilon_{t-h} < 0$ e é 0 de outra forma, de modo que λ captura efeitos assimétricos: choques negativos possuem maior impacto na variância do que choques positivos quando $\lambda < 0$ (se $\lambda = 0$, tem-se o modelo GARCH). Também é assumido que a distribuição do termo de erro ϵ_t segue, conforme Hansen's (1994), uma distribuição de densidade skewed-t com parâmetros v (graus de liberdade do parâmetro, $2 < v < \infty$) e η (o parâmetro simétrico, $-1 < \eta < 1$). Esta densidade, com isso, capta caudas pesadas e assimetrias em X_t .

3.0.2 VAR - Vetores Autorregressivos

Os modelos de vetores autorregressivos aplicados na economia são uma classe de modelos desenvolvida por Sims (1980) e que se difundiu entre macroeconomistas e possui relevância na academia e no mercado até hoje. A grande vantagem de modelos VAR é a possibilidade de se analisar as relações entre variáveis usando apenas um conjunto pequeno de restrições.

Modelos VAR buscam responder principalmente a duas perguntas:

- 1- Como a economia reage a um determinado choque?
- 2- Qual é a persistência desse choque na economia até que seus efeitos se dissipem?

Embora se possa incluir variáveis exógenas, é comum na abordagem de vetores autorregressivos tratar todas as variáveis como endógenas, o que evitar impor restrições equivocadas no modelo.

Basicamente, pode-se escrever o vetor autorregressivo na forma:

Seja $Y_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{nt})'$ um vetor (nx1) de variáveis de séries temporais. O modelo de vetores autorregressivos com p lags (VAR(p)) tem a forma:

$$Y_t = \alpha + \beta_1 Y_{t-1} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + \epsilon_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_i Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (12)$$

Em que $\beta_i \mid i \in [1, p]$ são matrizes (nxn) dos coeficientes estimados e ϵ_t um vetor (nx1) com os ruídos brancos.

Na forma matricial, considerando um VAR(1), tem-se:

$$\begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \\ y_{3t} \\ \vdots \\ y_{nt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_{10} \\ \beta_{20} \\ \beta_{30} \\ \vdots \\ \beta_{n0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \beta_{13} & \dots & \beta_{1n} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \beta_{23} & \dots & \beta_{2n} \\ \beta_{31} & \beta_{32} & \beta_{33} & \dots & \beta_{3n} \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ \beta_{n1} & \beta_{n2} & \beta_{n3} & \dots & \beta_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1t-1} \\ y_{2t-1} \\ y_{3t-1} \\ \vdots \\ y_{nt-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \\ \epsilon_{3t} \\ \vdots \\ \epsilon_{nt} \end{bmatrix}$$

Em notação utilizando operadores de defasagens, tem-se que:

$$\beta(L)Y_t = \alpha + \epsilon_t \quad (13)$$

em que

$$\beta(L) = I_n - \beta_1 L - \beta_2 L^2 - \dots - \beta_p L^p \quad (14)$$

O modelo VAR(p) é considerado covariância estacionário ⁹ desde que os autovalores de β_i tenham módulo menor do que 1. Os autovalores de β_i satisfazem a equação:

$$\det(I_n \lambda - \beta_1 - \dots - \beta_p) = 0 \quad (15)$$

e são iguais a inversa das raízes da equação característica:

$$\det(I_n - A_1 z - A_2 z^2 - \dots - A_p z^p) = 0 \quad (16)$$

Assim, a forma do VAR reduzido é estacionária se as raízes em (16) estiverem fora do ciclo unitário complexo (tenham módulo maior do que um), ou, de maneira equivalente, se os autovalores da matriz Π possuem módulo menor do que um.

$$\Pi = \begin{bmatrix} \Pi_1 & \Pi_2 & \dots & \Pi_n \\ I_n & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & \vdots \\ 0 & 0 & I_n & 0 \end{bmatrix}$$

O VAR também pode ser representado de maneira estrutural, impondo restrições que estabelecem relações contemporâneas entre as variáveis. Para uma melhor compreensão de um VAR estrutural, que não é o objetivo desta pesquisa, olhar o Apêndice A.

3.0.3 VECM - Modelos Vetorial de Correção de Erros

Embora a metodologia VAR seja usada para analisar as relações entre as variáveis, há a necessidade de verificar a estacionariedade das séries de tempo a serem inseridas no modelo. Se as variáveis são estacionárias em nível, ou seja, se forem $I(0)$, então pode-se rodar o modelo VAR normalmente. No entanto, a presença de variáveis estacionárias em primeira diferença exige que se faça testes de cointegração ¹⁰ entre as variáveis. Se houver ao menos uma relação de cointegração entre as variáveis, então a metodologia VECM é dita mais apropriada.

⁹ Um processo estocástico $X(t)$, em que $t=1,2,\dots$, é dito covariância estacionário se:

(i) $E\{X(t)\} = \mu$, constante, $\forall t$.

(ii) $Var\{X(t)\} = E\{[X(t) - \mu]^2\} = \sigma^2$, constante, $\forall t$.

(iii) A função de covariância $\gamma(\tau) = Cov(X(t), X(t + \tau)) = E\{[X(t) - \mu][X(t + \tau) - \mu]\}$, $\forall t, e \forall \tau \geq 1$, depende só de τ e não de t .

¹⁰ Análise estatística que integra relações de curto prazo com equilíbrios de longo prazo. Ver Granger (1983) ou Johansen (1995).

De acordo com Zou (2018), desde que haja relação de cointegração entre as variáveis, o modelo de correção de erros pode ser derivado do modelo de lag distribuído autorregressivo. E cada equação em um modelo VAR nada mais é do que um modelo de lag distribuído autorregressivo. Assim, também confirmado em Kazanas (2017), um modelo VEC é um modelo VAR com restrições de cointegração. Como há relação de cointegração, quando há um grande número de flutuações dinâmicas de curto-prazo, expressões VEC conseguem isolar o comportamento de longo-prazo das variáveis endógenas e ser convergente a sua relação de cointegração.

Seja então $y_t = (y_{1t}, y_{2t}, y_{3t}, \dots, y_{kt})'$ um vetor de série temporal de dimensão k , em que $t = 1, 2, \dots, T$. Então o modelo VAR pode ser descrito da seguinte maneira:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \dots + A_p y_{t-p} + u_t, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (17)$$

Através da transformação de cointegração da fórmula (17)¹¹, tem-se que:

$$\Delta y_t = \Pi y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta y_{t-1} + u_t \quad (18)$$

Em que:

$$\Pi = \sum_{i=1}^p A_i - I, \quad \Gamma_i = - \sum_{j=i+1}^p A_j \quad (19)$$

Se y_t tem relação de cointegração, então $\Pi y_{t-1} \sim I(0)$ e a fórmula (18) pode ser escrita como:

$$\Delta y_t = \alpha \beta' y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta y_{t-1} + u_t \quad (20)$$

Em que $\beta' y_{t-1} = ecm_{t-1}$ é o termo de correção de erro, que reflete as relações de equilíbrio de longo-prazo das variáveis, de maneira que a equação (20) pode ser reescrita como:

$$\Delta y_t = \alpha ecm_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta y_{t-1} + u_t \quad (21)$$

A fórmula (21) é o modelo de vetores de correção de erro (VECM), em que cada equação é um modelo de correção de erro.

¹¹ Para melhor entendimento da parametrização do modelo VAR, ver Apêndice B.

3.0.4 IRF - Função Impulso Resposta

Tanto a definição da função de impulso resposta quanto a decomposição da variância dos erros de previsão (definidas logo abaixo) serão baseados em um VAR(p), embora tenha definição e aplicação equivalente em modelos VEC. Conforme Kazanas (2017), um modelo VEC é simplesmente um modelo VAR restrito em diferenças.

A ideia da função impulso resposta é introduzir um choque de um período em uma variável independente e verificar através do modelo como esse choque aleatório no termo de erro se propaga através das diferentes variáveis do modelo.

Segundo Zivot e Wang (2006), qualquer processo VAR(p) covariância estacionário possui uma representação de Wold da forma:

$$Y_t = \mu + \epsilon_t + \Psi_1 \epsilon_{t-1} + \Psi_2 \epsilon_{t-2} \dots \quad (22)$$

Em que as matrizes Ψ_s (nxn) de médias móveis são determinadas recursivamente¹². É tentador interpretar o (i,j)-ésimo elemento, ψ_{ij}^s , da matriz Ψ_s como multiplicador dinâmico ou resposta ao impulso

$$\frac{\partial y_{i,t+s}}{\partial \epsilon_{j,t}} = \frac{\partial y_t}{\partial \epsilon_{j,t-s}} = \psi_{ij}^s, \quad i, j = 1, \dots, n \quad (23)$$

Entretanto, esta interpretação somente é possível se $var(\epsilon_t) = \Sigma$ é uma matriz diagonal em que os elementos de ϵ_t não são correlacionados. Uma maneira de fazer os erros não correlacionados está em Sims (1980) e estimar o modelo VAR(p) estrutural triangular:

$$\begin{aligned} y_{1t} &= c_1 + \gamma'_{11} Y_{t-1} + \dots + \gamma'_{1p} Y_{t-p} + \eta_{1t} \quad (24) \\ y_{2t} &= c_2 + \beta_{21} y_{1t} + \gamma'_{21} Y_{t-1} + \dots + \gamma'_{2p} Y_{t-p} + \eta_{2t} \\ y_{3t} &= c_3 + \beta_{31} y_{1t} + \beta_{32} y_{2t} + \gamma'_{31} Y_{t-1} + \dots + \gamma'_{3p} Y_{t-p} + \eta_{3t} \\ &\vdots \\ y_{nt} &= c_n + \beta_{n1} y_{1t} + \dots + \beta_{n,n-1} y_{n-1,t} + \gamma'_{n1} Y_{t-1} + \dots + \gamma'_{np} Y_{t-p} + \eta_{nt} \end{aligned}$$

¹² O melhor preditor linear, em termos de mínimo erro quadrado médio, de $Y_t + 1$ com base na informação em T é:

$$Y_{T+1|T} = c + \Pi_1 Y_t + \dots + \Pi_p Y_{t-p+1}$$

A previsão para horizontes mais longos (h-passos) pode ser obtida usando a regra da cadeia de previsão:

$$Y_{T+h|T} = c + \Pi_1 Y_{t+h-1|T} + \dots + \Pi_p Y_{t+h-p|T}, \quad \text{em que } Y_{T+j|T} = Y_{T+j} \text{ para } j \leq 0$$

Os erros de previsão de h-passos podem ser expressos como:

$$Y_{T+h} - Y_{T+h|T} = \sum_{s=0}^{h-1} \Psi_s \epsilon_{T+h-s} \text{ em que as matrizes } \Psi_s \text{ são determinadas por substituição recursiva:}$$

$$\Psi_s = \sum_{j=1}^{p-1} \Psi_{s-j} \Pi_j, \text{ com } \Psi_0 = I_n \text{ e } \Pi_j = 0 \text{ para } j > p.$$

Em forma de matriz, o modelo VAR(p) estrutural triangular pode ser definido como:

$$BY_t = c + \Gamma_1 Y_{t-1} + \Gamma_2 Y_{t-2} + \dots + \Gamma_p Y_{t-p} + \eta_t \quad (25)$$

Em que

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ -\beta_{21} & 1 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\beta_{n1} & -\beta_{n2} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

é uma matriz triangular inferior com 1's na sua diagonal. A álgebra de mínimos quadrados garantirá que a matriz de covariância estimada do vetor de erro η_t é diagonal. Os erros não correlacionados/ortogonais η_t são chamados de erros estruturais.

O modelo estrutural triangular em (24) impõe uma ordem causal recursiva:

$$y_1 \longrightarrow y_2 \longrightarrow \dots \longrightarrow y_n$$

Isso significa que os valores contemporâneos à esquerda das flechas afetam os valores contemporâneos da direita. Estes valores são capturados pelos β_{ij} na matriz **B**.

Para um VAR(p) com n variáveis há n! ordens causais recursivas possíveis. Sendo que uma vez definida a ordem recursiva, a representação Wold de Y_t com base nos erros ortogonais η_t é dada por

$$Y_t = \mu + \Theta_0 \eta_t + \Theta_1 \eta_{t-1} + \Theta_2 \eta_{t-2} \dots \quad (26)$$

Em que $\Theta_0 = B^{-1}$ é uma matriz triangular inferior. As respostas ao impulso dos choques ortogonais η_t são

$$\frac{\partial y_{i,t+s}}{\partial \eta_{j,t}} = \frac{\partial y_{i,t}}{\partial \eta_{j,t-s}} = \theta_{ij}^s, \quad i, j = 1, \dots, n; s > 0 \quad (27)$$

Em que θ_{ij}^s é o (i,h)-ésimo elemento de Θ_s . Plotar θ_{ij}^s contra s é chamado de função resposta ao impulso ortogonal de y_i em relação à η_j . Com n variáveis há n^2 funções possíveis. Na prática, a IRF ortogonal em (27) com base no VAR(p) triangular em (24) pode ser computada diretamente dos parâmetros de VAR (p) não triangular.

Primeiro, deve-se decompor a matriz de covariância dos resíduos Σ

$$\Sigma = ADA' \quad (28)$$

Em que A é uma matriz triangular inferior invertível com 1's ao longo da diagonal e D é uma matriz diagonal com elementos diagonais positivos.

Definindo os erros estruturais como:

$$\eta_t = A^{-1} \epsilon_t \quad (29)$$

Estes erros estruturais são ortogonais por construção dado que

$$\text{var}(\eta_t) = A^{-1}\Sigma A^{-1'} = A^{-1}ADA'A^{-1'} = D \quad (30)$$

Finalmente, reescrevendo a representação de Wold em (23):

$$\begin{aligned} Y_t &= \mu + AA^{-1}\epsilon_t + \Psi_1 AA^{-1}\epsilon_{t-1} + \Psi_2 AA^{-1}\epsilon_{t-2} + \dots \\ &= \mu + \Theta_0\eta_t + \Theta_1\eta_{t-1} + \Theta_2\eta_{t-2} + \dots \quad (31) \end{aligned}$$

Em que $\Theta_j = \Psi_j A$. Note que a matriz estrutural \mathbf{B} em (25) é igual a A^{-1} .

Sendo assim, pode-se analisar a função impulso resposta de maneira mais simplificada se os termos erro (ϵ_t) não são correlacionados, ou o analisando utilizando um VAR estrutural.

3.0.5 FEVD - Decomposição da variância do erro de previsão

Como já mencionado anteriormente, a decomposição da variância do erro de previsão tem como objetivo responder qual porção da variância do erro de previsão de $y_{i,T+h}$ é devido ao choque n_j .

Conforme Zivot e Wang (2006), dado o vetor de choques ortogonais n_t , o vetor de erro de previsão h-passos à frente, com coeficientes do VAR conhecidos, pode ser expresso como:

$$Y_{T+h} - Y_{T+h|T} = \sum_{s=0}^{h-1} \Theta_s \eta_{T+h-s} \quad (32)$$

Em que Y_{T+h} e $Y_{T+h|T}$ correspondem ao valor de Y h-passos a frente e a previsão, condicionada às informações em T, de Y h-passos a frente, respectivamente. Para uma variável em particular $y_{i,T+h}$, este erro de previsão tem a seguinte forma:

$$y_{i,T+h} - y_{i,T+h|T} = \sum_{s=0}^{h-1} \theta_{i,1}^s \eta_{1,T+h-s} + \dots + \sum_{s=0}^{h-1} \theta_{i,n}^s \eta_{n,T+h-s} \quad (33)$$

Dado que os erros estruturais são ortogonais, a variância do erro de previsão de h-passos pode ser escrito como:

$$\text{var}(y_{i,T+h} - y_{i,T+h|T}) = \sigma_{\eta_1}^2 \sum_{s=0}^{h-1} (\theta_{i,1}^s)^2 + \dots + \sigma_{\eta_n}^2 \sum_{s=0}^{h-1} (\theta_{i,n}^s)^2 \quad (34)$$

Em que $\sigma_{\eta_j}^2 = \text{var}(\eta_{jt})$. Assim, a porção de $\text{var}(y_{i,T+h} - y_{i,T+h|T})$ devido ao choque η_j é dado por:

$$FEVD_{i,j}(h) = \frac{\sigma_{\eta_j}^2 \sum_{s=0}^{h-1} (\theta_{i,j}^s)^2}{\sigma_{\eta_1}^2 \sum_{s=0}^{h-1} (\theta_{i,1}^s)^2 + \dots + \sigma_{\eta_n}^2 \sum_{s=0}^{h-1} (\theta_{i,n}^s)^2} \quad (35)$$

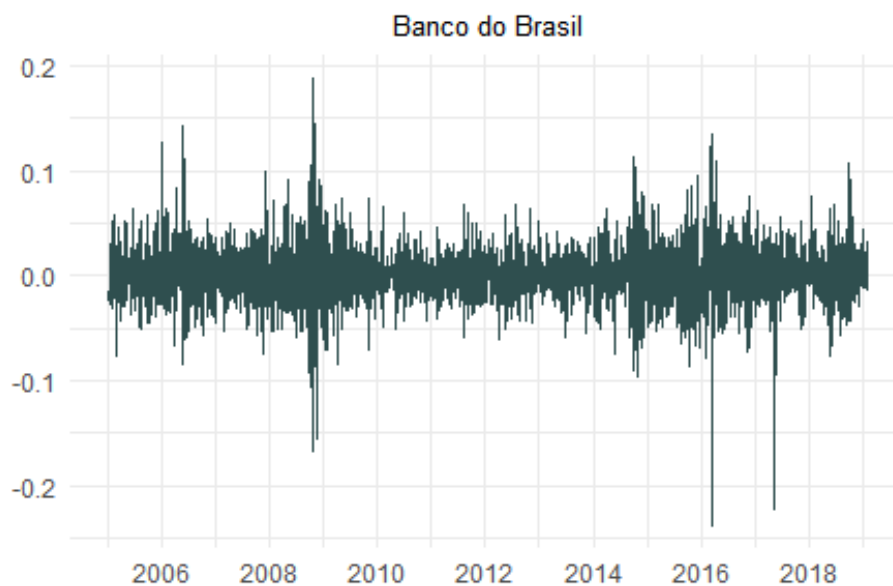
4 DESCRIÇÃO DOS DADOS

Os dados foram captados de diferentes bancos de dados: SGS - Banco Central, IPEADATA, SIDRA - IBGE, Bloomberg. Em alguns casos os dados foram transformados para melhor aplicação ao modelo. A frequência é mensal, correspondendo ao intervalo de tempo entre Fevereiro de 2005 e Janeiro de 2019, o que contabiliza 168 observações.

4.1 Medidas de Risco

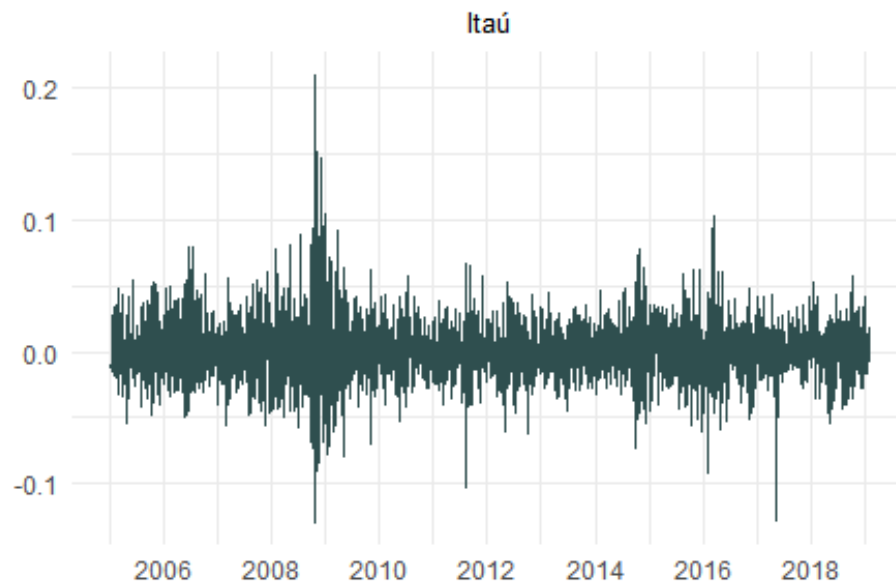
Foram escolhidas duas variáveis de risco de modo a gerar robustez na análise dos modelos, ajudando a captar o máximo de relações possíveis entre as variáveis macro com o risco das instituições. Assim, tem-se duas medidas: o cálculo do *Value-at-Risk (VaR)* mensal e a coleta do Beta Ajustado mensal. No presente trabalho, a metodologia utilizada para estimar o *Value-at-Risk (VaR)* foi coletar os retornos diários das ações de três grandes bancos atuando no país (Banco do Brasil - BBAS3 Equity / Bradesco - BBDC4 Equity / Itaú - ITUB4 Equity) e de um Índice composto por ações do setor financeiro listado na B3 (IFNCBV Index), diretamente do portal Bloomberg. Ademais, a coleta dos Betas mensais também foi realizada pelo mesmo portal.

Figura 6 - Série histórica diária



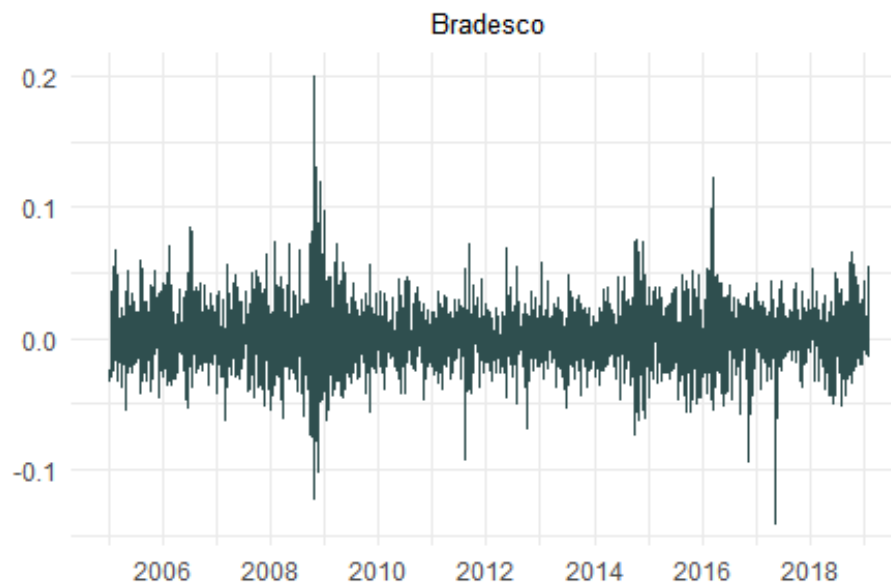
Fonte: O autor, 2019.

Figura 7 - Série histórica diária



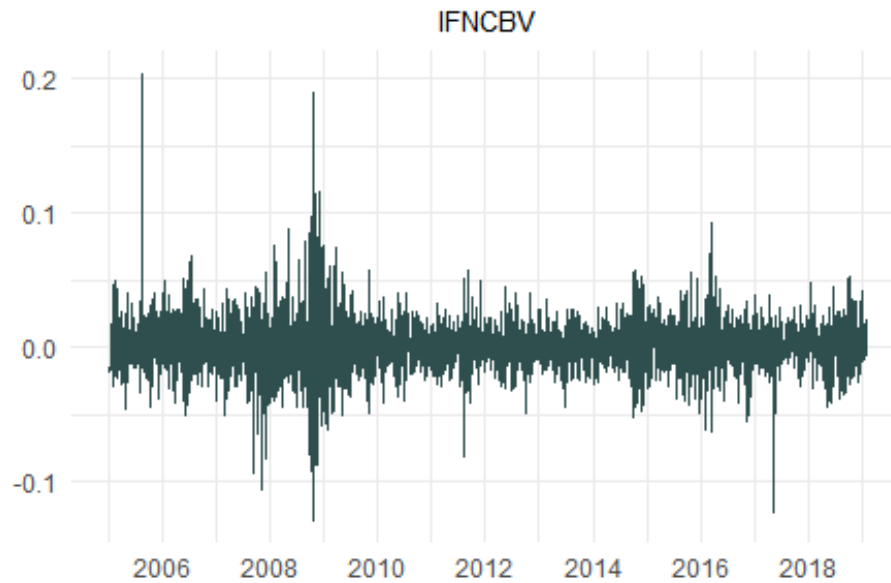
Fonte: O autor, 2019.

Figura 8 - Série histórica diária



Fonte: O autor, 2019.

Figura 9 - Série histórica diária



Fonte: O autor, 2019.

O resumo das estatísticas dos retornos logarítmicos das quatro séries segue abaixo na Tabela 3. É importante salientar que os cálculos dos retornos foram feitos com os preços de fechamento dos três bancos e do índice IFNCBV, que compõe firmas do setor financeiro.

As médias das séries foram iguais, aproximando para 3 casas decimais. O valor de 0.001 é um valor muito próximo de zero, o que normalmente se verifica nos retornos de ações das empresas no mercado. Já a mediana ficou em zero para os bancos, enquanto o índice financeiro apresentou uma mediana de 0.001.

Os valores de máximo e mínimo também ficaram muito próximos, porém vale destacar o comportamento um pouco diferente das ações BBAS3, referente ao Banco do Brasil. O valor máximo ficou abaixo de 0.2, ao contrário das outras séries, enquanto o valor mínimo atingiu valores abaixo de -0.2, o que não acontece com os outros casos. O desvio padrão ficou dentro de valores normais, próximos de 0.02 para todos os casos.

Outro comportamento diferente da série de retornos do Banco do Brasil em comparação com as séries restantes é o valor negativo da assimetria, de -0.068, indicando que valores mais altos são mais frequentes, mas com a longa cauda esquerda puxando a média para à esquerda.

Tabela 3 - Estatísticas descritivas dos retornos

	Banco do Brasil	Itaú	Bradesco	IFNCBV
Média	0,001	0,001	0,001	0,001
Mediana	0,000	0,000	0,000	0,001
Máx	0,188	0,210	0,200	0,203
Min	-0,238	-0,129	-0,141	-0,128
Desvio Padrão	0,026	0,022	0,021	0,020
Curtose	9,328	9,353	8,181	12,286
Assimetria	-0,068	0,432	0,350	0,484
Jarque-Bera	6.132,045 (0,000)	6.291,365 (0,000)	4.182,516 (0,000)	12.625,438 (0,000)
ARCH-LM	446,431 (0,000)	814,336 (0,000)	606,002 (0,000)	524,931 (0,000)

Notas: Os valores entre parênteses se referem ao p-valor. Valores menores do que 0.05 significam rejeição da hipótese nula com um nível de confiança de 95%.
Fonte: O autor, 2019.

4.1.1 VaR - Value-at-Risk

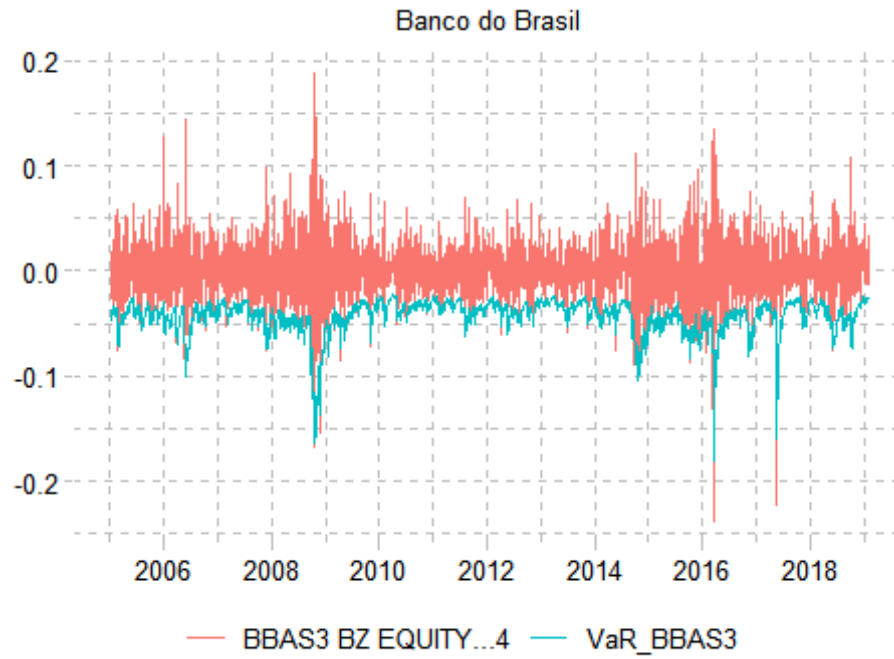
Conforme já salientado anteriormente, o *Value-at-Risk* (*VaR*) pode ser definida como o valor, dado um horizonte temporal e um nível de confiança α , na qual a probabilidade de se gerar perdas maiores do que o VaR é igual a $1 - \alpha$. A metodologia de cálculo desta medida foi apresentada no tópico anterior e os gráficos abaixo representam o VaR diário ¹³ calculado em comparação com os retornos das séries.

4.1.2 Índice Beta

O índice beta é um indicador financeiro de risco de ativos financeiros, que mede a sensibilidade de um ativo em relação ao comportamento de uma carteira que seja utilizada

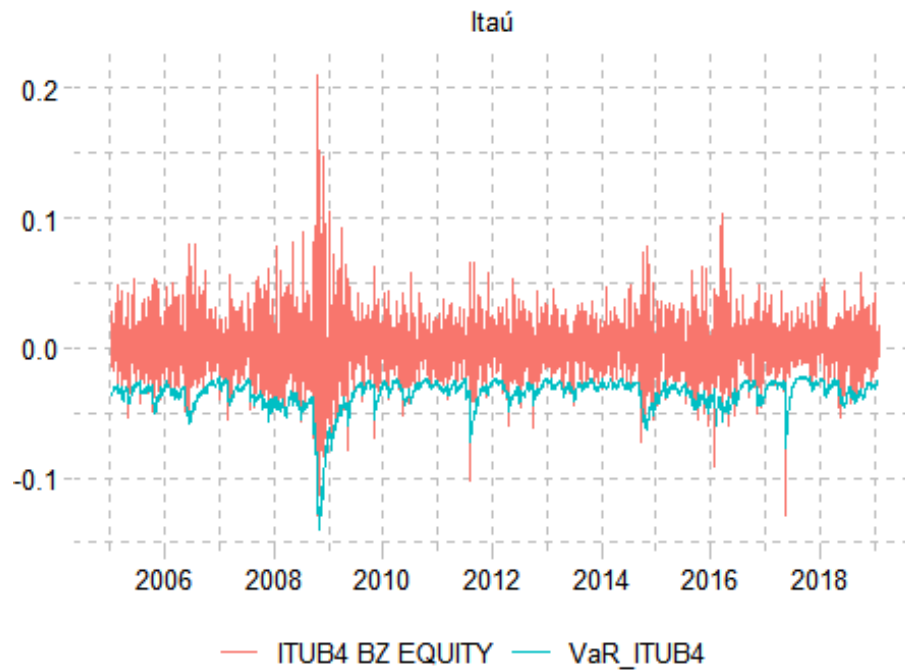
¹³ A partir do VaR diário, foi feita a média aritmética simples do mês de modo a obter a série mensal do VaR.

Figura 10 - Série histórica



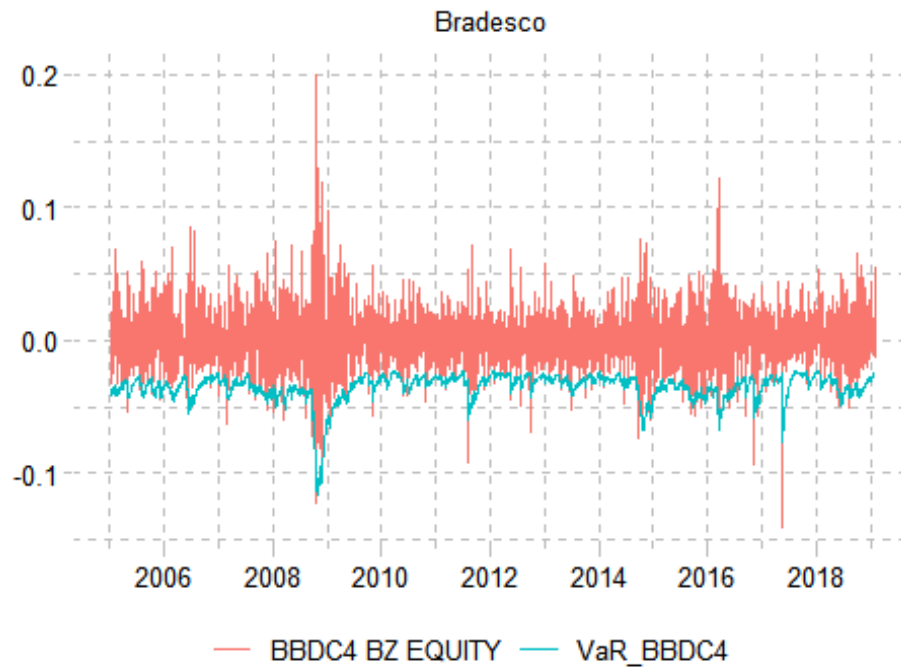
Fonte: O autor, 2019.

Figura 11 - Série histórica



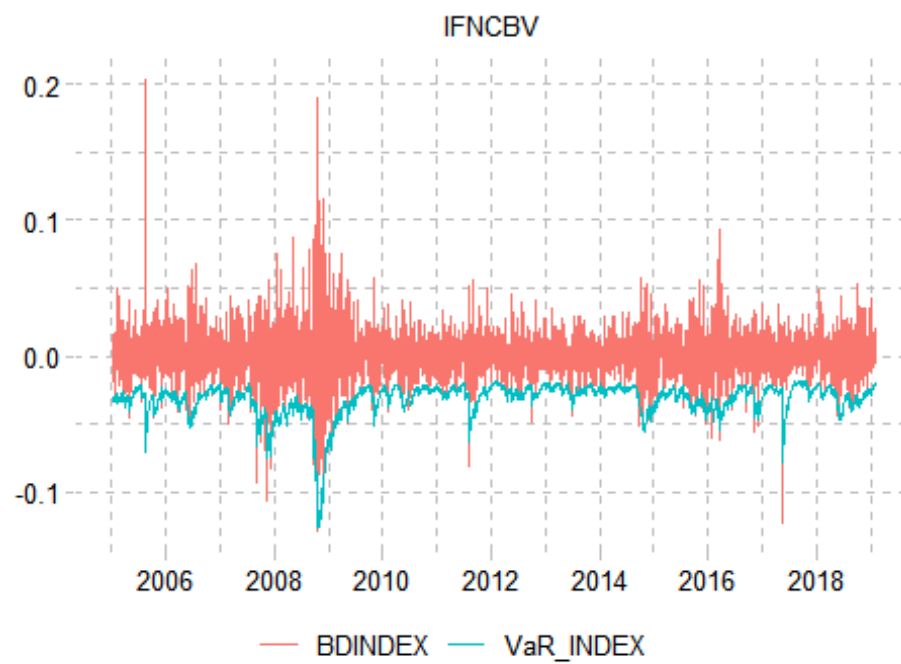
Fonte: O autor, 2019.

Figura 12 - Série histórica



Fonte: O autor, 2019.

Figura 13 - Série histórica



Fonte: O autor, 2019.

como referência das oscilações do mercado. O índice é derivado do modelo CAPM (Capital Asset Pricing Model), que em sua especificação mais simples prevê que a taxa de retorno esperada de um ativo seria igual a taxa de retorno livre de risco mais um prêmio pelo risco. Esse prêmio de risco, dado pelo retorno acima da taxa de juros sem risco, é proporcional ao risco não diversificável, medido pela divisão da covariância entre os retornos de um ativo e o do mercado, dividida pela variância dos retornos do mercado. Algebricamente, o modelo é representado da seguinte maneira:

$$R_i = R_f + \beta(R_m - R_f) \quad (36)$$

Em que:

R_i = Retorno do ativo i

R_f = Taxa de retorno de títulos livre de risco

R_m = Retorno da carteira de mercado

β = Medida de sensibilidade que identifica o risco sistemático do ativo em comparação ao mercado = $\frac{\sigma_{(R_i, R_m)}}{\sigma_{(R_m)}^2}$

A literatura, basicamente, representa o índice da seguinte maneira:

$\beta > 1$: O ativo possui oscilações maiores e diretamente proporcionais ao mercado, portanto, é considerado mais arriscado.

$\beta < 1$: O ativo possui oscilações menores e inversamente proporcionais ao mercado, portanto, é considerado menos arriscado.

$\beta = 1$: O ativo acompanha perfeitamente o comportamento do mercado.

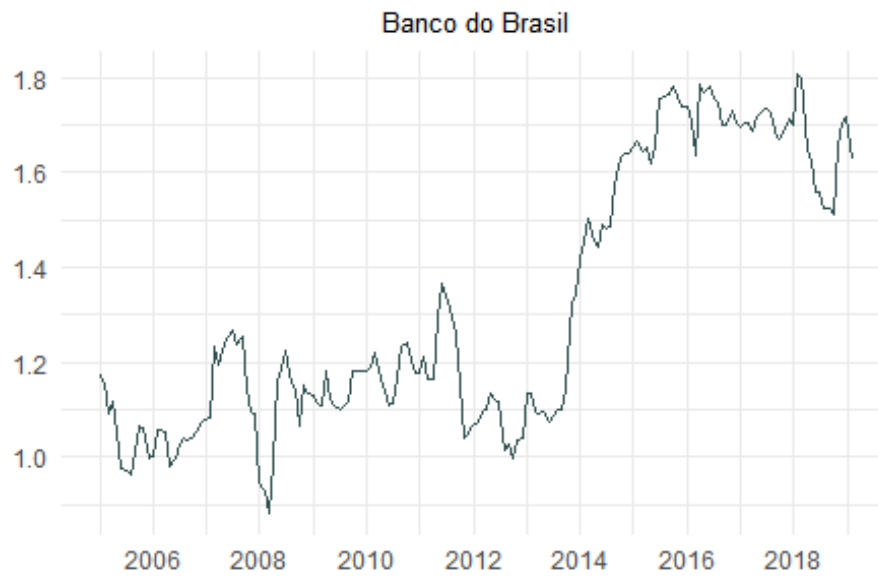
O índice Beta foi captado diretamente da Bloomberg e corresponde ao Beta Ajustado a partir do Beta estimado pela regressão da equação mencionada acima, seguindo a seguinte definição:

$$\beta_{adj} = \frac{2}{3}\beta_{est} + \frac{1}{3} \cong 0.67\beta_{est} + 0.33 \quad (37)$$

Segundo Tamara et al. (2017), a fórmula de ajuste da Bloomberg reduz os Betas que excedam o valor de 1 e aumenta os Betas abaixo de 1. Esse ajuste é baseado na observação de Blume (1975), em que é visto uma tendência de Betas convergirem para um ao longo do tempo. Tal evidência sugere que há uma tendência considerável que os Betas regridam ao longo do tempo, isto é, empresas que apresentam riscos elevados tendem a apresentar riscos menores com o passar do tempo.

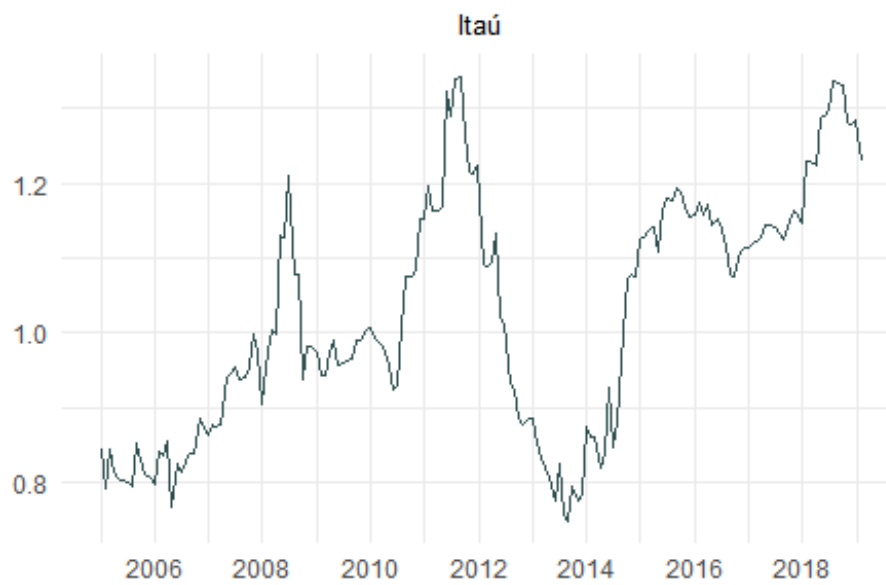
A série histórica dos Betas Ajustados dos três bancos e do índice financeiro IFNCBV está representada a seguir:

Figura 14 - Série histórica



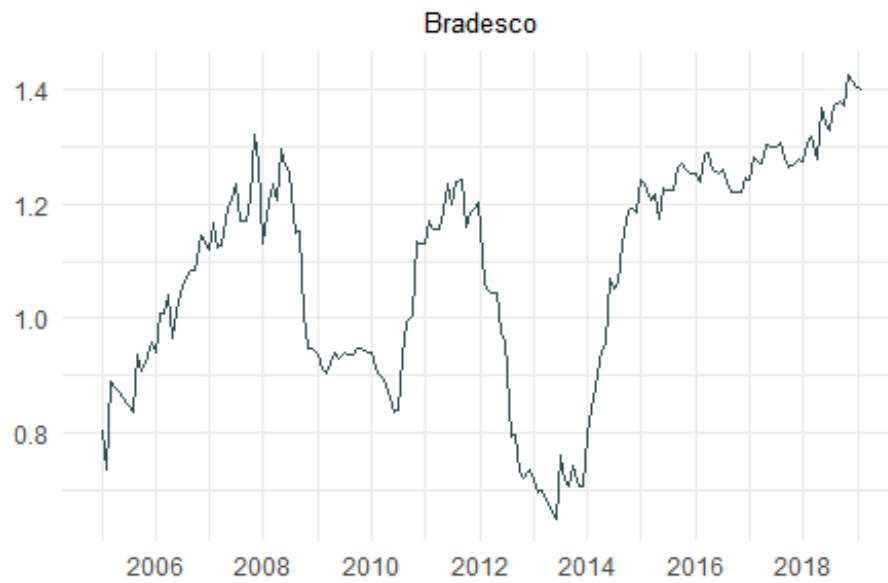
Fonte: O autor, 2019.

Figura 15 - Série histórica



Fonte: O autor, 2019.

Figura 16 - Série histórica



Fonte: O autor, 2019.

Figura 17 - Série histórica



Fonte: O autor, 2019.

4.2 PIB

O PIB, representa o valor monetário agregado de todos os bens e produtos finais produzidos por uma determinada região em um determinado período. A variável do modelo, na realidade, corresponde a variação do Índice de Atividade Econômica do Banco Central (IBC-Br), com ajuste sazonal. O IBC-Br é calculado pelo Banco Central e se mostra uma boa medida da atividade econômica com periodicidade mensal. Os dados também foram coletados do sistema gerenciador de séries temporais (SGS) do Banco Central e a variação percentual, elaborada pelo autor.

Figura 18 - IBC-Br



Fonte: O autor, 2019.

4.3 Taxa de Juros

A taxa de juros utilizada foi coletada das séries temporais do Banco Central, correspondente ao valor anualizado da Selic acumulada no mês. Conforme o próprio Banco Central, a Selic corresponde a taxa média ajustada dos financiamentos diários apurados no Sistema Especial de Liquidação e Custódia (Selic) para títulos federais. Esta taxa é a principal ferramenta de política monetária, utilizada no Brasil pela autoridade monetária, para alcançar as metas de taxa de juros estipuladas nas reuniões do Comitê de Política Monetária (COPOM).

Observações retiradas do sistema gerenciador de séries temporais do Banco Central.

Figura 19 - SELIC



Fonte: O autor, 2019.

Será feito um possível estudo da estimação da taxa de juros de modo a captar melhor o efeito dessa variável no risco sistêmico do setor bancário. Isso porque os bancos, ao realizar suas operações, apesar de olharem para a taxa básica de juros, está interessado também na taxa de juros real da economia.

A taxa de juros real pode ser obtida através do desconto da taxa de juros Selic anualizada a expectativa de inflação para os próximos 12 meses. Conforme a aproximação da equação de Fischer:

$$(1 + i) = (1 + r)(1 + \pi) \Rightarrow i \simeq r + \pi \Rightarrow r \simeq i - \pi$$

Em que i é a taxa de juros nominal, r a taxa de juros real e π a expectativa de inflação.

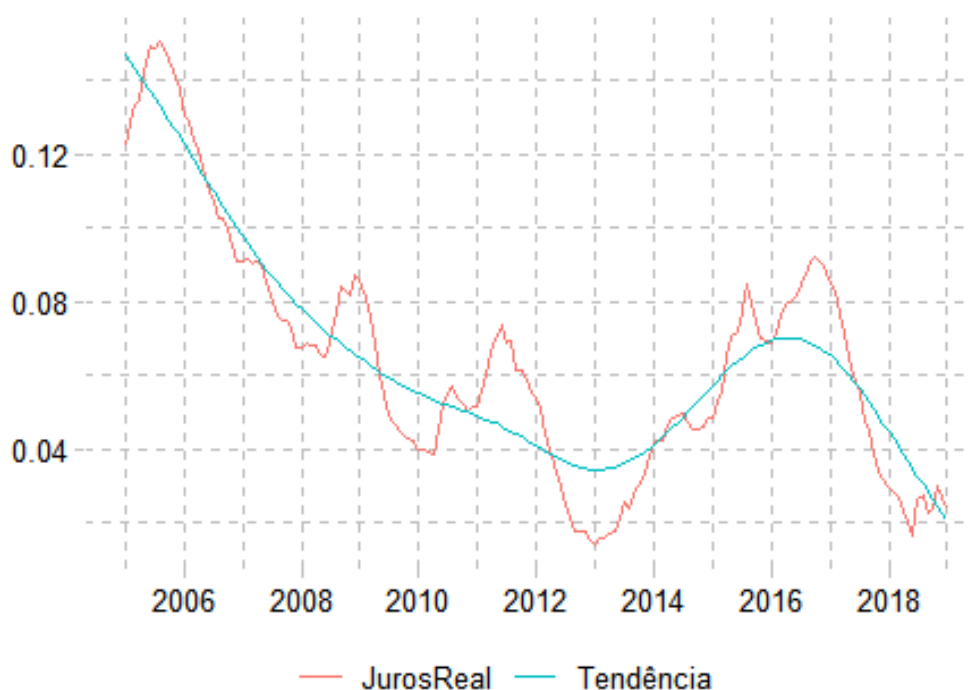
A proposta para este trabalho é tentar verificar como um possível *gap* ou descolamento da taxa de juros real do seu valor eficiente, que os bancos podem estimar, afetam no comportamento desses frente ao risco. Para isso, será necessário estimar um componente que será chamado da taxa de juros natural (ou eficiente) da economia. Ela representa a taxa de juros de equilíbrio de longo prazo.

É possível fazer este tipo de análise usando a Regra de Taylor, por exemplo, que relaciona a taxa nominal de juros como uma função da taxa de inflação, de uma taxa de juros real de equilíbrio e uma soma ponderada entre o desvio da meta de inflação e do

PIB potencial. Outra maneira de se fazer isso é utilizar filtros estatísticos, como o Filtro Hodrick–Prescott (Filtro HP) e o Filtro de Kalman.

Optou-se, portanto, em aplicar o filtro HP (com base em ideias semelhantes de Garnier e Wilhelmsen (2005), Araújo e Silva (2014) e Ramos (2016)) na série de taxa de juros real de modo a extrair a componente de tendência, que pode ser considerada a taxa de juros natural da economia.

Figura 20 - Filtro HP - Juros Real

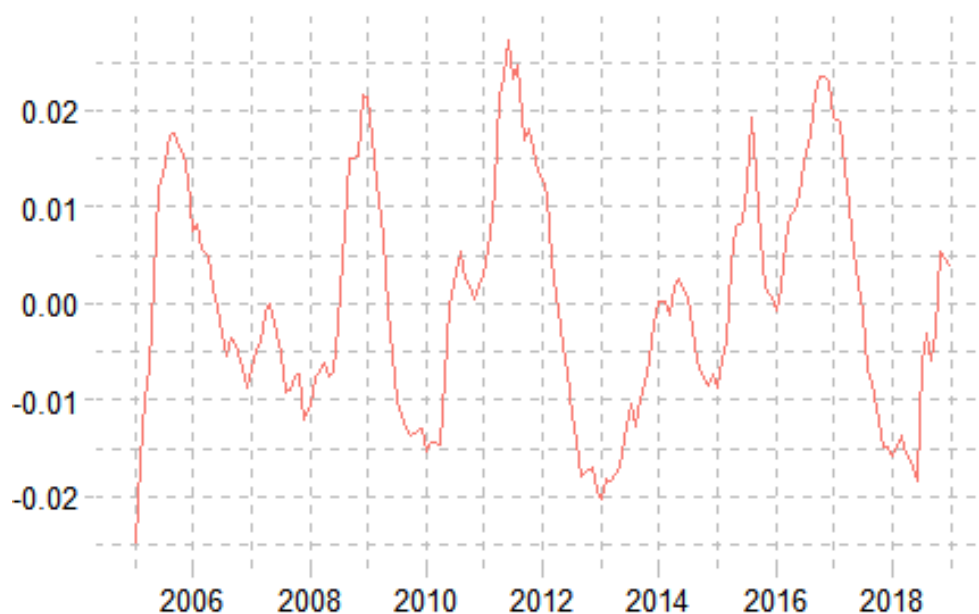


Fonte: O autor, 2019.

Com a aplicação do filtro, é extraída a componente de tendência, caracterizada como a taxa de juros natural da economia (eficiente). A diferença entre a taxa de juros real e a taxa de juros eficiente configura o *gap* da taxa de juros. A intuição por trás dessa medida é que quando a taxa de juros na economia está abaixo da taxa dita eficiente, então as instituições financeiras possuem incentivos a assumirem maiores riscos.¹⁴ Os desvios da taxa de juros (*gap*) podem ser vistos no gráfico abaixo:

¹⁴ Para maiores informações sobre a aplicação do Filtro HP, ver Apêndice C.

Figura 21 - Desvios da Taxa de Juros Real



Fonte: O autor, 2019.

4.4 Inflação

Os dados referentes à medida da taxa de inflação são do IPCA (Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo), índice oficial do Governo Federal para a estipulação das metas inflacionárias. O IPCA, calculado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), tem por objetivo medir a inflação de um conjunto de produtos e serviços comercializados no varejo, de acordo com o consumo das famílias com rendimentos mensais compreendidos entre 1 e 40 salários-mínimos.

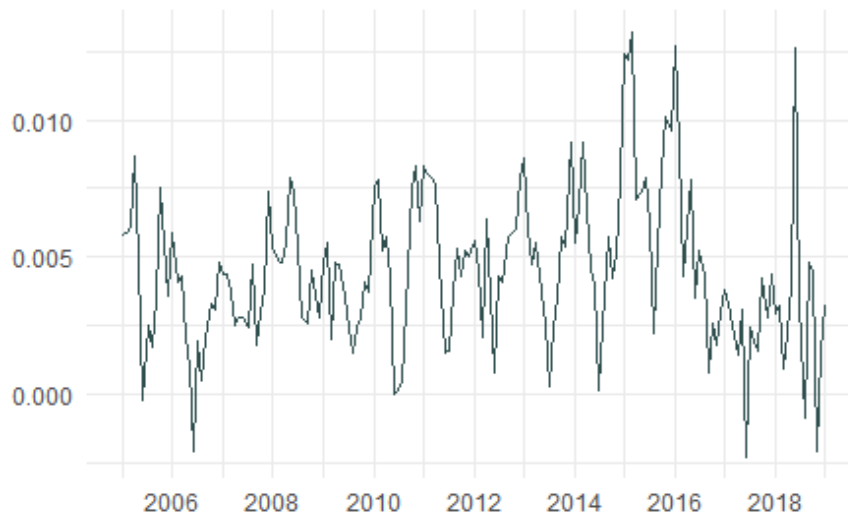
Observações retiradas do sistema IBGE de recuperação automática (SIDRA).

4.5 Taxa de Câmbio

Como referência para a taxa de câmbio, foi utilizada o Índice da taxa de câmbio real efetiva (IPCA) com base 100 em Junho de 1994. Os dados foram retirados do banco de dados de séries temporais do Banco Central.

A taxa de câmbio pode ser definida como uma relação entre as moedas de dois países e está intimamente relacionada as condições de troca dos mesmos. A taxa de câmbio real (E) é a taxa de câmbio ajustada aos preços internacionais e preços domésticos, que avalia o fluxo comercial entre países, podendo ser definida da seguinte maneira:

Figura 22 - IPCA



Fonte: O autor, 2019.

$$E = \frac{eP^*}{P} \quad (38)$$

Em que P^* é o nível de preços internacionais, P é o nível de preços domésticos, e corresponde a taxa de câmbio nominal. Já a taxa de câmbio real efetiva, segundo as próprias palavras do Banco Central, aprimora a análise por efetuar o cálculo da taxa de câmbio real em relação a um conjunto de países e moedas (uma cesta de países e moedas), em geral escolhidos conforme sua importância no comércio exterior, em vez de realizar o cálculo restrito a uma única relação bilateral.

4.6 Crédito

Como uma das variáveis macroeconômicas relevantes ao estudo no âmbito bancário, faz-se necessário avaliar uma medida de crédito, obtida através do cálculo real (também alterado pelo IPCA) do estoque de crédito no país. Segundo a FEBRABAN (Federação Brasileira dos Bancos), parte do estoque corresponde aos recursos livres, isto é, empréstimos cujas taxas de juros são livremente estabelecidas pelos tomadores de crédito e as instituições financeiras. O restante corresponde as operações com recursos direcionados, definidos por normas governamentais.

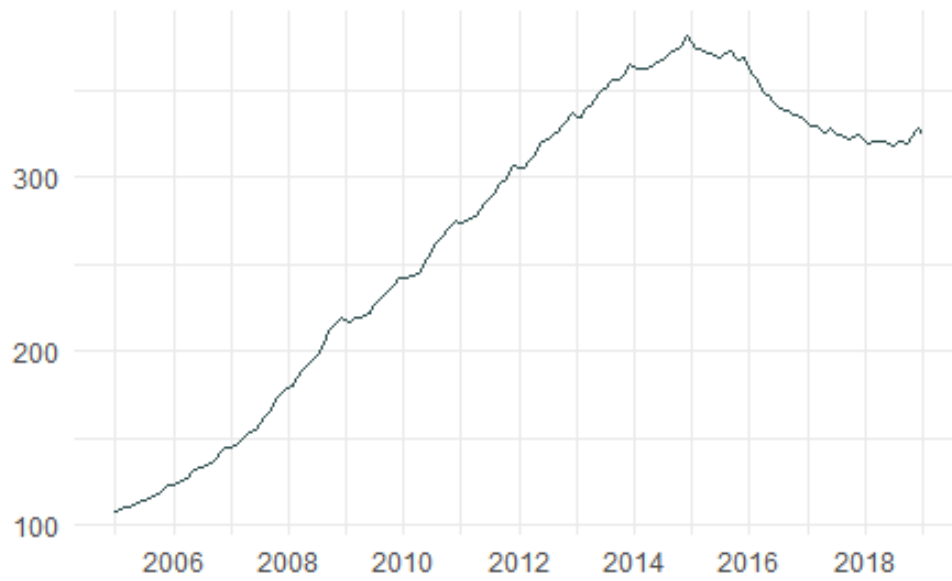
Cabe ressaltar também que ambas as parcelas incluem operações tanto do setor público quanto do setor privado, sendo coletados através das séries temporais do Banco Central (SGS-BC).

Figura 23 - Taxa de Câmbio Real Efetiva



Fonte: O autor, 2019.

Figura 24 - Estoque de Crédito Real (x 10.000 R\$ Milhões)



Fonte: O autor, 2019.

4.6.1 Resumo das estatísticas

4.6.1.1 Séries temporais

As estatísticas descritivas das séries temporais com os dados coletados se encontram na Tabela 4. Faz-se importante alertar que as estatísticas dos índices Betas, do Taxa de Câmbio, PIB e estoque de crédito já estão em primeira diferença logarítmica. Esse tratamento no dado foi dado já na visualização do gráfico dos Betas e com testes estatísticos a serem evidenciados a frente sobre a não estacionariedade das séries. A diferença logarítmica é uma boa forma de tratar os dados que equivale aproximadamente à variação percentual da variável.

Ademais, a escolha de apenas três bancos para a análise dos modelos se deu pela falta de informações mais antigas das outras instituições. Sendo assim, o autor lidou com o trade-off entre a inclusão de novos bancos e a diminuição do número de observações da base de dados. Sendo assim, optou-se por selecionar os três maiores bancos do setor, o que traz boa parte do comportamento bancário no Brasil, e a inclusão do índice IFNCBV, que traz uma informação mais abrangente que inclui outros grandes bancos do setor bancário brasileiro. Assim, tentando captar o máximo de informações das variáveis mensais disponíveis, foi possível obter um conjunto de 168 observações mensais, correspondidas entre fevereiro de 2005 e janeiro de 2019.

Com base nos Betas determinados, a análise gráfica apresentada anteriormente mostra um comportamento interessante também do Banco do Brasil, que apresenta um Beta muito mais agressivo que os outros bancos e o índice financeiro. O valor chega muito próximo de 2. No entanto, as características da variação percentual das séries é muito semelhante com os Betas dos outros bancos. Cabe ressaltar no entanto o valor elevado para o índice IFNCBV, que apresentou valores máximos e mínimos das variações muito próximos a 100%. Esses valores foram checados, ocorreram em 2005, e estão dentro da normalidade, uma vez que são valores muito próximos a zero e uma variação um pouco mais elevada já se torna significativa. Como possível consequência desses valores extremos, o desvio padrão também ficou um pouco mais elevado, indicando apenas que os valores estão mais afastados da média.

As variáveis macroeconômicas tiveram médias muito próximas de 0. Destaca-se a média do Câmbio Real como a única variável macroeconômica a apresentar uma média negativa de -0.001. Também foi nesta série que teve os casos com maiores variações máximas e mínimas, respectivamente, 13,5% e - 9,0%. A curtose de 5,032, juntamente com a curtose referente ao PIB, de 6,190, indica caudas mais gordas. Enquanto que as outras séries apresentaram caudas um pouco mais finas, sendo a série do Crédito apresentando uma distribuição normal de acordo com o p-valor de 0.569 do Teste de Jarque-Bera.

Tabela 4 - Estatísticas Descritivas

	Beta - BB	Beta - Itaú	Beta - Bradesco	Beta - IFNCBV	IPCA	GAP (juros)	Câmbio Real	PIB	Crédito
Média	0,002	0,003	0,004	-0,001	0,004	0,000	-0,001	0,001	0,007
Mediana	0,001	0,000	0,000	0,000	0,004	-0,001	-0,002	0,002	0,007
Máximo	0,157	0,125	0,193	0,992	0,013	0,027	0,135	0,031	0,034
Mínimo	-0,146	-0,140	-0,195	-0,847	-0,002	-0,020	-0,090	-0,032	-0,019
Desvio Padrão	0,042	0,041	0,047	0,175	0,003	0,012	0,032	0,008	0,010
Curtose	5,508	5,000	7,077	16,596	3,845	2,150	5,032	6,190	2,602
Assimetria	0,364	-0,031	0,143	-0,055	0,528	0,341	0,771	-0,715	-0,027
Jarque-Bera	47,757 (0,000)	28,017 (0,000)	116,918 (0,000)	1.294,094 (0,000)	12,791 (0,002)	8,313 (0,016)	45,561 (0,000)	85,537 (0,000)	1,128 (0,569)
Observações	168	168	168	168	168	168	168	168	168

Nota: Os valores entre parênteses se referem ao p-valor. Valores menores do que 0.05 significam rejeição da hipótese nula com um nível de confiança de 95%.
 Fonte: O autor, 2019.

5 RESULTADOS

5.1 ARMA-GARCH

Para o cálculo do *Value-at-Risk* a um nível de 95% de intervalo de confiança, foram utilizados processos ARMA-GARCH de modo a extrair a média condicional e a volatilidade condicional das séries de retornos logarítmicos das ações e do índice financeiro. A Tabela 5 apresenta os resultados encontrados nos ajustes dos melhores modelos para modelar as medidas.

Para a estimação do modelo ARMA-GARCH das séries, o modelo mais adequado foi determinado respondendo a alguns requisitos: simplicidade e características do modelo, critérios AIC (Akaike information criterion) e BIC (Schwarz Bayesian information criterion) para a parte autorregressiva do modelo; por fim, levando em consideração os resíduos bem ajustados do modelo.

Foram feitos testes com diferentes modelos da família GARCH e o modelo escolhido com base nos critérios acima foram:

Tabela 5 - Resultados modelos GARCH

Série	Média Condicional	Variância Condicional
Banco do Brasil	ARMA (1,0)	GJR-GARCH (1,1)
Itaú	ARMA (0,0)	GJR-GARCH (1,1)
Bradesco	ARMA (0,0)	GJR-GARCH (1,1)
IFNCBV	ARMA (2,1)	GJR-GARCH (1,1)

Fonte: O autor, 2019.

Os resultados dos modelos estimados para cada banco se encontram na Tabela 6. É possível verificar que as somas dos parâmetros α_1 (ARCH) com os parâmetros β_1 (GARCH) são equivalentes respectivamente a 0.941, 0.946, 0.958 e 0.943, portanto menores do que um. Isso indica que os modelos estimados possuem memória curta, o que determina uma curta persistência de choques de volatilidade nas séries financeiras. O p-valor calculado acima de 0.05 do teste de Ljung Box (tanto para os resíduos quanto para os resíduos ao quadrado), para todos os quatro modelos, indicam aceitação da hipótese nula caracterizada pela ausência de autocorrelação serial. Já a curtose (Shape) próxima de 7 em todos os processos indica caudas gordas (ou leptocúrticas) na distribuição, típico de séries financeiras. A vantagem de calcular o VaR estimando este tipo de modelo é a capacidade de capturar essas observações mais longes da média. Também característico

desse tipo de série, há presença de um efeito ARCH nas séries utilizando 20 lags.

Tabela 6 - ARMA/GJR-GARCH - Estimação dos parâmetros

	Banco do Brasil	Itaú	Bradesco	IFNCBV
Média				
μ_0	0,001* (2,340)	0,001* (2,109)	0,001* (2,363)	0,001* (3,263)
ϕ_1	0,043* (2,524)			0,691* (5,662)
ϕ_2				-0,055* (-3,227)
φ_1				-0,662* (-5,453)
Variância				
ω	0,000* (4,045)	0,000* (6,974)	0,000 * (5,201)	0,000* (3,119)
α_1	0,066* (4,950)	0,027* (5,835)	0,034* (6,043)	0,027* (9,185)
β_1	0,875* (52,149)	0,919* (134,038)	0,924* (128,158)	0,916* (118,461)
λ_1	0,072* (3,720)	0,069* (4,452)	0,048* (3,375)	0,076* (5,315)
Skew	1,048* (47,013)	1,044* (47,786)	1,040* (47,105)	1,028* (41,847)
Shape	7,264* (8,592)	6,902* (9,269)	7,285* (9,320)	7,494* (9,416)
logLik	8.593,759	9.318,994	9.301,813	9.242,663
L-B	12,425 [0,901]	19,999 [0,458]	19,706 [0,476]	24,136 [0,236]
L-B(2)	9,774 [0,972]	15,894 [0,723]	7,718 [0,994]	4,372 [0,999]
ARCH	9,712 [0,973]	15,762 [0,731]	7,907 [0,992]	4,396 [0,999]

Notas: Os valores entre parênteses se referem ao p-valor. Valores menores do que 0.05 significam rejeição da hipótese nula com um nível de confiança de 95%. L-B (2) se refere ao teste de Ljung-Box aplicado aos resíduos elevado ao quadrado.

Fonte: O autor, 2019.

Antes de rodar os modelos VAR e VEC, faz-se necessário adotar algumas medidas de modo a obter boas estimativas dos parâmetros e estabilidade nos modelos de vetores autorregressivos e de correção de erros. Em um primeiro momento, após análise das séries de dados, optou-se por verificar a existência de quebras estruturais e estacionariedade das séries.

5.2 Teste de Zivot e Andrews

O teste de Zivot e Andrews, conforme Waheed (2006), busca identificar endogenamente o ponto de maior quebra estrutural significativa na série de tempo examinada. Além do teste de estacionariedade das séries para rodar modelos utilizando séries temporais, a verificação de possíveis quebras estruturais se torna fundamental uma vez que:

”Structural change is pervasive in economic time series relationships, and it can be quite perilous to ignore. Inferences about economic relationships can go astray, forecasts can be inaccurate, and policy recommendations can be misleading or worse.”(Hansen, 2001, p. 127)

Os resultados do teste, com os gráficos das estatísticas e as linhas de quebra, podem ser visualizados no Anexo A ¹⁵. O teste identificou quebras estruturais nas séries da taxa de câmbio real efetiva, do índice IBC-Br (PIB) e do estoque real de crédito:

Câmbio - a quebra foi identificada no mês de setembro de 2015. Nessa época, a Standard & Poor’s retirou o grau de investimento do Brasil, rebaixando a nota de ‘*BBB-*’ para ‘*BB+*’. Com a queda, os ativos brasileiros sofreram uma forte onda de liquidação, levando o dólar a disparar e a forte desvalorização do real.

PIB - a quebra foi identificada no mês de dezembro de 2016. Em sua pior recessão da história, o Brasil viu sua economia retrair pelo segundo ano seguido, fechando o ano de 2016 com uma queda de mais de 3%, sendo que nos últimos três meses do ano, a queda registrada foi de 0,9%.

Crédito - a quebra foi identificada no mês de dezembro de 2014. Nesse mês, houve uma quebra de tendência de alta que vinha antes mesmo da crise de 2008. Em 2014, o mercado de crédito teve o registro de sua menor expansão desde 2007, fechando o estoque em 3,02 trilhões de reais.

¹⁵ Para mais informações sobre o teste de Zivot e Andrews, ver Waheed (2006).

5.3 Testes de Estacionariedade

Uma série é dita estacionária quando sua média e variância são constantes ao longo do tempo, assim como também quando o valor da covariância entre dois períodos de tempo depende apenas da distância, ou defasagem, entre os dois períodos de tempo e não do tempo em que a covariância é calculada.

O primeiro critério de seleção dos testes foi utilizar apenas o teste ADF, o mais utilizado na literatura, para averiguar a presença de estacionariedade. Os resultados dos testes mostraram que a variável de risco Value-at-Risk do Banco do Brasil, todos os Betas e as variáveis macroeconômicas referentes ao Câmbio, ao PIB e ao crédito eram não estacionárias em nível.

Tabela 7 - Teste ADF

	VaR - Banco do Brasil	Beta Banco do Brasil	Beta Itaú	Beta Bradesco
ADF	-3,175 (0,094)	-1,807 (0,657)	-2,596 (0,328)	-2,452 (0,388)
	Beta IFNCBV	Câmbio Real	IBC-Br	Crédito Real
ADF	-1,836 (0,645)	-2,655 (0,303)	-1,481 (0,793)	-0,010 (0,998)

Notas: Os valores entre parênteses se referem ao p-valor. Valores menores do que 0.05 significam rejeição da hipótese nula com um nível de confiança de 95%.

Fonte: O autor, 2019.

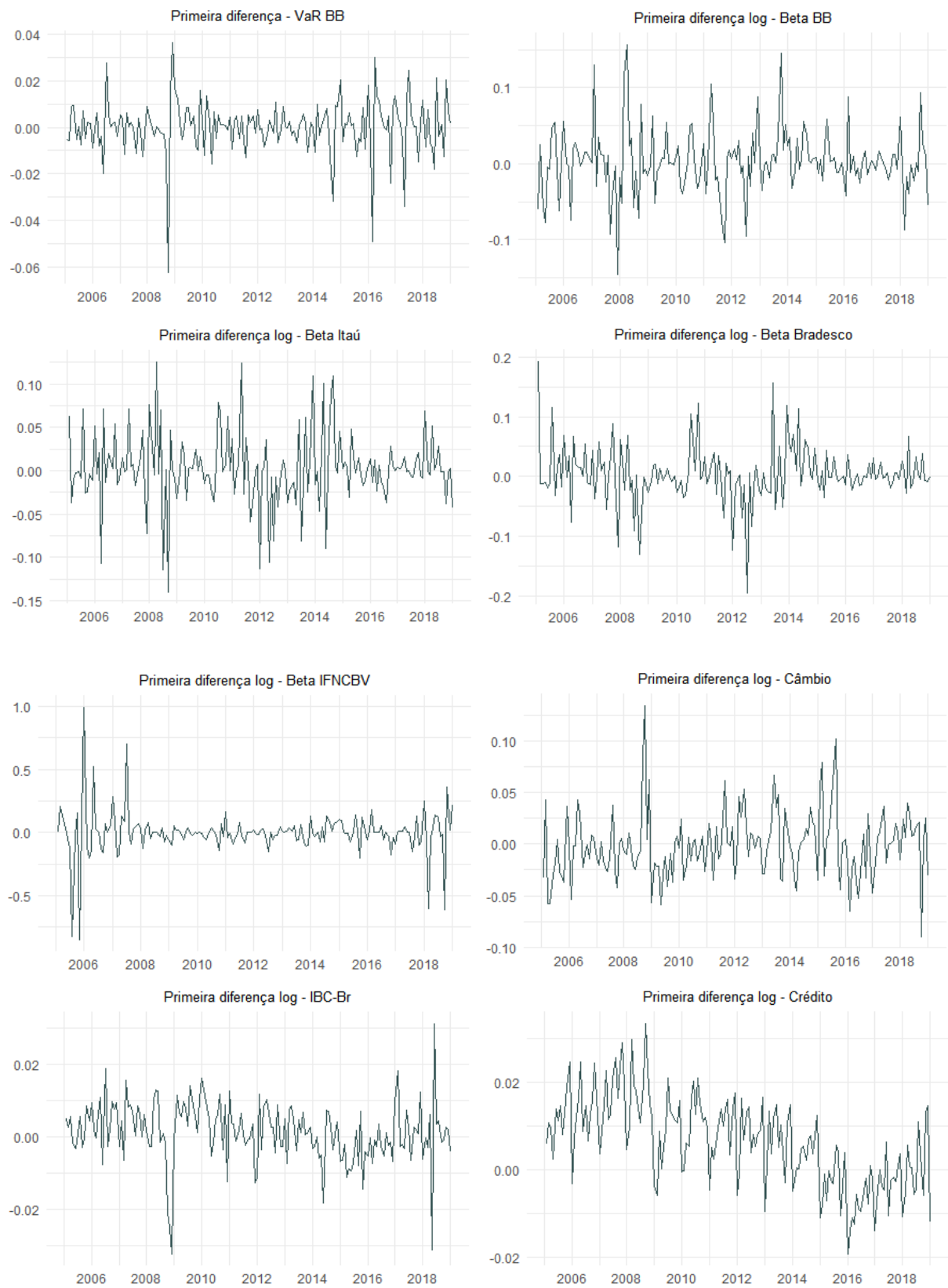
De forma a tornar as séries estacionárias, foi aplicado o logaritmo nas séries (com exceção do VaR do Banco do Brasil) e feita a primeira diferença. Com isso, as variáveis apresentaram estacionariedade, conforme pode ser visto graficamente:

Para uma análise mais técnica, há a necessidade de um teste estatístico. Nesse caso, optou-se, portanto, em realizar mais dois utilizados para verificação de raiz unitária de todas as séries após as modificações. São eles:

- ADF (Dickey-Fuller aumentado)
- PP (Phillips-Perron)
- KPSS (Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin)

Os resultados dos testes com as estatísticas e os p-valores das séries estacionárias em nível e em primeira diferença a um nível de confiança de 95% estão disponíveis na Tabela 8. É importante ressaltar que algumas variáveis falharam em um dos testes, mas acusou estacionariedade nos outros dois, o que gera solidez na afirmação de que as séries são estacionárias. O teste ADF, que é o teste de preferência, acusou estacionariedade em todas as séries após as modificações mencionadas.

Figura 25 - Teste de Estacionariedade



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 8 - Testes de estacionariedade

	Var_0	Var_1	Var_2	Var_3	β_0	β_1	β_2	β_3	IPCA	GAP (juros)	Câmbio Real	PIB	Crédito
ADF	-6,663 (0,010)	-3,677 (0,028)	-3,646 (0,031)	-3,634 (0,032)	-6,973 (0,010)	-4,619 (0,010)	-3,521 (0,043)	-6,122 (0,010)	-4,346 (0,010)	-3,981 (0,012)	-4,679 (0,010)	-5,178 (0,010)	-4,043 (0,010)
KPSS	0,027 (0,100)	0,334 (0,100)	0,182 (0,100)	0,457 (0,053)	0,062 (0,100)	0,063 (0,100)	0,105 (0,100)	0,054 (0,100)	0,224 (0,100)	0,066 (0,100)	0,263 (0,100)	0,529 (0,035)	2,404 (0,010)
PP	-135,766 (0,010)	-40,250 (0,010)	-41,054 (0,010)	-38,410 (0,010)	-133,420 (0,010)	-201,229 (0,010)	-198,726 (0,010)	-145,863 (0,010)	-69,422 (0,010)	-19,809 (0,068)	-122,508 (0,010)	-163,408 (0,010)	-115,824 (0,010)

Nota: Para os testes ADF e PP, os valores entre parênteses se referem ao p-valor. Valores menores do que 0.05 significam rejeição da hipótese nula com um nível de confiança de 95%. Já para o teste KPSS, a hipótese nula é que as séries são estacionárias. Var_i e β_i se referem, respectivamente, aos valores do BB, Itaú, Bradesco e o índice IFNCBV. Fonte: O autor, 2019.

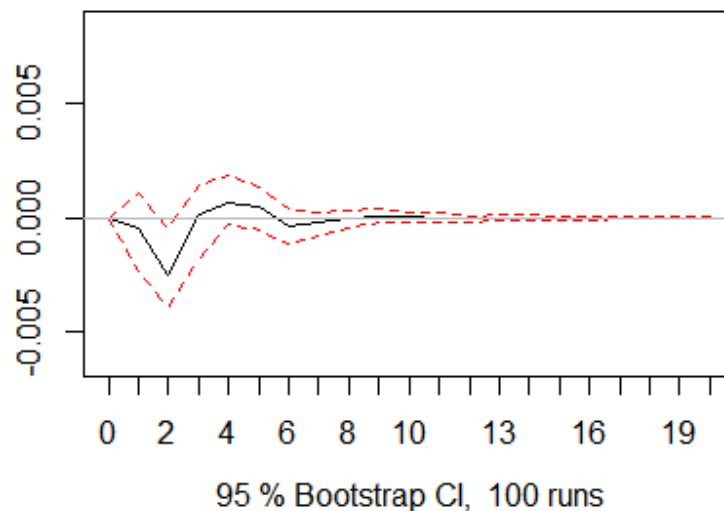
5.4 VAR - Vetores Autorregressivos

Em um primeiro momento, opou-se por rodar o VAR irrestrito sem olhar para as possíveis relações de cointegração entre as variáveis. A ideia com isso é verificar uma possível melhora dos resultados utilizando um VAR mais restrito em um segundo momento. Os resultados para cada um dos bancos e do índice financeiro são descritos abaixo:

5.4.1 Banco do Brasil

O Banco do Brasil mostrou-se pouco variável aos choques na função impulso resposta. Para a variável de risco VaR, apenas a variável referente ao PIB mostrou efeito significativo na variável de risco, de modo que um choque positivo na diferença logarítmica do IBC-Br causa uma queda no VaR calculado no segundo mês do choque. O resultado está de acordo com a literatura empírica, uma vez que o aumento da renda também eleva a capacidade de honrar os compromissos das empresas, refletindo na queda no risco dos bancos. O resultado pode ser analisado abaixo:

Figura 26 - VaR do Banco do Brasil - PIB



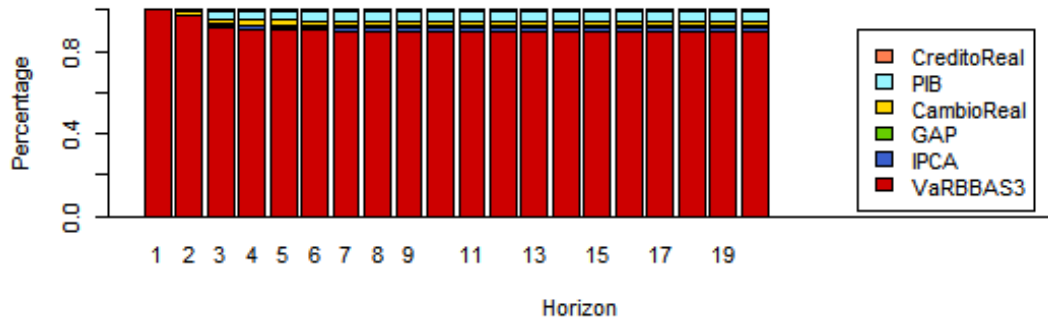
Fonte: O autor, 2019.

A decomposição da variância dos erros de previsão mostra que boa parte dos erros de previsão é da própria variável de risco. O gráfico na Figura 27 e a Tabela 9 ajudam a detalhar melhor os resultados. Ressalta-se que das variáveis macroeconômicas, naturalmente o PIB teve mais participação, devido a sua significância.

Esse resultado é natural dado que a função impulso resposta e a decomposição de variância são maneiras diferentes de expressar resultados semelhantes. A Tabela 8 também

mostra essa distribuição mais claramente. Veja o resultado abaixo mais detalhadamente sobre a decomposição:

Figura 27 - Decomposição da variância para o VaR do Banco do Brasil



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 9 - Decomposição da variância

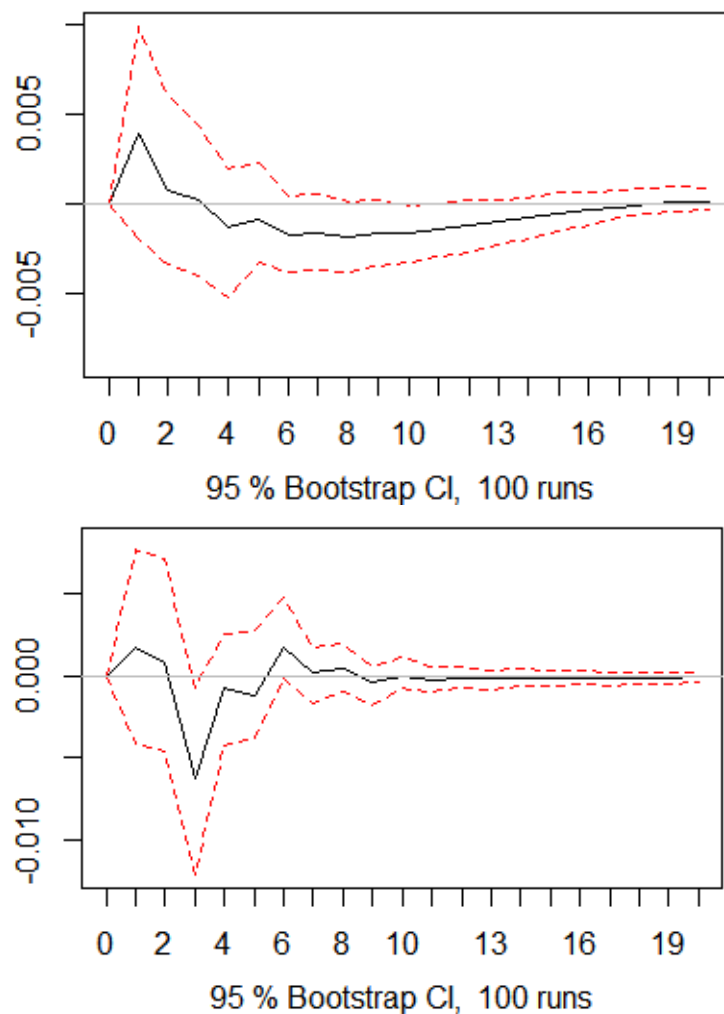
Passos	VaRBBAS3	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,972	0,003	0,000	0,023	0,002	0,000
3	0,919	0,010	0,004	0,022	0,045	0,001
4	0,910	0,012	0,005	0,028	0,044	0,001
5	0,905	0,015	0,005	0,028	0,046	0,001
6	0,902	0,015	0,005	0,028	0,047	0,002
7	0,900	0,016	0,005	0,028	0,048	0,002
8	0,900	0,016	0,005	0,028	0,049	0,002
9	0,900	0,016	0,005	0,028	0,049	0,003
10	0,900	0,016	0,005	0,028	0,049	0,003
11	0,899	0,016	0,005	0,028	0,049	0,003
12	0,899	0,016	0,006	0,028	0,049	0,003
13	0,899	0,016	0,006	0,028	0,049	0,003
14	0,899	0,016	0,006	0,028	0,049	0,003
15	0,899	0,016	0,006	0,028	0,049	0,003
16	0,899	0,016	0,006	0,028	0,049	0,003
17	0,899	0,016	0,006	0,028	0,049	0,003
18	0,899	0,016	0,006	0,028	0,049	0,003
19	0,899	0,016	0,006	0,028	0,049	0,003
20	0,899	0,016	0,006	0,028	0,049	0,003

Notas: VaRBBAS3 - Primeira diferença do VaR do BB; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.

Fonte: O autor, 2019.

Já a variável de risco Beta reagiu a dois componentes macroeconômicos: o PIB e o GAP da taxa de juros. Novamente em relação ao PIB, a resposta está de acordo com a teoria e as evidências empíricas citadas anteriormente. A variável GAP, que mostra o descolamento da taxa de juros real praticada com a taxa de juros natural, também se comportou da maneira esperada. Isto é, um aumento do GAP ($Taxadejurosreal - Taxanatural$) faz com que os bancos se arrisquem menos, reflexo desse que é percebido sensivelmente dentro do intervalo de confiança de 95% por volta do 10º mês.

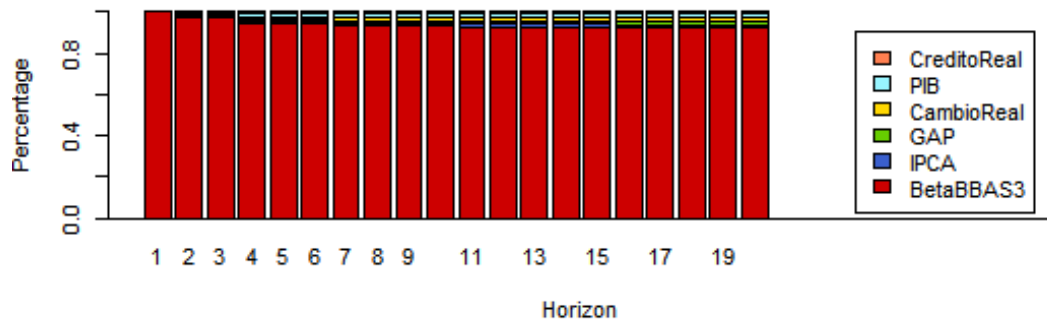
Figura 28 - Beta do Banco do Brasil - GAP e PIB



Fonte: O autor, 2019.

A decomposição de variância mostra quase a totalidade dos erros de previsão devido a própria variável de risco. A variável do PIB apresentou um erro de previsão estável em 0,024 em quase todos os passos. No entanto, a variável GAP já teve um erro de previsão crescente entre o mês 6 e o mês 14 e estabilizou nos últimos meses, conforme pode ser verificado na Tabela 10.

Figura 29 - Decomposição da variância para o Beta do Banco do Brasil



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 10 - Decomposição da variância

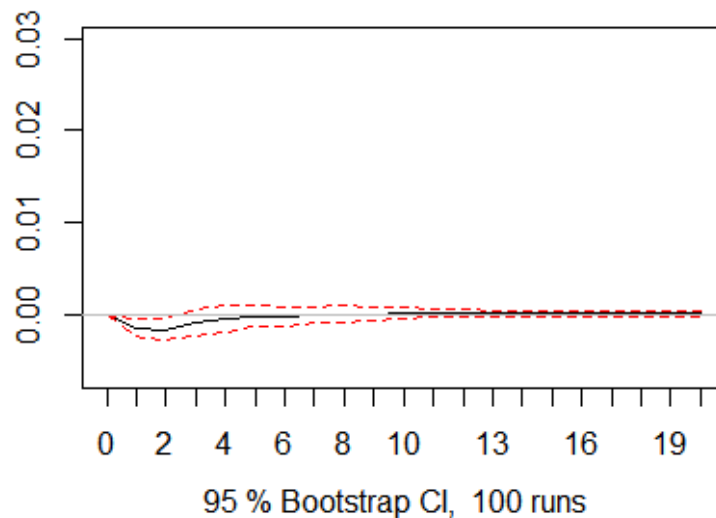
Passos	BBAS3BETA	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,976	0,009	0,008	0,001	0,002	0,005
3	0,974	0,010	0,009	0,001	0,002	0,005
4	0,948	0,010	0,008	0,007	0,022	0,005
5	0,943	0,011	0,009	0,010	0,022	0,005
6	0,941	0,011	0,009	0,011	0,022	0,005
7	0,936	0,012	0,011	0,012	0,024	0,005
8	0,935	0,012	0,012	0,012	0,024	0,005
9	0,933	0,012	0,014	0,012	0,024	0,005
10	0,932	0,012	0,015	0,012	0,024	0,005
11	0,930	0,012	0,016	0,012	0,024	0,005
12	0,929	0,013	0,017	0,012	0,024	0,005
13	0,928	0,013	0,018	0,012	0,024	0,005
14	0,927	0,013	0,018	0,012	0,024	0,005
15	0,927	0,014	0,019	0,012	0,024	0,005
16	0,926	0,014	0,019	0,012	0,024	0,005
17	0,926	0,014	0,019	0,012	0,024	0,005
18	0,926	0,014	0,019	0,012	0,024	0,005
19	0,926	0,014	0,019	0,012	0,024	0,005
20	0,926	0,014	0,019	0,012	0,024	0,005

Notas: BBAS3BETA - Primeira diferença logarítmica do Beta do BB; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.
Fonte: O autor, 2019.

5.4.2 Itaú

Com relação ao banco Itaú, a variável de risco VaR reagiu apenas ao Câmbio utilizando a metodologia VAR (vetores autorregressivos), conforme pode ser visto na Figura 30. O resultado da função impulso resposta mostra que um choque de 1% no índice taxa efetiva real de câmbio causa uma variação negativa no valor em risco do Itaú. Os resultados apontam que o banco reage, embora pouco, a esta variação do índice. Ou seja, a valorização do dólar pode gerar basicamente dois efeitos: ou o banco reage a este choque se expondo menos e com isso reduz o seu risco de perda, ou a própria desvalorização do real seja um fator gerador da queda do risco. Esse último caso pode acontecer se o banco possui mais ativos a receber em dólar do que passivos.

Figura 30 - VaR do Banco Itaú - Câmbio

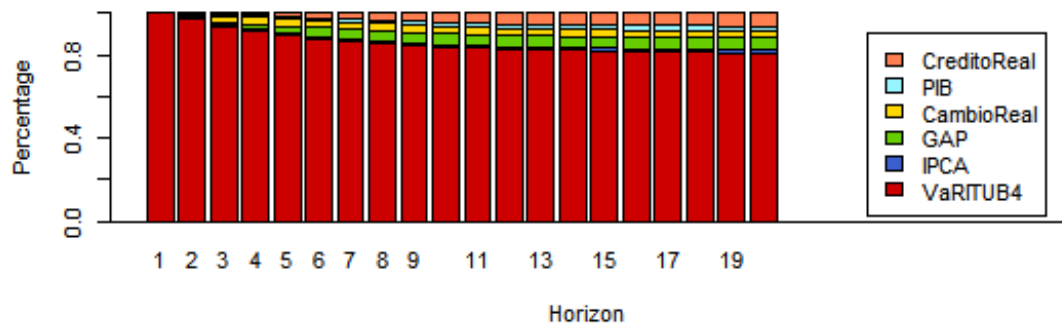


Fonte: O autor, 2019.

A decomposição da variância para o VaR do Itaú mostra uma participação maior do Câmbio, do Crédito e do GAP da taxa de juros nos erros de previsão. Muito embora boa parte dos erros de previsão da variável de risco venha dela mesma. Essa participação dos componentes macroeconômicos no erro de previsão é crescente. Os resultados podem ser vistos na Figura 31 e na Tabela 11.

No Câmbio, o valor se inicia logo no segundo mês em torno de 0,018 e depois se estabiliza em torno de 0,35. Já o componente do Crédito só inicia no terceiro mês com um erro de 0,005 e depois esse erro vai se elevando até fechar no mês 20 em um valor de 0,060. Por fim, o GAP da taxa de juros se inicia no segundo mês e vai crescendo até estabilizar o erro por volta de 0,055.

Figura 31 - Decomposição da Variância para o VaR do Itaú



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 11 - Decomposição da variância

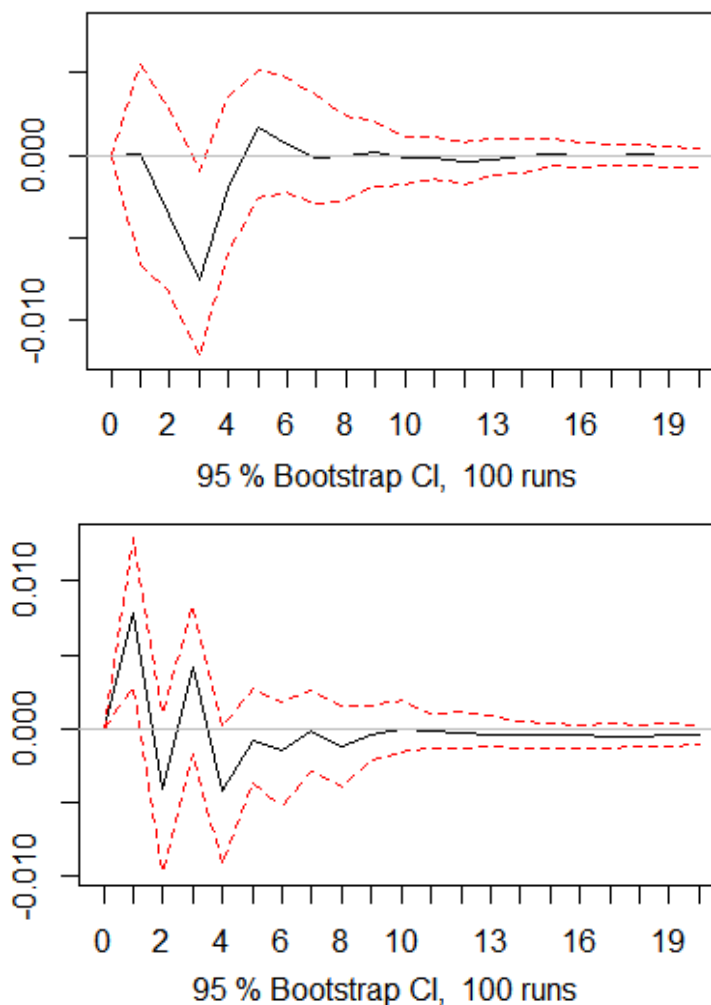
Passos	VaRITUB4	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,980	0,000	0,002	0,018	0,000	0,000
3	0,938	0,008	0,009	0,036	0,006	0,005
4	0,912	0,008	0,021	0,038	0,010	0,010
5	0,897	0,009	0,032	0,037	0,010	0,014
6	0,880	0,010	0,041	0,036	0,011	0,022
7	0,865	0,011	0,048	0,036	0,012	0,029
8	0,853	0,011	0,052	0,035	0,014	0,034
9	0,844	0,012	0,054	0,035	0,016	0,039
10	0,837	0,013	0,055	0,034	0,017	0,044
11	0,832	0,013	0,055	0,034	0,019	0,047
12	0,828	0,013	0,055	0,034	0,020	0,051
13	0,824	0,013	0,055	0,035	0,020	0,053
14	0,822	0,013	0,055	0,035	0,021	0,055
15	0,819	0,013	0,055	0,035	0,021	0,057
16	0,816	0,014	0,055	0,035	0,022	0,058
17	0,814	0,014	0,056	0,035	0,022	0,059
18	0,812	0,015	0,056	0,036	0,022	0,060
19	0,810	0,016	0,056	0,036	0,022	0,060
20	0,808	0,017	0,056	0,036	0,022	0,060

Notas: VaRITUB4 - VaR do Itaú; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.

Fonte: O autor, 2019.

Já a variável de risco Beta reagiu a dois choques aleatórios nos componentes macroeconômicos do PIB e do Crédito. Assim, como nos resultados anteriores, o PIB teve um resultado semelhante e esperado de acordo com a teoria econômica e as evidências empíricas. O choque na variável do Crédito provocou uma elevação dos riscos, representado pelo índice Beta, do banco Itaú. A análise gráfica do estoque real de crédito mostra uma tendência de crescimento bastante longa no país e naturalmente, a expansão no crédito eleva os riscos de inadimplência das instituições bancárias.

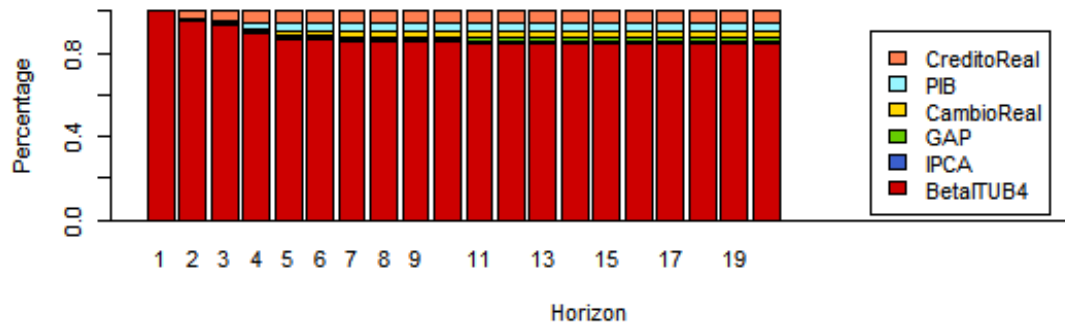
Figura 32 - Beta do Banco Itaú - PIB e Crédito



Fonte: O autor, 2019.

A análise da decomposição da variância na Figura 33 e na Tabela 12 permite observar que os componentes macroeconômicos que possuem maior participação no erro de previsão da variância são o PIB e o Crédito. No componente do PIB, esse erro se iniciou no terceiro mês com uma participação no erro de 0,007 e logo após esse valor se estabeleceu próximo à 0,039. Já o Crédito, apontou erro de previsão no mês 2 e estabeleceu uma média de erro próxima a 0,058.

Figura 33 - Decomposição da Variância para o Beta do Itaú



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 12 - Decomposição da variância

Passos	ITUB4BETA	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,955	0,003	0,006	0,002	0,000	0,035
3	0,935	0,004	0,007	0,003	0,007	0,043
4	0,896	0,005	0,007	0,003	0,038	0,050
5	0,866	0,008	0,008	0,022	0,038	0,057
6	0,863	0,009	0,009	0,023	0,039	0,057
7	0,858	0,009	0,009	0,028	0,039	0,058
8	0,857	0,009	0,009	0,028	0,039	0,058
9	0,855	0,009	0,009	0,030	0,039	0,058
10	0,852	0,009	0,012	0,030	0,039	0,058
11	0,850	0,009	0,014	0,031	0,039	0,058
12	0,849	0,010	0,014	0,031	0,039	0,058
13	0,848	0,010	0,015	0,031	0,039	0,058
14	0,847	0,010	0,016	0,031	0,039	0,058
15	0,846	0,010	0,016	0,031	0,039	0,058
16	0,846	0,010	0,017	0,031	0,039	0,058
17	0,846	0,010	0,017	0,031	0,039	0,058
18	0,845	0,010	0,017	0,031	0,039	0,058
19	0,845	0,010	0,017	0,031	0,039	0,058
20	0,845	0,010	0,017	0,031	0,039	0,058

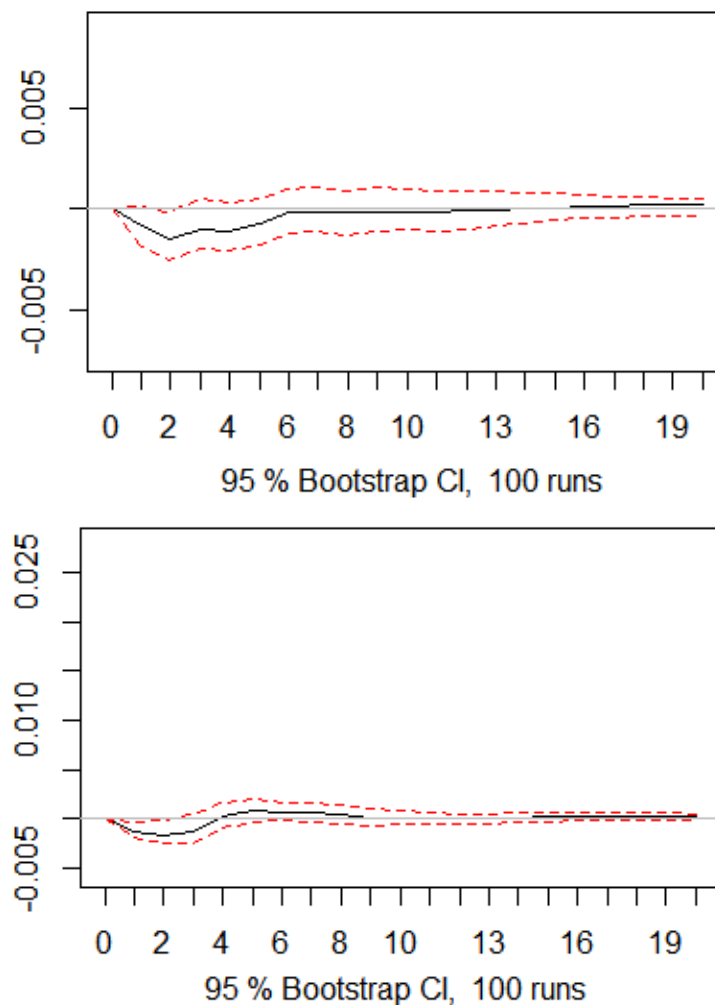
Notas: ITUB4BETA - Primeira diferença do Beta do Itaú; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.

Fonte: O autor, 2019.

5.4.3 Bradesco

Os resultados da função impulso resposta para o VaR do Bradesco apontam em uma reação com relação a choques no GAP e na taxa de Câmbio. É importante ressaltar que esses choques são relativamente pequenos (menos do que 0.005 no VaR do banco) e significativos nos primeiros meses, de maneira que o choque do GAP gera uma reação ao risco no segundo mês enquanto o choque de Câmbio logo no primeiro mês. Os dois resultados encontrados, assim como nos casos anteriores mencionados para as variáveis macroeconômicas, também possuem validação teórica e empírica.

Figura 34 - VaR do Banco Bradesco - GAP e Câmbio

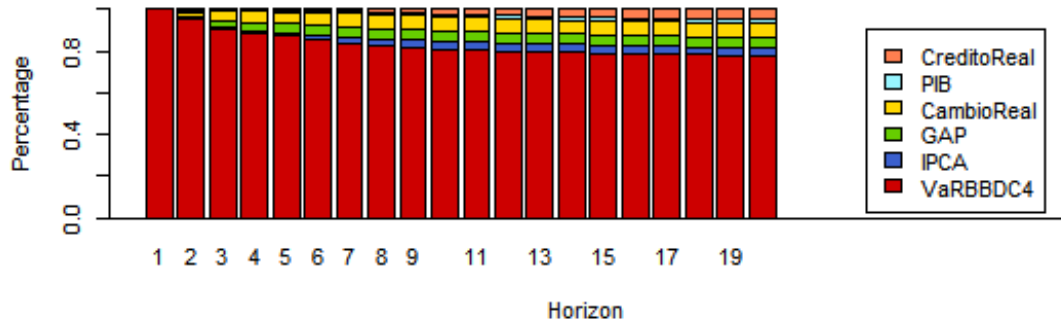


Fonte: O autor, 2019.

A decomposição da variância acompanha os resultados anteriores, mostrando uma maior participação do GAP e Câmbio na variância dos erros de previsão. Enquanto o primeiro se inicia com erro de 0,008 no segundo mês e aumenta esse valor até estabilizar em 0,049, o segundo tem erro de previsão em torno de 0,022 no segundo mês e aumenta

esse valor até se estabilizar próximo de 0,069.

Figura 35 - Decomposição da Variância para o VaR do Bradesco



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 13 - Decomposição da variância

Passos	VaRBBDC4	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,955	0,003	0,008	0,022	0,010	0,001
3	0,909	0,003	0,031	0,047	0,008	0,001
4	0,884	0,008	0,039	0,060	0,008	0,001
5	0,872	0,010	0,048	0,058	0,008	0,004
6	0,853	0,018	0,051	0,063	0,009	0,005
7	0,840	0,025	0,051	0,066	0,009	0,009
8	0,826	0,030	0,050	0,070	0,012	0,012
9	0,817	0,035	0,050	0,070	0,013	0,016
10	0,810	0,037	0,049	0,070	0,013	0,021
11	0,805	0,038	0,049	0,070	0,013	0,025
12	0,801	0,038	0,049	0,069	0,014	0,029
13	0,798	0,038	0,049	0,069	0,014	0,033
14	0,795	0,037	0,049	0,069	0,015	0,036
15	0,792	0,037	0,049	0,069	0,015	0,039
16	0,789	0,037	0,048	0,069	0,016	0,041
17	0,786	0,037	0,048	0,069	0,016	0,043
18	0,784	0,037	0,049	0,069	0,017	0,045
19	0,781	0,038	0,049	0,069	0,017	0,046
20	0,779	0,038	0,049	0,069	0,018	0,047

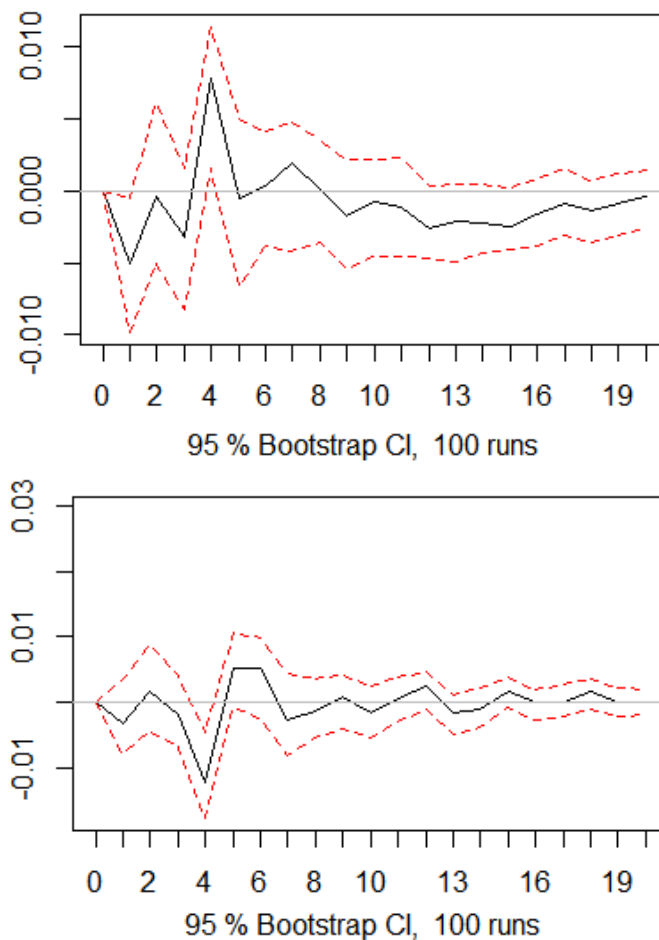
Notas: VaRBBDC4 - VaR do Bradesco; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.

Fonte: O autor, 2019.

Já os Betas do Bradesco mostraram uma reação dos bancos frente a 4 variáveis macroeconômicas. Um choque no GAP da taxa de juros mostrou duas reações significativas estatisticamente: a primeira resposta logo no primeiro mês, com a queda no nível de risco indicado pelo Beta, isto é, o aumento da taxa de juros real acima do seu valor de equilíbrio faz com que os bancos diminuam os riscos assumidos. É importante ressaltar também que embora quatro meses após o choque houve uma reação contrária, com elevação dos riscos, em um primeiro momento a reação é exatamente aquela que se espera com base na literatura e evidências empíricas.

Também houve reações do banco Bradesco com mudanças no índice da taxa de câmbio real efetiva. O choque no índice da taxa de câmbio mostrou uma reação no quarto mês por parte do banco, com a redução do risco indicado pelo Beta. Novamente o resultado encontrado está dentro do esperado uma vez que as variações no câmbio podem aumentar ou reduzir o risco conforme a política de gerenciamento de ativos e passivos do banco.

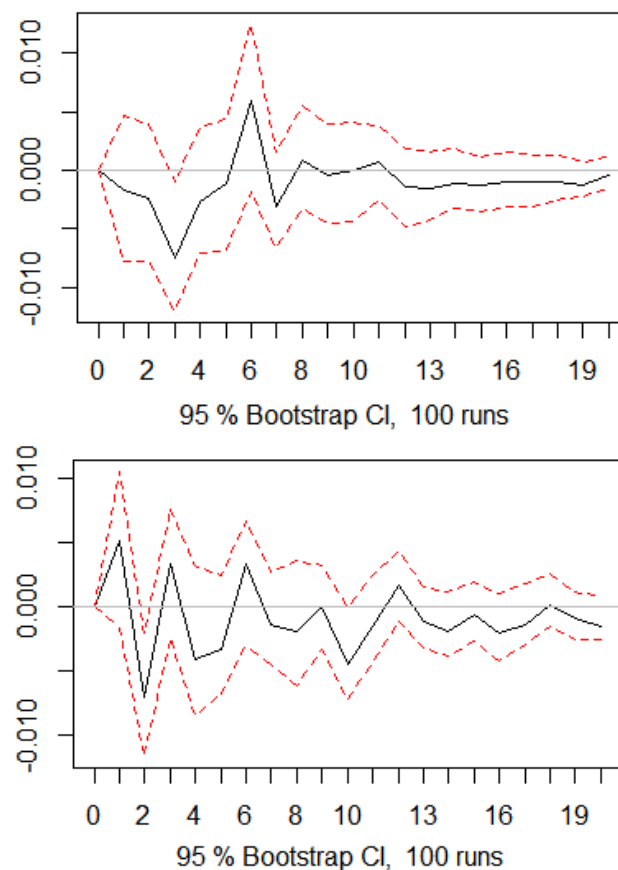
Figura 36 - Beta do Banco Bradesco - GAP e Câmbio



Fonte: O autor, 2019.

As outras duas variáveis que geraram reação do banco Bradesco foram as que representam o PIB e o Crédito. A variável relacionada ao crescimento da renda gerou uma queda no risco estatisticamente significativa do banco no terceiro mês, estando de acordo com a teoria econômica. Já o choque na variável de crédito gerou uma queda no nível de risco do banco no segundo mês, em acordo também com os resultados encontrados na teoria econômica. Se comparado com a avaliação do Beta do banco Itaú, a outra instituição privada analisada nos trabalhos, é perceptível o comportamento divergente em relação a esta variável. Para o Itaú, a expansão na variável de crédito provocou uma elevação no Beta, o que pode sinalizar uma expansão do crédito menos eficiente no período, conforme evidenciado no balanço do 3º trimestre de 2019 do banco.¹⁶

Figura 37 - Beta do Banco Bradesco - PIB e Crédito



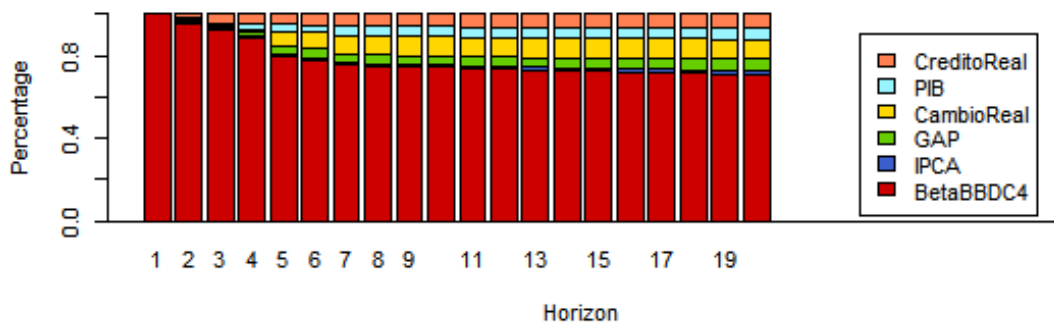
Fonte: O autor, 2019.

A decomposição da variância para os erros de previsão relacionada ao Beta do Bradesco mostra participação mais efetiva das quatro variáveis citadas anteriormente na função de impulso, com destaque para o Câmbio e o Crédito. Para a primeira variável, o

¹⁶ Análise Gerencial da Operação e Demonstrações Contábeis Completas 3T19.

erro de previsão no primeiro, segundo e terceiro mês é de menos de 0,01, sendo que a partir do quarto mês essa variância passa a valores acima de 0,07. Já na variável de Crédito, a variância é de 0,015 no segundo mês e passa já no segundo a valores acima de 0,04, se estabilizando próximo a 0,067 nos últimos meses analisados. PIB e o GAP da taxa de juros tiveram valores acima de 0,04 no sétimo e quarto mês respectivamente, sendo que a variável da taxa de juros se mostrou pouco significativa, com valores próximos a 0,01.

Figura 38 - Decomposição da Variância para o Beta do Bradesco



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 14 - Decomposição da variância

Passos	BBDC4BETA	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,956	0,007	0,014	0,006	0,002	0,015
3	0,926	0,007	0,014	0,007	0,005	0,041
4	0,888	0,008	0,018	0,008	0,033	0,044
5	0,794	0,009	0,044	0,073	0,033	0,047
6	0,780	0,009	0,043	0,084	0,033	0,051
7	0,758	0,008	0,041	0,092	0,047	0,054
8	0,751	0,009	0,042	0,094	0,050	0,054
9	0,748	0,010	0,042	0,095	0,050	0,055
10	0,747	0,010	0,043	0,095	0,050	0,055
11	0,739	0,011	0,043	0,094	0,050	0,063
12	0,737	0,012	0,044	0,094	0,050	0,064
13	0,732	0,012	0,046	0,096	0,050	0,064
14	0,729	0,012	0,048	0,097	0,051	0,064
15	0,725	0,013	0,049	0,096	0,051	0,065
16	0,721	0,013	0,052	0,097	0,051	0,065
17	0,717	0,016	0,053	0,097	0,052	0,067
18	0,715	0,017	0,053	0,096	0,052	0,067
19	0,713	0,018	0,053	0,097	0,052	0,067
20	0,711	0,019	0,053	0,097	0,053	0,067

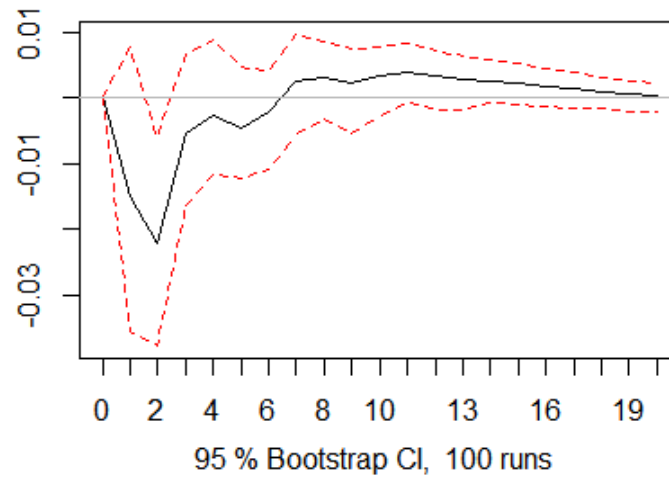
Notas: BBDC4BETA - Primeira diferença do Beta do Bradesco; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.
Fonte: O autor, 2019.

5.4.4 IFNCBV

Para o índice financeiro, utilizando o VaR do índice, nenhum choque macroeconômico foi capaz de gerar resposta com relação ao risco. Utilizando o índice Beta, apenas o choque aleatório no GAP da taxa de juros foi capaz de gerar mudança na medida de risco. Nesse caso, o choque positivo faz com que o Beta do índice financeiro caia, registrado no segundo mês. Novamente, estando de acordo com a teoria econômica.

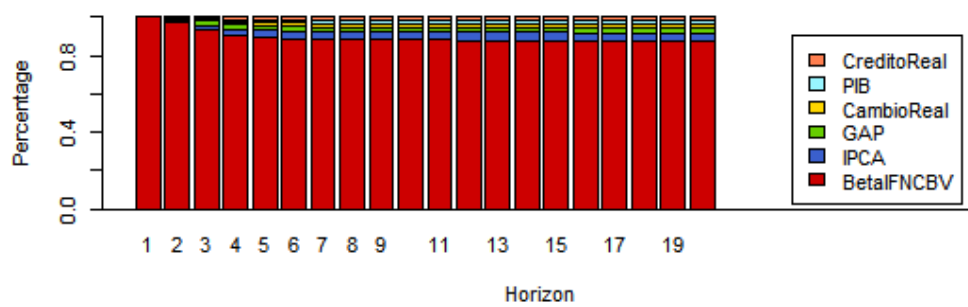
Já a decomposição de variância mostra uma participação da variância dos erros de previsão em maior destaque para o IPCA, que inicia com variância no erro de previsão em torno de 0,007 no segundo mês e se estabiliza em torno de 0,041 a partir do sexto até o último mês analisado.

Figura 39 - Beta do índice IFNCBV - GAP



Fonte: O autor, 2019.

Figura 40 - Decomposição da Variância para o Beta do índice IFNCBV



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 15 - Decomposição da variância

Passos	IFNCBVBETA	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,973	0,007	0,008	0,000	0,010	0,002
3	0,930	0,028	0,022	0,008	0,010	0,002
4	0,901	0,038	0,022	0,015	0,014	0,011
5	0,892	0,040	0,022	0,020	0,014	0,013
6	0,888	0,041	0,022	0,020	0,016	0,013
7	0,885	0,041	0,022	0,022	0,017	0,014
8	0,884	0,041	0,022	0,022	0,017	0,015
9	0,882	0,041	0,022	0,022	0,017	0,015
10	0,882	0,041	0,023	0,022	0,017	0,015
11	0,881	0,041	0,023	0,022	0,017	0,015
12	0,880	0,041	0,023	0,023	0,017	0,016
13	0,880	0,041	0,024	0,023	0,017	0,016
14	0,880	0,041	0,024	0,023	0,017	0,016
15	0,879	0,041	0,024	0,023	0,017	0,016
16	0,879	0,041	0,024	0,023	0,017	0,016
17	0,879	0,041	0,024	0,023	0,017	0,016
18	0,879	0,041	0,024	0,023	0,017	0,016
19	0,879	0,041	0,024	0,023	0,017	0,016
20	0,879	0,041	0,024	0,023	0,017	0,016

Notas: IFNCBVBETA - Primeira diferença do Beta do índice IFNCBV; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.

Fonte: O autor, 2019.

Sendo assim, tem-se as análises feitas via modelo de vetores autorregressivos. A ideia de uma abordagem inicial utilizando esta metodologia é gerar um efeito de comparação com um modelo mais sofisticado e que possa captar melhor a relação entre as variáveis. Essa estratégia é a mesma escolhida ao determinar a utilização de duas variáveis de risco para a análise do comportamento dos bancos, que é dar mais robustez aos resultados encontrados.

A maior sofisticação do modelo se dá exatamente pela possível cointegração entre as variáveis, uma vez que a maioria das séries macroeconômicas se tornaram estacionárias apenas em primeira diferença e não em nível. Assim, faz-se necessária a fim de obter resultados mais consistentes (em teoria) a utilização de um modelo de correção de erros, o chamado VECM. A vantagem desse tipo de metodologia, conforme já explicitado acima, é a possibilidade de separar e captar os choques de curto e longo-prazo.

5.5 VECM - Modelo de Correção de Erros

Para a análise VEC, portanto, será utilizado o procedimento de Johansen para a verificação de possíveis cointegrações entre as variáveis. Os resultados podem ser verificados nas seções abaixo.

5.5.1 Banco do Brasil

Os resultados dos testes de cointegração de Johansen na equação que possui o VaR do Banco do Brasil como variável de risco, estão representados na Tabela 16 abaixo. É importante ressaltar que todos os testes foram feitos calculando a estatística do traço, sem tendência linear e constante na cointegração. Os resultados acima mostram a possibilidade de possíveis cointegrações e indicam, de acordo com a estatística do traço, até 5 cointegrações possíveis. Este número foi utilizado para o cálculo do modelo VEC.

Tabela 16 - Teste de Cointegração de Johansen - VaR Banco do Brasil

Procedimento de Johansen				
Tipo teste: Estatística do Traço sem tendência linear e constante na cointegração				
	Trace Statistic	10pct	5pct	1pct
$r \leq 5$	9,203	7,520	9,240	12,970
$r \leq 4$	24,899	17,850	19,960	24,600
$r \leq 3$	55,353	32,000	34,910	41,070
$r \leq 2$	96,342	49,650	53,120	60,160
$r \leq 1$	170,190	71,860	76,070	84,450
$r = 0$	260,763	97,180	102,140	111,010

Fonte: O autor, 2019.

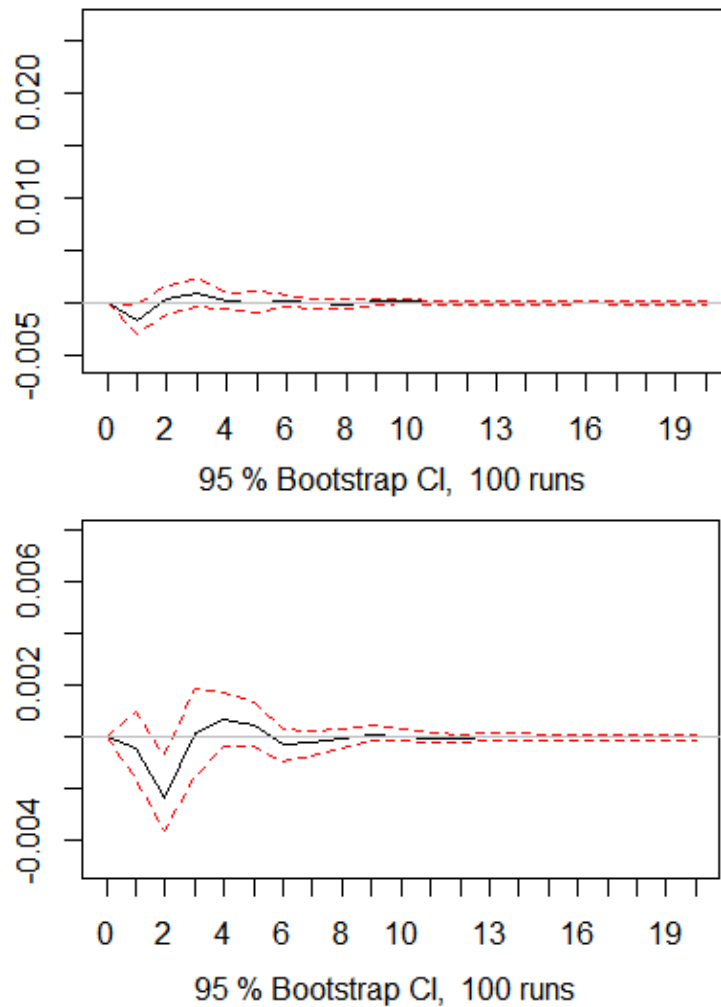
Os resultados mostram que a variável de risco VaR, referente ao Banco do Brasil, reagiu a dois tipos de choques macroeconômicos: o primeiro verificado no câmbio, choque esse positivo e que gerou uma queda no risco dos bancos já no período seguinte; enquanto que o segundo choque, no PIB, também reduziu o risco dos bancos no segundo mês.

As relações encontradas estão de acordo com a teoria econômica. Isto é, a variação na taxa de câmbio pode ter efeito variável de acordo, por exemplo, se o banco possui um passivo ou ativo maior em moeda estrangeira. No entanto, a possibilidade ampla de hedge e o nível de exposição cambial nas instituições brasileiras, conforme já mencionado, revelam um impacto pouco significativo. A análise do PIB também está em consonância com a teoria e as evidências dado que a elevação no PIB aumenta a capacidade de honrar

compromissos e isso, de fato, reduz o risco dos bancos.

Os resultados da resposta com relação aos dois choques podem ser visualizados na Figura 41. Cabe ressaltar que as outras variáveis macroeconômicas não geraram respostas significativas no Banco do Brasil.

Figura 41 - VaR do Banco do Brasil - Câmbio e PIB

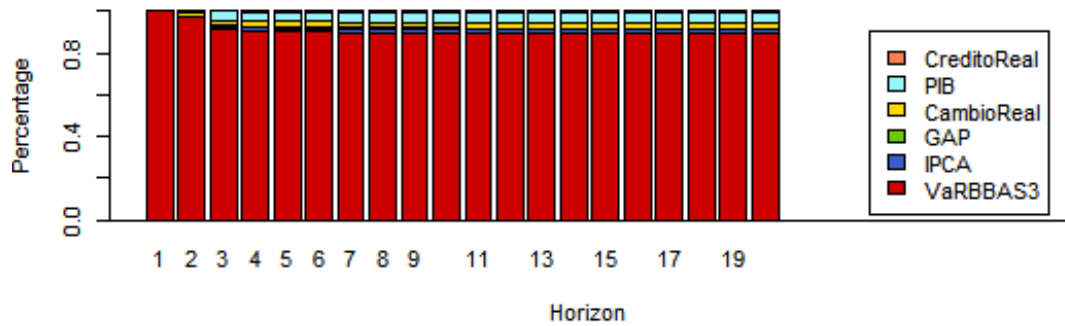


Fonte: O autor, 2019.

A análise da decomposição de variância na Figura 42 e Tabela 17 permite visualizar uma maior participação do PIB na variância dos erros de previsão entre as variáveis macroeconômicas. Esse valor começa com 0,002 logo no segundo mês e se elevando até 0,047 no sétimo mês, permanecendo com este mesmo valor até o último período analisado.

A segunda variável macroeconômica com maior destaque é o câmbio, que desde o segundo mês apresenta valores acima de 0,02. Mais especificamente: a variância é de 0,024 no segundo mês e se estabiliza em 0,029 a partir do quinto mês. Cabe ressaltar também uma participação muito pequena do crédito, abaixo de 0,005 em todos os meses analisados.

Figura 42 - Decomposição da Variância para o VaR do Banco do Brasil



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 17 - Decomposição da variância

Passos	VaRBBAS3	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,971	0,004	0,000	0,024	0,002	0,000
3	0,919	0,010	0,004	0,022	0,044	0,000
4	0,910	0,012	0,005	0,028	0,043	0,001
5	0,905	0,015	0,005	0,029	0,046	0,001
6	0,902	0,015	0,005	0,029	0,047	0,003
7	0,900	0,016	0,005	0,029	0,048	0,003
8	0,900	0,016	0,005	0,029	0,048	0,003
9	0,900	0,016	0,006	0,029	0,048	0,003
10	0,899	0,016	0,006	0,029	0,048	0,003
11	0,899	0,016	0,006	0,029	0,048	0,003
12	0,899	0,016	0,006	0,029	0,048	0,003
13	0,898	0,016	0,006	0,029	0,048	0,003
14	0,898	0,016	0,006	0,029	0,048	0,003
15	0,898	0,016	0,006	0,029	0,048	0,003
16	0,898	0,016	0,006	0,029	0,048	0,003
17	0,898	0,016	0,006	0,029	0,048	0,003
18	0,898	0,016	0,006	0,029	0,048	0,003
19	0,897	0,016	0,006	0,029	0,048	0,004
20	0,897	0,016	0,006	0,029	0,048	0,004

Notas: VaRBBAS3 - Primeira diferença do VaR do BB; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.

Fonte: O autor, 2019.

No caso do Beta do Banco do Brasil como medida de risco, o teste de cointegração, mostrado na Tabela 18, também avaliou até 5 cointegrações possíveis a serem utilizadas para a estimação do modelo VEC.

Os resultados da função impulso resposta mostraram que apenas a variável de GAP

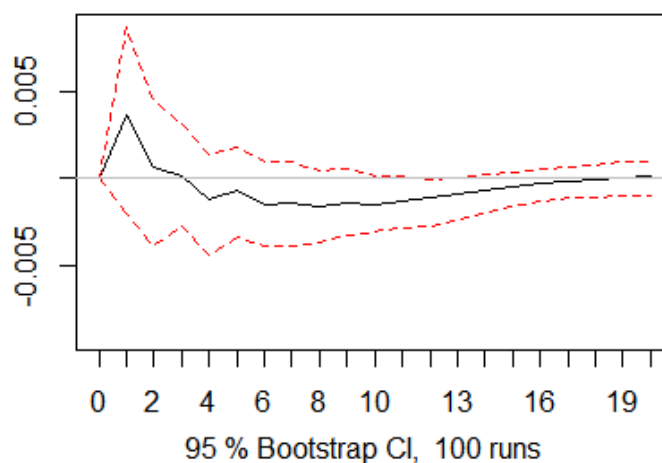
Tabela 18 - Teste de Cointegração de Johansen - Beta Banco do Brasil

Procedimento de Johansen				
Tipo teste: Estatística do Traço sem tendência linear e constante na cointegração				
	Trace Statistic	10pct	5pct	1pct
$r \leq 5$	9,054	7,520	9,240	12,970
$r \leq 4$	23,897	17,850	19,960	24,600
$r \leq 3$	53,227	32,000	34,910	41,070
$r \leq 2$	98,241	49,650	53,120	60,160
$r \leq 1$	159,093	71,860	76,070	84,450
$r = 0$	237,102	97,180	102,140	111,010

Fonte: O autor, 2019.

dos juros gerou resposta na medida de risco do Banco do Brasil. No entanto, esse valor ficou no limite do intervalo de significância de 95% e mostra que o aumento no GAP gera uma queda no Beta do banco no décimo segundo mês apenas.

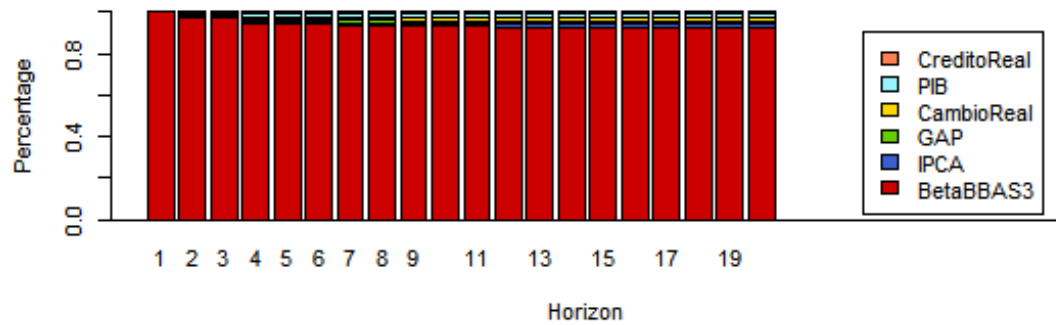
Figura 43 - Beta do Banco do Brasil - GAP



Fonte: O autor, 2019.

A decomposição da variância dos erros de previsão para o Beta do Banco do Brasil mostrou pequena participação de todas as variáveis macroeconômicas se comparada relativamente às outras decomposições. Embora quase a totalidade da variância dos erros até agora mostrada nos resultados seja causada pela própria variável de risco, a variável do PIB foi a que apresentou um pouco maior de destaque, saindo de 0,002 do segundo mês e se estabilizando acima de 0,02 já a partir do sexto mês.

Figura 44 - Decomposição da Variância para o Beta do Banco do Brasil



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 19 - Decomposição da variância

Passos	BBAS3BETA	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,975	0,009	0,008	0,001	0,002	0,005
3	0,972	0,011	0,008	0,001	0,002	0,005
4	0,948	0,011	0,008	0,007	0,021	0,005
5	0,944	0,012	0,009	0,009	0,021	0,005
6	0,942	0,012	0,009	0,010	0,022	0,005
7	0,937	0,012	0,010	0,011	0,023	0,006
8	0,936	0,012	0,012	0,011	0,023	0,006
9	0,934	0,012	0,013	0,011	0,023	0,006
10	0,933	0,013	0,014	0,011	0,023	0,006
11	0,931	0,013	0,016	0,011	0,023	0,006
12	0,930	0,013	0,017	0,011	0,023	0,006
13	0,929	0,014	0,017	0,011	0,023	0,006
14	0,928	0,014	0,018	0,011	0,023	0,006
15	0,927	0,014	0,018	0,011	0,023	0,006
16	0,927	0,014	0,018	0,011	0,023	0,006
17	0,927	0,015	0,018	0,011	0,023	0,006
18	0,927	0,015	0,018	0,011	0,023	0,006
19	0,927	0,015	0,018	0,011	0,023	0,006
20	0,927	0,015	0,018	0,011	0,023	0,006

Notas: BBDC4BETA - Primeira diferença do Beta do Bradesco; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.

Fonte: O autor, 2019.

5.5.2 Itaú

O teste de cointegração de Johansen, conforme abaixo na Tabela 20, a um nível de 95% de confiança, a existência de cinco possíveis cointegrações:

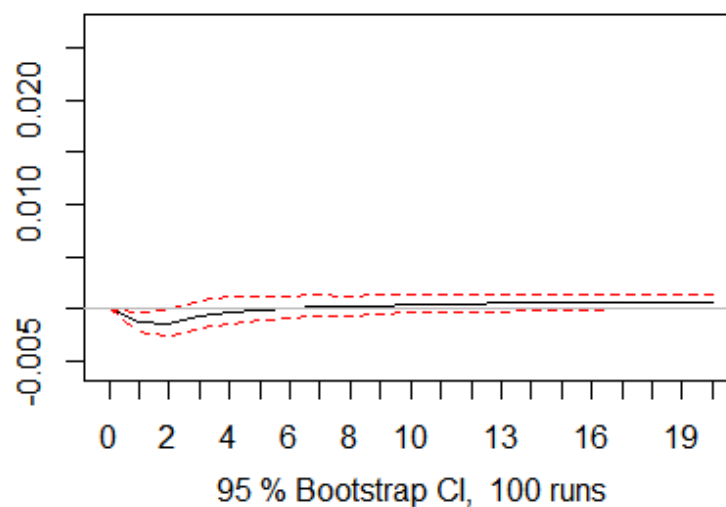
Tabela 20 - Teste de Cointegração de Johansen - VaR Itaú

Procedimento de Johansen				
Tipo teste: Estatística do Traço sem tendência linear e constante na cointegração				
	Trace Statistic	10pct	5pct	1pct
$r \leq 5$	8,800	7,520	9,240	12,970
$r \leq 4$	24,439	17,850	19,960	24,600
$r \leq 3$	45,215	32,000	34,910	41,070
$r \leq 2$	75,888	49,650	53,120	60,160
$r \leq 1$	129,888	71,860	76,070	84,450
$r = 0$	204,532	97,180	102,140	111,010

Fonte: O autor, 2019.

A análise da função impulso resposta mostra a reação dos bancos em relação a mudanças de três variáveis macroeconômicas: Taxa de Câmbio, PIB e Crédito. A primeira reação é mostrada na Figura 45 e revela que um choque aleatório positivo no câmbio gera uma reação nos primeiros dois meses, com a queda no nível de risco do Itaú.

Figura 45 - VaR do Banco Itaú - Câmbio

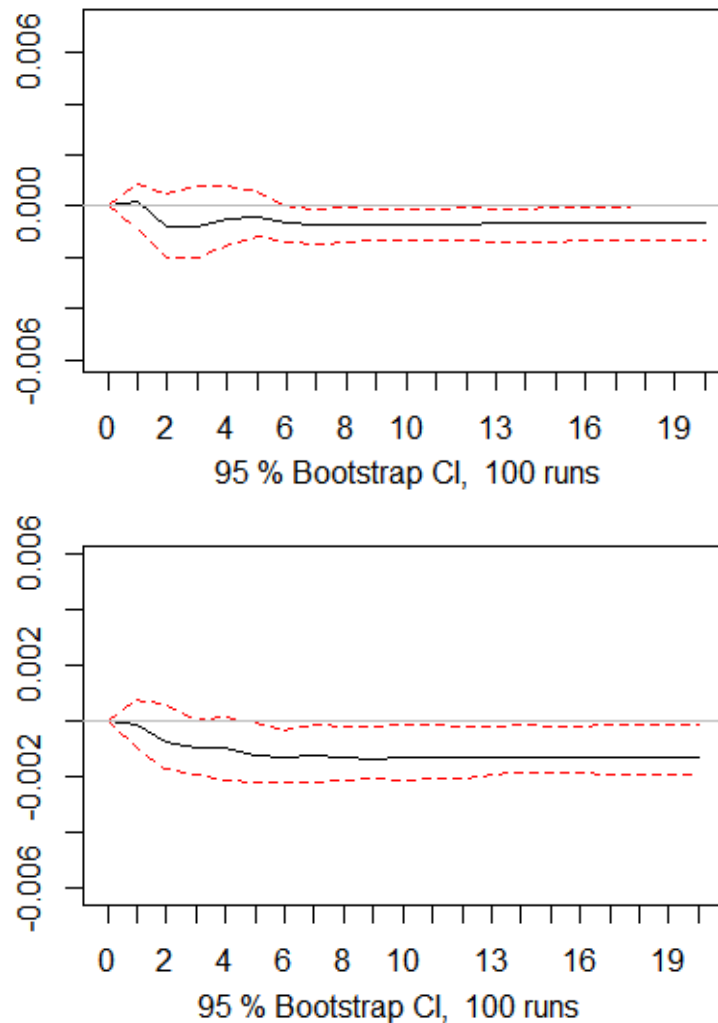


Fonte: O autor, 2019.

Na Figura 46 é possível visualizar a reação do banco aos choques no PIB e no Crédito. No primeiro caso, é possível verificar uma queda no nível de risco que se estende

do mês 7 até aproximadamente o mês 15. Já para o crédito, o choque gera queda no VaR do Itaú do mês 6 em diante, indicando que o choque tem efeito mais longo e persistente. Nos três casos, as respostas novamente ficaram de acordo com a teoria econômica apresentada no tópico 2.

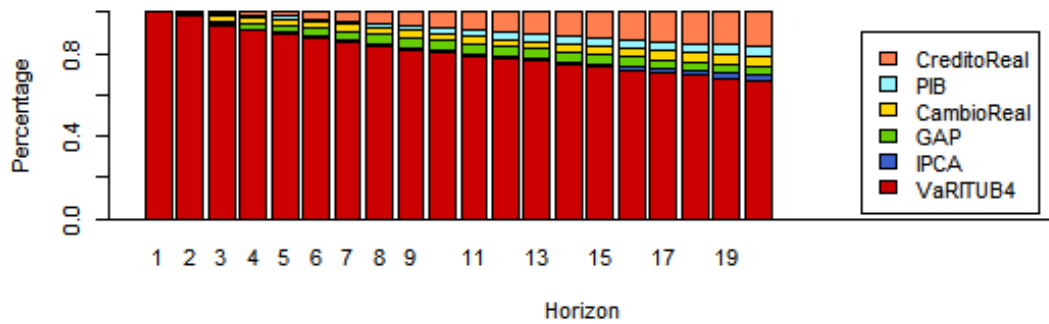
Figura 46 - VaR do Banco Itaú - PIB e Crédito



Fonte: O autor, 2019.

A decomposição da variância dos erros mostra uma participação significativa do Crédito, GAP dos juros, Câmbio e do PIB. Em destaque especial, o Crédito iniciar com uma variância em torno de 0,005 no terceiro mês e essa variância cresce a ponto de corresponder a mais de 16%, no mês 20, da variância dos erros de previsão da variável de risco. Os resultados detalhados, inclusive das outras variáveis macroeconômicas, podem ser vistos na Figura 47 e Tabela 21.

Figura 47 - Decomposição da Variância do VaR do Itaú



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 21 - Decomposição da variância

Passos	VaRITUB4	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,980	0,000	0,002	0,017	0,000	0,000
3	0,938	0,008	0,009	0,034	0,006	0,005
4	0,911	0,009	0,021	0,036	0,011	0,013
5	0,893	0,009	0,031	0,034	0,012	0,020
6	0,874	0,010	0,039	0,033	0,013	0,031
7	0,853	0,010	0,046	0,032	0,016	0,043
8	0,835	0,010	0,049	0,031	0,020	0,054
9	0,819	0,010	0,051	0,031	0,024	0,065
10	0,804	0,010	0,051	0,031	0,027	0,077
11	0,790	0,010	0,050	0,032	0,030	0,088
12	0,776	0,010	0,050	0,033	0,033	0,098
13	0,763	0,010	0,049	0,035	0,035	0,108
14	0,749	0,011	0,048	0,036	0,038	0,118
15	0,736	0,013	0,047	0,038	0,040	0,126
16	0,722	0,015	0,047	0,040	0,042	0,135
17	0,709	0,017	0,046	0,042	0,044	0,143
18	0,695	0,019	0,046	0,044	0,045	0,150
19	0,683	0,022	0,045	0,046	0,047	0,158
20	0,670	0,024	0,044	0,048	0,049	0,164

Notas: VaRITUB4 - VaR do Itaú; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.

Fonte: O autor, 2019.

Utilizando o Beta como medida de mensuração do risco do Itaú, o teste de cointegração de Johansen na Tabela 22 também mostra, a um nível de 95% de confiança, cinco possíveis cointegrações.

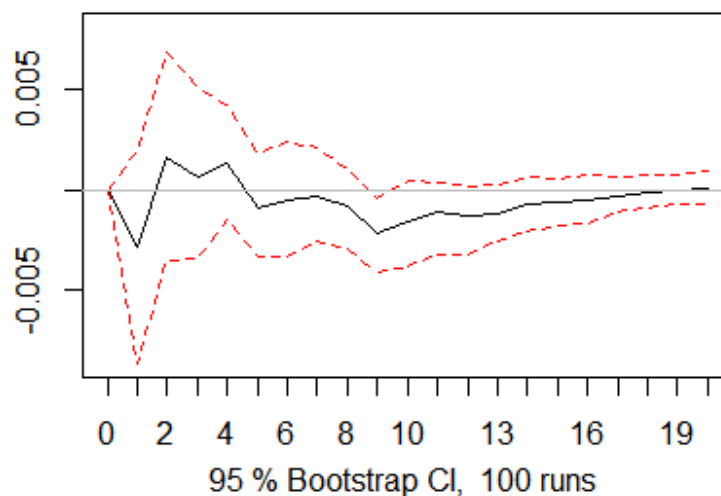
Tabela 22 - Teste de Cointegração de Johansen - Beta Itaú

Procedimento de Johansen				
Tipo teste: Estatística do Traço sem tendência linear e constante na cointegração				
	Trace Statistic	10pct	5pct	1pct
$r \leq 5$	7,361	7,520	9,240	12,970
$r \leq 4$	32,212	17,850	19,960	24,600
$r \leq 3$	57,977	32,000	34,910	41,070
$r \leq 2$	95,549	49,650	53,120	60,160
$r \leq 1$	154,294	71,860	76,070	84,450
$r = 0$	220,550	97,180	102,140	111,010

Fonte: O autor, 2019.

Na Figura 48 é possível ver a análise da função impulso resposta de um choque no GAP de juros e a reação do banco, utilizando como medida de risco o Beta. A resposta indica que o choque positivo no GAP faz com que a taxa de juros fique acima da taxa considerada natural, o que faz com que o banco diminua seu risco. Essa reação é estatisticamente significativa no mês 9, dentro do intervalo de confiança de 95%.

Figura 48 - Beta do Banco Itaú - - GAP

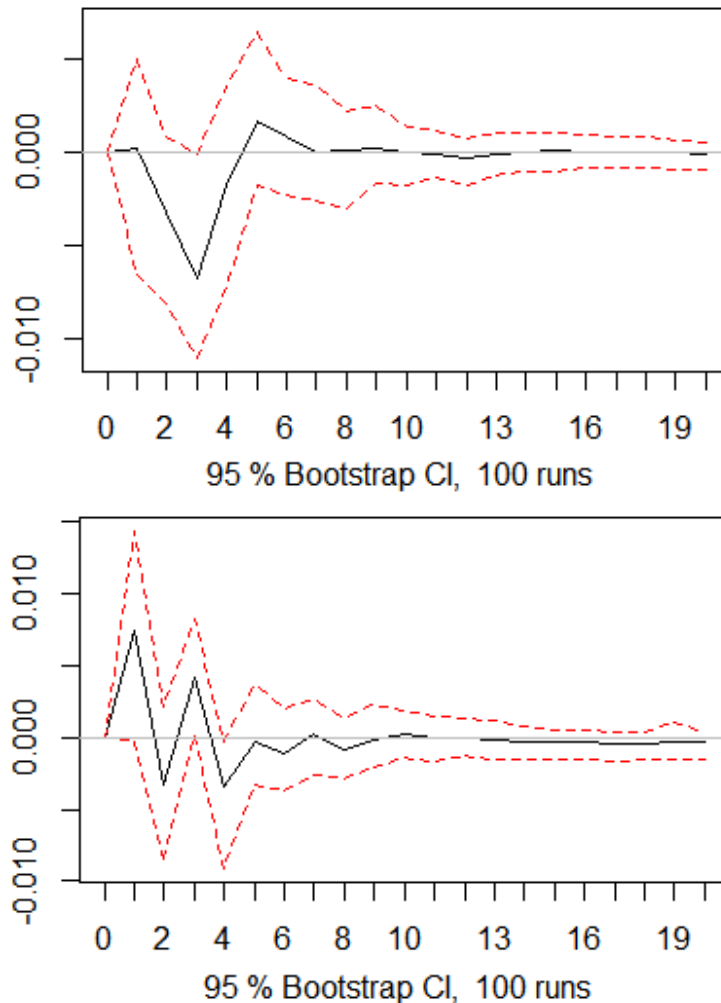


Fonte: O autor, 2019.

Os choques das variáveis correspondentes ao PIB e ao Crédito também geraram reação por parte do Itaú, conforme pode ser visto na Figura 49. O choque positivo no

PIB, podendo ser interpretado como um aumento na renda e capacidade de pagamento das famílias e firmas, gerou uma queda significativa no Beta do banco no terceiro mês. Já a expansão do crédito, devido ao choque, elevou o nível de risco do banco também no terceiro mês. Novamente, essa expansão do crédito está associada à elevação do risco de acordo com a teoria e as evidências empíricas.

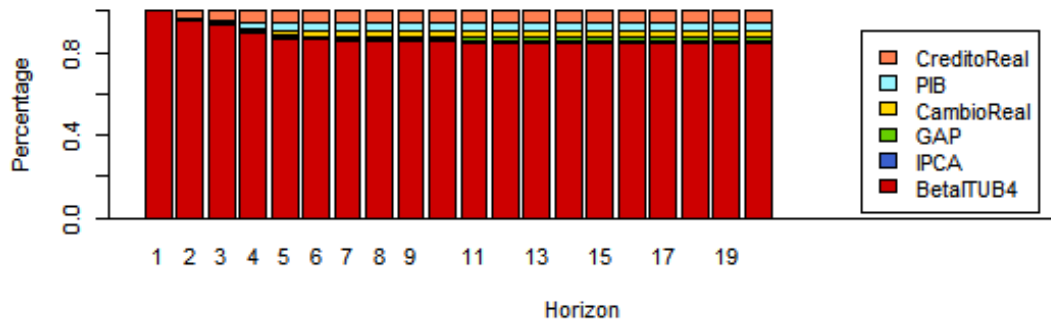
Figura 49 - Beta do Banco Itaú - PIB e Crédito



Fonte: O autor, 2019.

A análise da decomposição da variância utilizando o Beta como medida de risco mostra uma participação considerável das variáveis macroeconômicas, mas não com o mesmo destaque quando utilizado o VaR. Ainda assim, é perceptível a participação da variável de crédito na variância, iniciando com um valor próximo a 0,04 no mês dois e com participação crescente até se estabilizar próximo de 0,06. Ou seja, no mês 20 por exemplo, aproximadamente 6% da variância dos erros de previsão da variável Beta é causado pelo Crédito.

Figura 50 - Decomposição da Variância do Beta do Itaú



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 23 - Decomposição da variância

Passos	ITUB4BETA	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,952	0,004	0,006	0,002	0,000	0,037
3	0,935	0,004	0,007	0,004	0,007	0,043
4	0,895	0,005	0,007	0,004	0,036	0,053
5	0,866	0,009	0,008	0,024	0,036	0,058
6	0,863	0,009	0,008	0,025	0,037	0,057
7	0,858	0,009	0,009	0,029	0,037	0,057
8	0,858	0,009	0,009	0,029	0,037	0,057
9	0,855	0,010	0,009	0,031	0,037	0,058
10	0,852	0,010	0,012	0,031	0,037	0,058
11	0,851	0,010	0,013	0,032	0,037	0,057
12	0,850	0,010	0,014	0,032	0,037	0,057
13	0,849	0,010	0,015	0,032	0,037	0,057
14	0,848	0,010	0,016	0,032	0,037	0,057
15	0,847	0,011	0,016	0,032	0,037	0,057
16	0,847	0,011	0,016	0,032	0,037	0,057
17	0,846	0,011	0,016	0,032	0,037	0,057
18	0,846	0,011	0,016	0,032	0,037	0,057
19	0,846	0,011	0,016	0,032	0,037	0,058
20	0,846	0,011	0,016	0,032	0,037	0,058

Notas: ITUB4BETA - Primeira diferença do Beta do Itaú; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.

Fonte: O autor, 2019.

5.5.3 Bradesco

Para o banco Bradesco, usando como medida de risco em um primeiro momento o VaR, o teste de cointegração de Johansen revelou até cinco cointegrações possíveis. Os resultados do teste utilizando a estatística do traço podem ser vistos na Tabela 24:

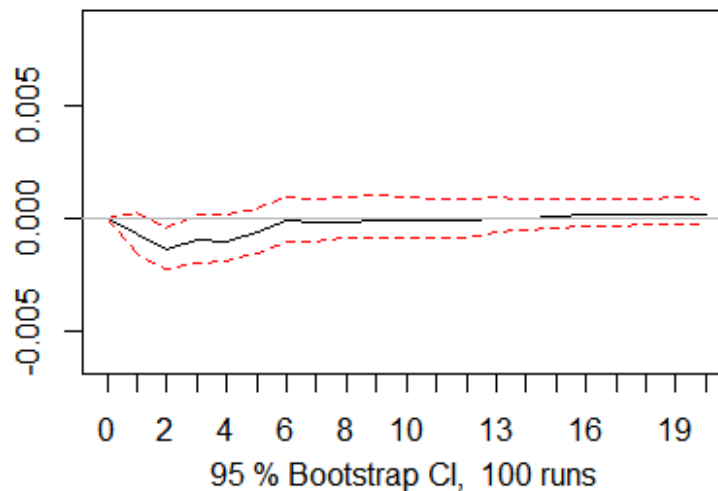
Tabela 24 - Teste de Cointegração de Johansen - VaR Bradesco

Procedimento de Johansen				
Tipo teste: Estatística do Traço sem tendência linear e constante na cointegração				
	Trace Statistic	10pct	5pct	1pct
$r \leq 5$	6,553	7,520	9,240	12,970
$r \leq 4$	22,908	17,850	19,960	24,600
$r \leq 3$	47,110	32,000	34,910	41,070
$r \leq 2$	75,164	49,650	53,120	60,160
$r \leq 1$	121,633	71,860	76,070	84,450
$r = 0$	181,822	97,180	102,140	111,010

Fonte: O autor, 2019.

A análise da função impulso resposta do modelo com o VaR como indicador de risco do Bradesco mostrou resposta aos choques de três variáveis macro: GAP dos juros, Taxa de Câmbio e Crédito. Na Figura 51 está representado a resposta ao choque positivo no GAP dos juros: essa perturbação positiva faz com que a medida de risco do banco caia no segundo mês, evidenciando uma reação esperada do Bradesco.

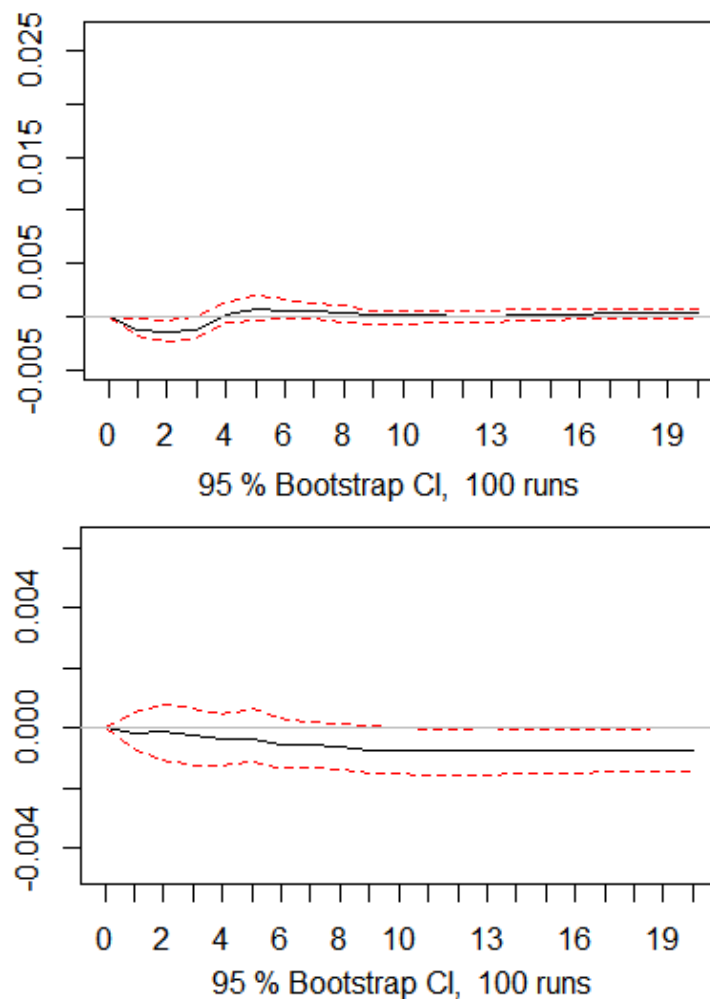
Figura 51 - VaR do Banco Bradesco - GAP



Fonte: O autor, 2019.

A Figura 52 registra a resposta às outras duas variáveis macro. O choque na variável de câmbio faz com que o risco do banco, assim como nos casos anteriores envolvendo a variável, caia de forma sensível, corroborando com Guerra et al. (2013). Já a variável de crédito teve uma reação contrária ao esperado, uma vez que na função a expansão do crédito faz com que o VaR do Bradesco registre uma queda a partir do décimo mês. Mas é importante ressaltar que essa reação mais demorada pode ser consequência de uma mudança no gerenciamento de risco e, com isso, uma redução do risco do que uma consequência da expansão do crédito.

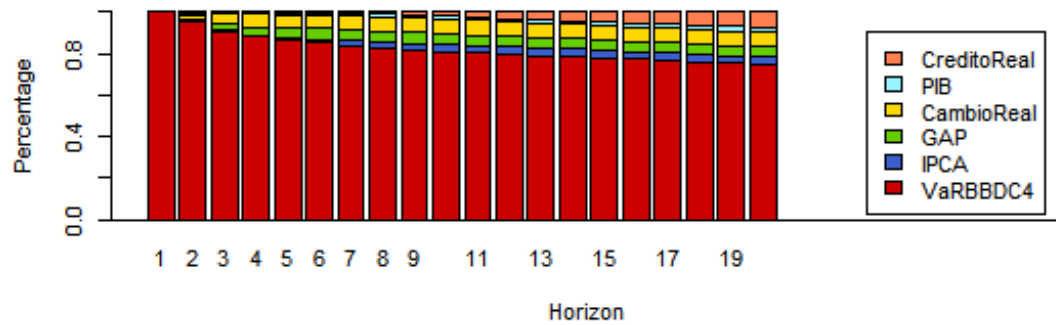
Figura 52 - VaR do Banco Bradesco - Câmbio e Crédito



Fonte: O autor, 2019.

A decomposição da variância evidenciada a seguir mostra uma participação bem distribuída entre as variáveis macroeconômicas, em especial o GAP dos juros, o Câmbio e o Crédito. No caso da segunda variável macroeconômica citada, por exemplo, esses valores começam próximos a 0,02 no segundo mês após o choque e cresce até atingir valores próximos de 0,07 nos últimos meses.

Figura 53 - Decomposição da Variância do VaR do Bradesco



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 25 - Decomposição da variância

Passos	VaRBBDC4	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,955	0,003	0,008	0,023	0,010	0,001
3	0,908	0,004	0,032	0,048	0,008	0,001
4	0,882	0,008	0,039	0,061	0,008	0,001
5	0,871	0,010	0,049	0,060	0,008	0,003
6	0,852	0,018	0,052	0,064	0,009	0,004
7	0,840	0,025	0,052	0,067	0,009	0,007
8	0,827	0,030	0,051	0,070	0,012	0,010
9	0,816	0,035	0,051	0,072	0,013	0,014
10	0,809	0,037	0,050	0,071	0,013	0,020
11	0,803	0,037	0,050	0,071	0,014	0,026
12	0,797	0,037	0,049	0,070	0,015	0,031
13	0,792	0,037	0,049	0,070	0,015	0,037
14	0,786	0,037	0,049	0,070	0,016	0,042
15	0,780	0,037	0,048	0,070	0,017	0,047
16	0,774	0,037	0,048	0,070	0,019	0,053
17	0,768	0,037	0,048	0,070	0,020	0,058
18	0,761	0,037	0,048	0,071	0,021	0,062
19	0,754	0,037	0,048	0,071	0,023	0,067
20	0,747	0,038	0,048	0,072	0,025	0,071

Notas: VaRBBDC4 - VaR do Bradesco; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.

Fonte: O autor, 2019.

Usando o Beta do Bradesco como medida de risco, o teste de Johansen identificou, ao contrário dos casos anteriores, quatro possíveis cointegrações.

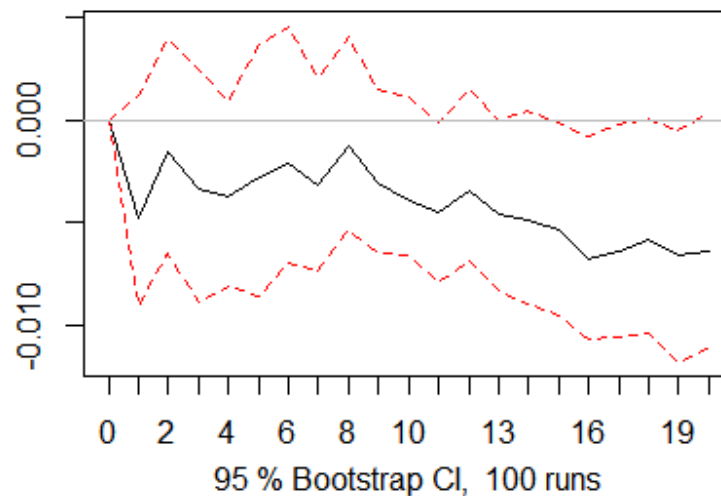
Tabela 26 - Teste de Cointegração de Johansen - Beta Bradesco

Procedimento de Johansen				
Tipo teste: Estatística do Traço sem tendência linear e constante na cointegração				
	Trace Statistic	10pct	5pct	1pct
$r \leq 5$	3,034	7,520	9,240	12,970
$r \leq 4$	18,595	17,850	19,960	24,600
$r \leq 3$	41,005	32,000	34,910	41,070
$r \leq 2$	72,208	49,650	53,120	60,160
$r \leq 1$	105,928	71,860	76,070	84,450
$r = 0$	160,335	97,180	102,140	111,010

Fonte: O autor, 2019.

Olhando para a função impulso resposta, o banco Bradesco, usando o Beta como medida de risco, foi o primeiro banco a reagir a variável IPCA. No entanto, a reação no caso foi diferente do esperado, de modo que um choque no índice de preços levou o Beta do Bradesco a cair no décimo sexto mês. Essa resposta estatisticamente significativa somente após vários meses novamente pode indicar mais uma reação do banco em termos de gerenciamento de risco do que uma consequência natural do choque.

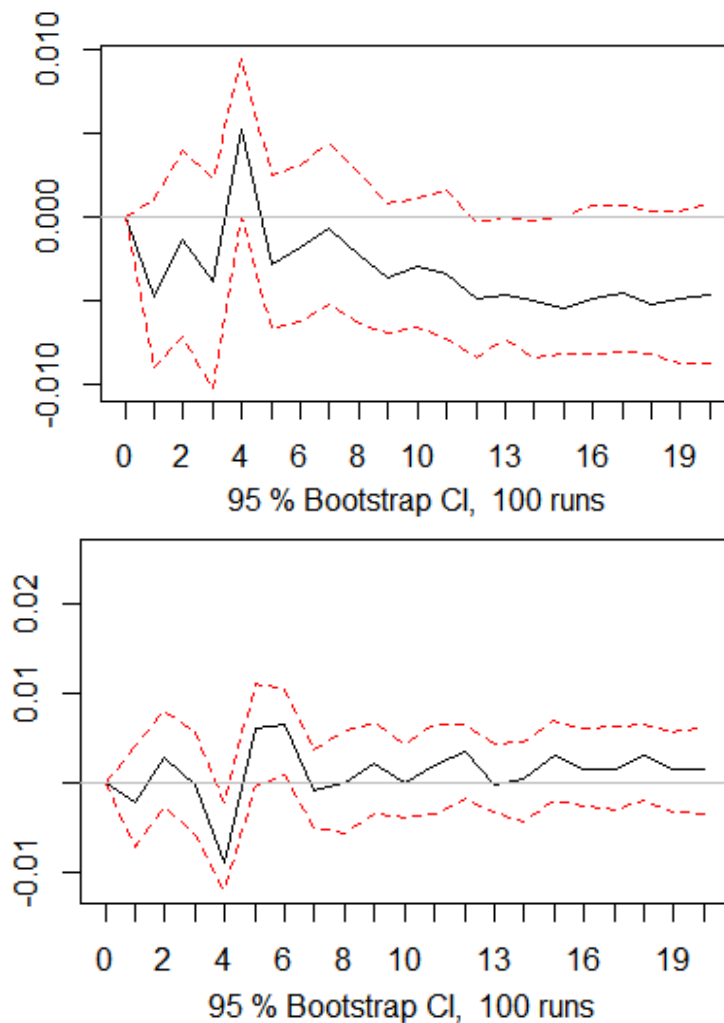
Figura 54 - Beta do Banco Bradesco - IPCA



Fonte: O autor, 2019.

A Figura 55 indica a reação a outras duas variáveis macro por parte do Bradesco: o GAP nos juros e a taxa de Câmbio. No primeiro caso, o aumento no GAP dos juros corrobora novamente com as evidências empíricas na economia brasileira, ao registrar uma queda no Beta a partir do décimo segundo mês. O choque na variável de Câmbio registrou, assim como nos casos anteriores, uma queda no risco do Bradesco no quarto mês.

Figura 55 - Beta do Banco Bradesco - GAP e Câmbio

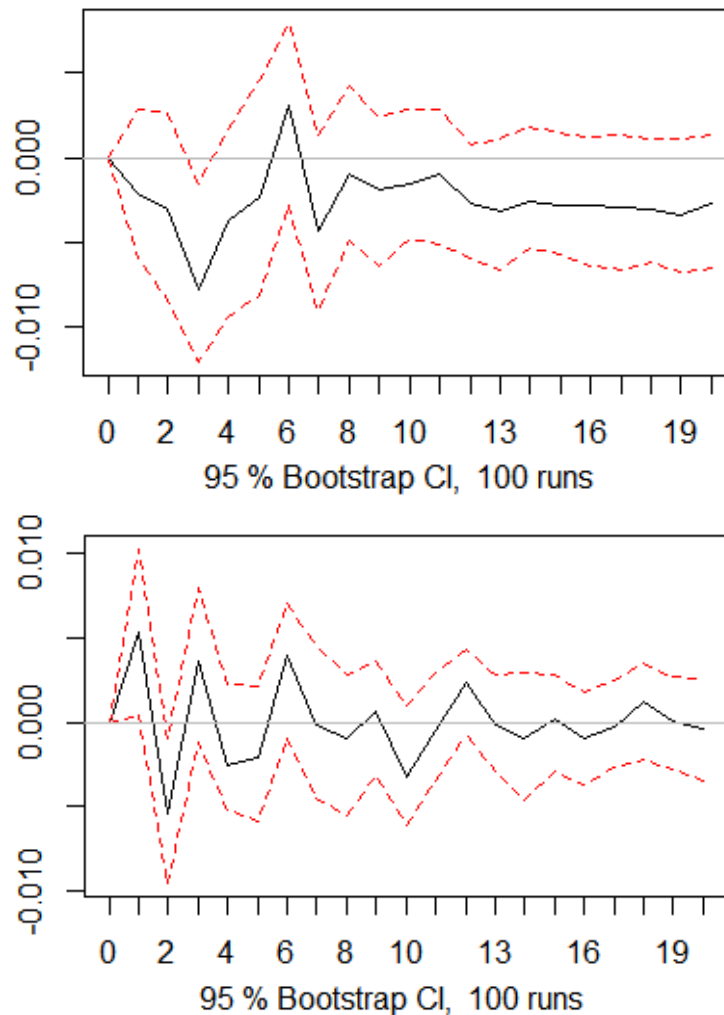


Fonte: O autor, 2019.

Já a Figura 56 mostra as últimas duas reações aos choques macroeconômicos, evidenciando que o Beta do Bradesco apresentou mudanças para todas as variáveis. Neste caso, a resposta se deu a choques em duas variáveis: no PIB e no Crédito. No primeiro caso, devido ao choque positivo na variação do produto, houve uma queda significativa no risco logo no terceiro mês. Enquanto que a variável de Crédito apresentou uma reação

positiva no risco logo no mês seguinte enquanto que no segundo mês após o choque a reação foi contrária.

Figura 56 - Beta do Banco Bradesco - PIB e Crédito



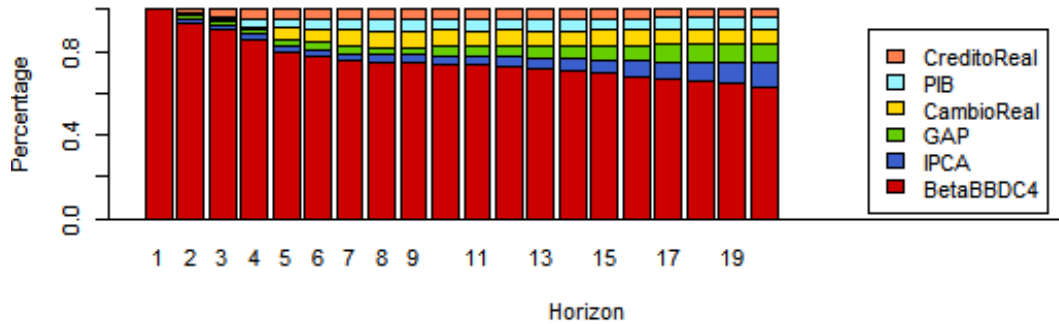
Fonte: O autor, 2019.

A análise da decomposição de variância ajuda a explicar a resposta estatisticamente significativa para todos os choques nas variáveis macroeconômicas. É perceptível ao longo dos meses após o choque uma participação de todas as variáveis na variância dos erros de previsão do Beta do Bradesco. Os resultados podem ser visualizados na Figura 57 e na Tabela 27.

Destaca-se especialmente o IPCA e o GAP dos juros. O índice de preços começa com uma variância próxima de 0,02 no segundo mês até apresentar valores próximos a 11% no último mês. Já a variável de câmbio inicia o segundo mês próximo de 0,004 e aumenta sua participação até atingir valores próximos a 6,5% no último mês. No final, é possível verificar que "apenas" 63,2% da variância dos erros de previsão da variável de risco é devido a ela própria, enquanto que os outros 36,8% correspondem às variáveis

macroeconômicas.

Figura 57 - Decomposição da Variância do Beta do Bradesco



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 27 - Decomposição da variância

Passos	BBDC4BETA	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,940	0,016	0,017	0,004	0,003	0,020
3	0,910	0,017	0,017	0,008	0,009	0,039
4	0,861	0,022	0,024	0,007	0,044	0,043
5	0,798	0,027	0,036	0,050	0,047	0,042
6	0,775	0,030	0,039	0,067	0,047	0,042
7	0,755	0,030	0,037	0,082	0,049	0,047
8	0,749	0,034	0,036	0,080	0,056	0,045
9	0,749	0,034	0,038	0,079	0,055	0,045
10	0,742	0,037	0,043	0,078	0,055	0,044
11	0,735	0,043	0,045	0,076	0,054	0,047
12	0,727	0,050	0,049	0,075	0,053	0,046
13	0,715	0,052	0,056	0,077	0,054	0,046
14	0,706	0,058	0,062	0,074	0,056	0,044
15	0,695	0,065	0,070	0,071	0,056	0,043
16	0,681	0,073	0,077	0,071	0,057	0,041
17	0,666	0,085	0,082	0,069	0,057	0,040
18	0,655	0,095	0,086	0,067	0,058	0,038
19	0,644	0,102	0,091	0,067	0,059	0,037
20	0,632	0,112	0,095	0,066	0,060	0,036

Notas: BBDC4BETA - Primeira diferença do Beta do Bradesco; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.
Fonte: O autor, 2019.

5.5.4 IFNCBV

Por último, a Tabela 28 mostra os resultados do teste de cointegração de Johansen, utilizando o VaR do índice IFNCBV. Os resultados apontam para a existência de até 5 cointegrações possíveis, que serão levadas em consideração na estimação do VECM.

Tabela 28 - Teste de Cointegração de Johansen - VaR IFNCBV

Procedimento de Johansen				
Tipo teste: Estatística do Traço sem tendência linear e constante na cointegração				
	Trace Statistic	10pct	5pct	1pct
r ≤ 5	8,770	7,520	9,240	12,970
r ≤ 4	23,921	17,850	19,960	24,600
r ≤ 3	44,415	32,000	34,910	41,070
r ≤ 2	74,533	49,650	53,120	60,160
r ≤ 1	126,521	71,860	76,070	84,450
r = 0	202,811	97,180	102,140	111,010

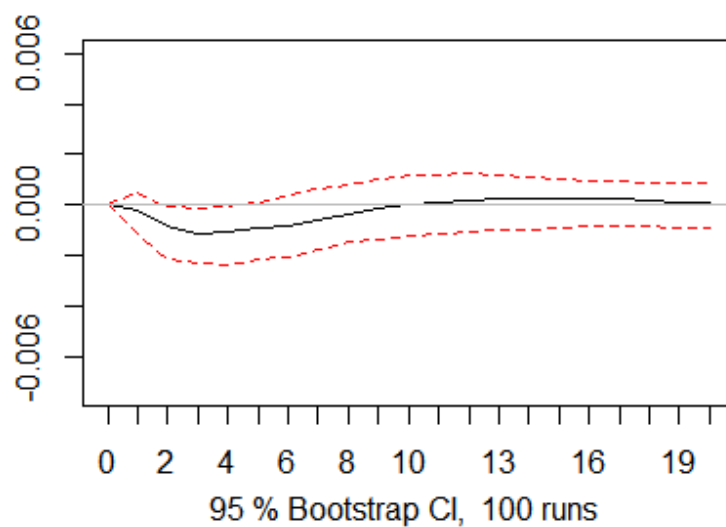
Fonte: O autor, 2019.

Para a variável de risco VaR do índice IFNCBV, houve reação a quatro choques de variáveis macroeconômicas: GAP, Câmbio, PIB e Crédito. Na Figura 58, é reportada a reação do índice em relação a um choque positivo no GAP dos juros e dado que o índice IFNCBV compõe a carteira de empresas do setor financeiro, é de se esperar com a análise uma queda no nível de risco do setor.

A Figura 59 registra a resposta em relação aos choques da variável de Câmbio e da variável relacionada ao PIB. É possível verificar que nesse caso, o choque no Câmbio possui resposta diferente aos casos anteriores, com uma elevação no VaR a partir do décimo primeiro mês. No entanto, essa relação também é esperada caso, por exemplo, a quantidade de passivo em moeda estrangeira é maior do que o ativo. Já para o PIB, a reação está de acordo com a teoria, uma vez que o choque positivo faz com que a medida de risco do IFNCBV caia a partir do mês 6.

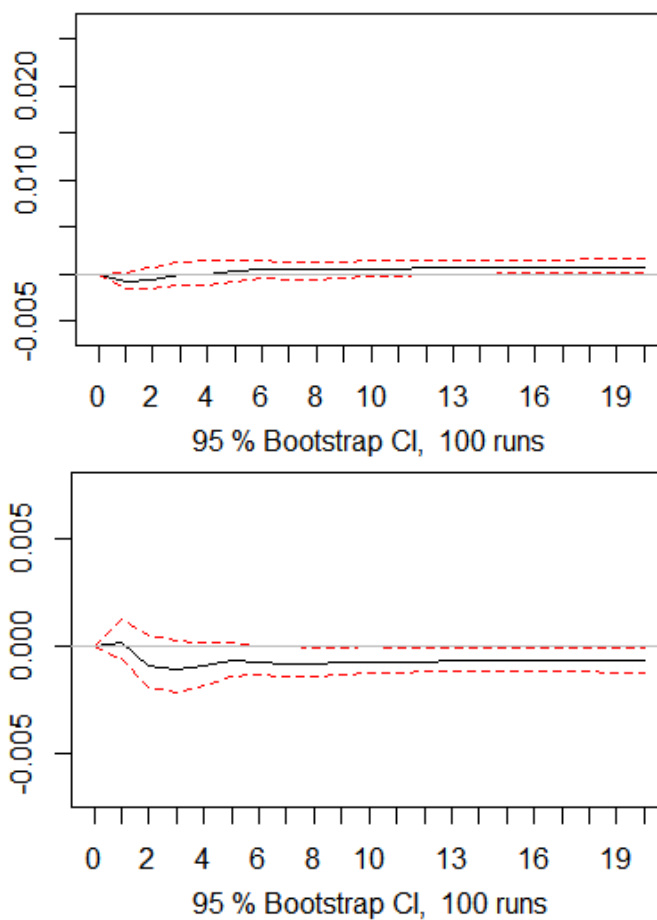
A resposta em relação ao choque no crédito se encontra na Figura 60. Nela é possível verificar que a expansão no crédito levou a uma queda, a partir do terceiro mês após o choque, na mensuração do risco feita pelo VaR do IFNCBV. Tal resultado, conforme evidenciado na literatura, é um resultado esperado dado que a expansão no crédito em si não está associada necessariamente à elevação dos riscos. Como uma das principais atividades e serviços prestados pelas instituições financeiras, a maior concessão de crédito pode não só reduzir o risco geral do portfólio da instituição, como também elevar os lucros e conseqüentemente reduzir reduzir riscos de liquidez e insolvência, por exemplo.

Figura 58 - VaR do índice IFNCBV - GAP



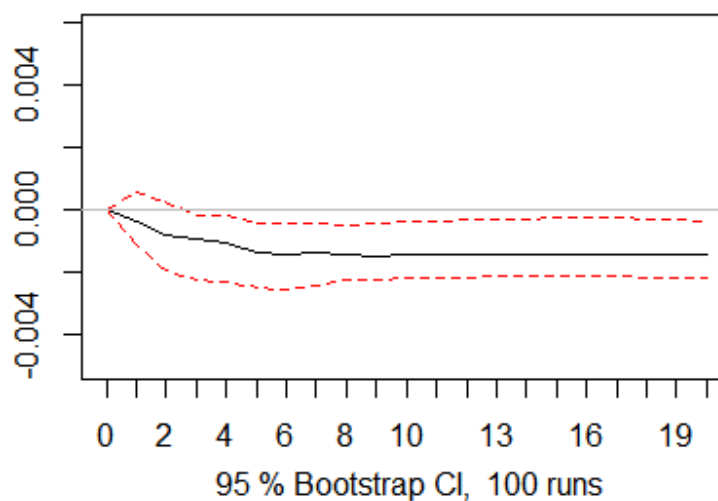
Fonte: O autor, 2019.

Figura 59 - VaR do índice IFNCBV - Câmbio e PIB



Fonte: O autor, 2019.

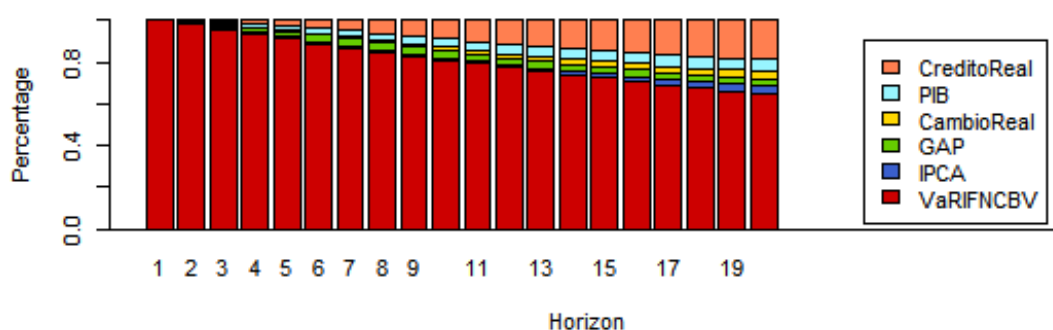
Figura 60 - VaR do índice IFNCBV - Crédito



Fonte: O autor, 2019.

A decomposição de variância dos erros de previsão do VaR do índice IFNCBV pode ser vista graficamente na Figura 61 e em maiores detalhes na Tabela 29. Destaques para o PIB e em especial a variável de crédito, que possui participação crescente na variância. O PIB possui participação a partir do terceiro mês após o choque, com valor próximo a 0,009, aumentando essa contribuição até chegar a valores próximos de 0,06 no vigésimo mês. Já a variável de crédito, com maior destaque, possui participação na variância dos erros de previsão da medida de risco já a partir do segundo mês, por volta de 0,002, aumentando cada vez mais essa margem de contribuição. No último mês, por exemplo, esse valor chega próximo a 20%.

Figura 61 - Decomposição da Variância do VaR do índice IFNCBV



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 29 - Decomposição da variância

Passos	VaRIFNCBV	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,988	0,001	0,001	0,009	0,000	0,002
3	0,958	0,009	0,007	0,009	0,009	0,008
4	0,932	0,012	0,017	0,008	0,017	0,014
5	0,911	0,011	0,025	0,008	0,022	0,022
6	0,889	0,011	0,031	0,009	0,025	0,036
7	0,866	0,011	0,035	0,010	0,028	0,050
8	0,846	0,010	0,036	0,012	0,032	0,062
9	0,827	0,010	0,036	0,014	0,036	0,076
10	0,810	0,010	0,036	0,016	0,040	0,089
11	0,793	0,011	0,035	0,018	0,043	0,102
12	0,776	0,012	0,034	0,020	0,045	0,114
13	0,759	0,013	0,034	0,022	0,048	0,125
14	0,742	0,015	0,033	0,024	0,050	0,135
15	0,725	0,018	0,033	0,027	0,052	0,145
16	0,709	0,021	0,033	0,029	0,053	0,155
17	0,693	0,025	0,032	0,032	0,055	0,163
18	0,678	0,028	0,032	0,034	0,056	0,172
19	0,663	0,032	0,031	0,037	0,058	0,180
20	0,649	0,035	0,031	0,039	0,059	0,188

Notas: VaRIFNCBV - VaR do índice IFNCBV; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.
Fonte: O autor, 2019.

O teste de cointegração para o modelo com o Beta do IFNCBV mostra também até cinco cointegrações possíveis e os resultados podem ser vistos na Tabela 30 abaixo:

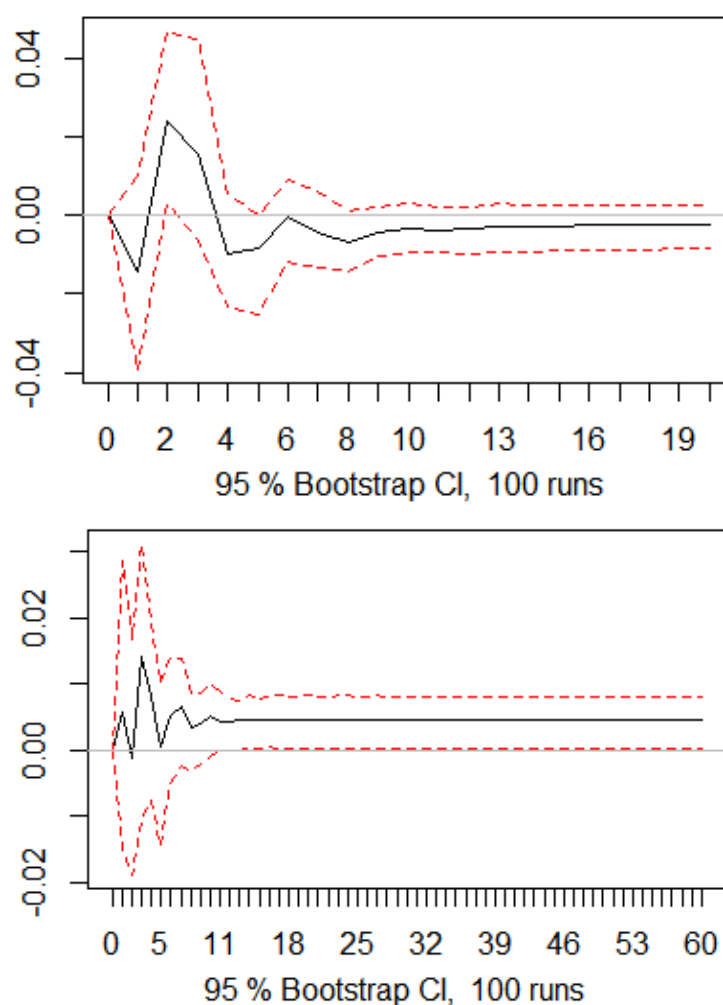
Tabela 30 - Teste de Cointegração de Johansen - Beta IFNCBV

Procedimento de Johansen				
Tipo teste: Estatística do Traço sem tendência linear e constante na cointegração				
	Trace Statistic	10pct	5pct	1pct
$r \leq 5$	8,610	7,520	9,240	12,970
$r \leq 4$	24,607	17,850	19,960	24,600
$r \leq 3$	52,975	32,000	34,910	41,070
$r \leq 2$	95,661	49,650	53,120	60,160
$r \leq 1$	168,037	71,860	76,070	84,450
$r = 0$	251,372	97,180	102,140	111,010

Fonte: O autor, 2019.

Os resultados da análise de função impulso resposta mostraram em um primeiro momento apenas a reação com relação ao choque do IPCA. O resultado para essa variável estava de acordo com a teoria, uma vez que o aumento no índice de preços tende a elevar os riscos das instituições. No entanto, como pode ser visto na Figura 62, a variável em relação ao crédito não ficou muito clara, mas deu indícios de reação também. Optou-se portanto em ampliar a análise para essa variável para 60 meses, confirmando de fato que o choque gera uma elevação do Beta. Embora o resultado contrário da medida do VaR do IFNCBV, os dois casos acontecem em períodos diferentes. Ainda assim, esse foi o único caso em que os resultados divergentes entre as duas medidas de risco não geraram a robustez necessária para indicar o provável comportamento do banco, ao contrário de todos os outros casos.

Figura 62 - Beta do índice IFNCBV - IPCA e Crédito

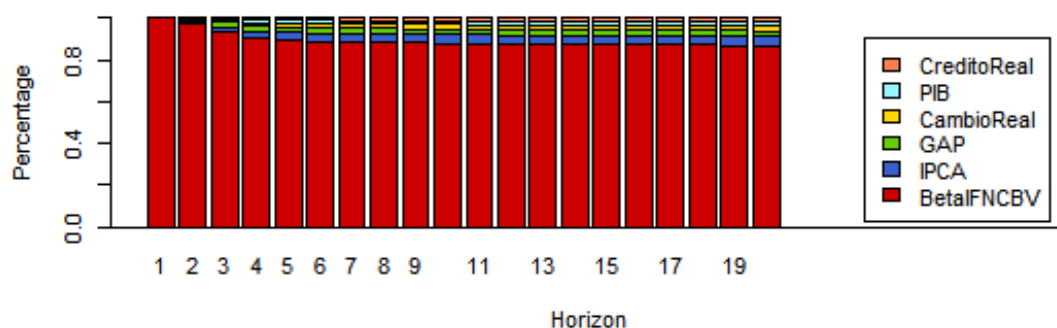


Fonte: O autor, 2019.

A análise da decomposição está registrado na Figura 63 e na Tabela 31 e mostra uma participação menor das variáveis macroeconômicas, mas com destaque para a IPCA,

que inicia com valor próximo a 0,008 e termina no vigésimo mês com participação de um pouco mais que 4%.

Figura 63 - Decomposição da Variância do Beta do índice IFNCBV



Fonte: O autor, 2019.

Tabela 31 - Decomposição da variância

Passos	IFNCBVBETA	IPCA	GAP	Câmbio Real	PIB	Crédito Real
1	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,973	0,008	0,009	0,000	0,009	0,001
3	0,931	0,027	0,024	0,008	0,009	0,001
4	0,905	0,034	0,025	0,015	0,013	0,008
5	0,895	0,037	0,025	0,019	0,014	0,010
6	0,889	0,039	0,027	0,019	0,016	0,010
7	0,886	0,039	0,027	0,021	0,016	0,011
8	0,884	0,039	0,027	0,021	0,016	0,012
9	0,882	0,041	0,027	0,022	0,016	0,012
10	0,880	0,041	0,027	0,022	0,017	0,013
11	0,879	0,042	0,027	0,022	0,017	0,014
12	0,878	0,042	0,027	0,022	0,017	0,014
13	0,877	0,042	0,027	0,022	0,017	0,015
14	0,876	0,043	0,027	0,022	0,017	0,016
15	0,875	0,043	0,027	0,022	0,017	0,016
16	0,873	0,043	0,027	0,023	0,017	0,017
17	0,872	0,043	0,027	0,023	0,017	0,018
18	0,871	0,043	0,027	0,023	0,017	0,018
19	0,870	0,043	0,027	0,023	0,017	0,019
20	0,869	0,043	0,027	0,023	0,018	0,020

Notas: IFNCBVBETA - Primeira diferença do Beta do índice IFNCBV; Câmbio Real - Primeira diferença logarítmica do índice do câmbio real; PIB - Primeira diferença logarítmica do índice IBC-Br; Crédito Real - Primeira diferença logarítmica do estoque real de crédito.

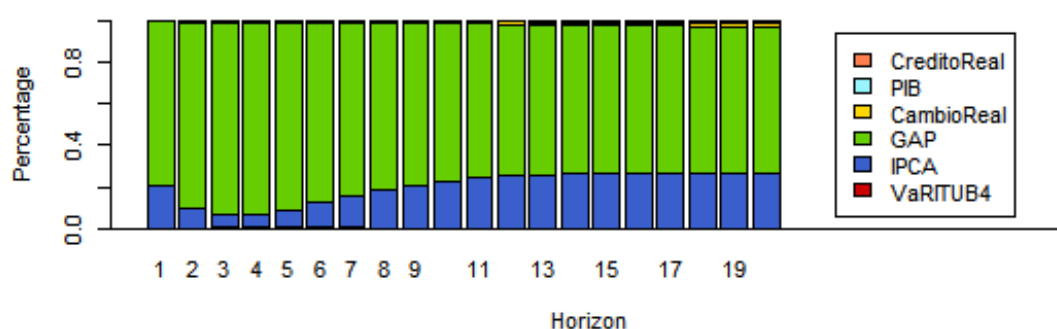
Fonte: O autor, 2019.

5.6 Resultados - resumo e complementos

Os resultados acima encontrados permitem inferir informações relevantes do material teórico utilizado e das relações estabelecidas entre as variáveis. Primeiro, há a confirmação além da teoria da necessidade de se utilizar um modelo de vetores autor-regressivos (VAR) restrito quando se utiliza variáveis macroeconômicas estacionárias em primeira diferença. A utilização, assim, do modelo de correção de erros (VEC), permite captar as relações de cointegrações entre as variáveis e os resultados apontam uma melhora considerável nas relações encontradas, uma vez que os modelos VEC foram capazes de captar um número maior de relações entre as variáveis macroeconômicas e as de risco.

Antes de resumir os principais resultados encontrados acima, as análises dos modelos, em especial a decomposição de variância dos erros de previsão, trouxe um detalhe importante não mencionado anteriormente. No entanto, a capacidade do modelo em extrair essa informação traz bons indícios de robustez do modelo analisado e optou-se por mencionar este detalhe. Em todos os modelos analisados, a decomposição de variância mostrou que uma parte considerável da variância dos erros de previsão do GAP dos juros era causada pelo IPCA. Estes resultados ainda ficaram mais evidentes quando se testou, em um primeiro momento, apenas a taxa SELIC como variável de juros. Este resultado é interessante porque torna evidente esta correlação entre as duas variáveis macroeconômicas, uma vez que a taxa de juros é um meio bastante utilizado para controle da inflação. Um exemplo, da Figura 64, foi extraído da decomposição do modelo VEC com a variável de risco VaR do Itaú:

Figura 64 - Decomposição da Variância do GAP da taxa de juros



Fonte: O autor, 2019.

Olhando diretamente para os resultados encontrados, é possível verificar como a estratégia de utilização de duas variáveis de risco foi importante no processo de captação das relações. Em apenas um resultado (VaR e Beta do IFNCBV com choque no crédito) houve contradição entre as variáveis de Risco, embora os efeitos do choque tenham sido em momentos diferentes. Em todos os outros casos, houve alinhamento entre as reações

das duas medidas de risco (VaR e Beta) em relação aos choques macroeconômicos. Isso dá segurança e reforça os argumentos defendidos sobre a capacidade do banco em reagir a diferentes componentes macro.

As variáveis de risco reagiram em especial aos choques no PIB (representado pelo índice IBC-Br), no câmbio (através do índice da taxa de câmbio real efetiva) e no crédito (estoque total real de crédito). A reação com relação ao choque na variável do produto mostra uma reação negativa por parte da variável de risco, ou seja, há uma queda no risco quando há períodos de crescimento na economia, resultados alinhados com Vazquez et al. (2012). Já o câmbio apresentou variações diferentes, atestando novamente para as relações enunciadas na literatura econômica. Isso porque as variações podem ser positivas ou negativas, dependendo do modo como os bancos gerenciam seus ativos e passivos em moeda estrangeira. No entanto, ao olhar para as funções impulso resposta é possível ver que os impactos são muito pequenos, corroborando com Guerra et al. (2013), muito provavelmente pela baixa exposição que os bancos possuem em relação ao câmbio. O crédito também apresentou variações diferentes dependendo dos bancos avaliados, ou seja, a expansão no estoque de crédito em alguns casos elevou o risco, sendo que em outros houve redução no risco. É importante salientar novamente que em apenas um caso não houve correspondência entre as duas medidas de risco analisadas.

Houve também significância estatística em alguns casos, mas em menor número, relacionada aos choques no GAP dos juros. É importante ressaltar novamente que essa variável criada tem como objetivo medir o quanto o desvio das taxas de juros do seu equilíbrio de longo prazo pode impactar nos riscos dos bancos. Os resultados, em todos os casos analisados, mostra uma correlação negativa entre a variável macroeconômica e as medidas de risco. Tais resultados estão em consonância com o que Borio e Zhu (2008) chama de *risk-taking channel* e corrobora ainda com os resultados encontrados para o Brasil em Tabak et al. (2010), Montes e Peixoto (2014) e Moraes et al. (2016). Já a variável de inflação, representada pela variação mensal do IPCA, teve significância estatística em apenas dois casos, mas isso não significa que o índice de preços não seja uma variável importante. O resultado talvez permita inferir que o gerenciamento de risco dos bancos olha mais para projeções e inflação acumulada do que propriamente uma variação inesperada no IPCA.

Por fim, os resultados apontam uma certa diferença na reação dos choques nas variáveis macroeconômicas de acordo com a natureza dos bancos (público ou privado). Embora com pequeno número para comparação por uma questão de trade-off entre mais bancos e mais observações, as análises de função impulso resposta do Banco do Brasil com os outros dois bancos privados e o índice IFNCBV mostram que o banco público reagiu bem menos aos choques nas variáveis macroeconômicas, utilizando tanto a variável de risco VaR ou Beta. Essa característica encontrada pode estar associada à “cobertura” ou seguro que a União e o Tesouro Nacional proporcionam ao banco, por exemplo, podendo

injetar recursos através da concessão de crédito com destino específico e sem vencimento. Reforça essa ideia o fato do Beta da instituição pública ser bem mais elevado que as outras duas instituições financeiras e o índice IFNCBV, podendo ser visto no tópico 3 na descrição da variável. Outra característica que endossa esse argumento é o fato de que os três bancos analisados possuem estruturas e tamanhos muito semelhantes e juntos, compõe boa parte dos ativos, lucros e concessões de crédito do setor bancário brasileiro.

Tais resultados encontrados corroboram com os estudos de Adrian e Liang (2016) e Adrian et al. (2019) sobre a necessidade de se levar em consideração as condições do sistema financeiro e a formulação de políticas econômicas, como a política monetária. Dada a influência que as instituições bancárias exercem sobre a economia e a orientação de crescimento da intermediação financeira, as conclusões deste trabalho evidenciam a necessidade de se avaliar as condições do sistema financeiro, em especial ao bancário, nas avaliações de política econômica.

5.7 Testes de estabilidade e resíduos- VAR E VECM

É importante que alguns testes de estabilidade sejam realizados de modo a sustentar os resultados encontrados para os modelos VAR e VEC. Em especial, foram selecionados os testes de verificação de autocorrelação serial, heterocedasticidade e normalidade dos resíduos. Ademais, foi verificado as raízes unitárias da equação característica dos modelos. Os resultados dos testes, realizados utilizando os softwares RStudio e EViews, se encontram no Anexo D e E.

5.7.1 Testes de resíduos - VAR E VECM

Para verificar o comportamento dos termos de erro, foi feito o teste de Portmanteau para a verificação de presença de autocorrelação serial dos resíduos nos modelos, hipótese rejeitada para todos os modelos estimados, com lags que variaram de 15 (maioria dos casos) a 21. Também foi verificado possíveis efeitos ARCH nos erros de previsão, hipótese também rejeitada para todos os modelos utilizando 5 (maioria dos casos) e 6 lags¹⁷, indicando homocedasticidade dos resíduos. No entanto, para a normalidade dos resíduos, o teste de Jarque-Bera indicou não-normalidade da distribuição dos resíduos em todos os casos. Ainda assim, a não-normalidade não invalida os resultados encontrados e segundo

¹⁷ Pfaff (2008) coloca como padrão para o teste de Portmanteau e o teste ARCH, respectivamente, 16 e 5 lags.

Johansen (1995), o efeito ARCH é considerado um problema muito mais grave que o fato dos resíduos não apresentarem distribuição normal.

5.7.2 Testes de estabilidade - VAR E VECM

Por fim, a verificação das raízes unitárias das equações características indicam que todas as raízes ficaram dentro do círculo unitário, em módulo. Tal resultado, aliado aos testes de resíduos, permite afirmar a estabilidade dos modelos VAR e VEC e aceito estatisticamente como um todo.

6 CONCLUSÕES

O novo grande colapso após a Grande Crise de 29, que se iniciou nos Estados Unidos em 2008 e se espalhou para os mercados globais, levou muitos Bancos Centrais e diversos estudos a avaliarem a relação entre as condições do sistema financeiro e bancário e a sustentabilidade da economia real. A importância do sistema em termos de mobilização e alocação de recursos, administração de risco e desenvolvimento da economia sempre foi bastante clara. Ainda assim, não foi suficiente para previsão do colapso e impacto que a última crise desencadeou para a economia americana e a disseminação para os mercados globais. A cada vez maior interligação entre as instituições impulsionados por inovações financeiras com produtos cada vez mais complexos elevou o risco sistêmico do setor e a partir de 2008, houve uma tentativa maior de monitorar e analisar essas condições do setor. Um exemplo claro desse comportamento foi a criação do Conselho de Estabilidade Financeira (Financial Stability Board - FSB), órgão internacional que monitora o sistema financeiro global e que completou em 2019 dez anos de criação.

Inspirado nesta demanda cada vez mais relevante, o presente trabalho buscou extrair informações importantes e contribuir para o estudo do setor bancário brasileiro. O principal objetivo deste trabalho, portanto, pautou-se na investigação dos determinantes macroeconômicos que impactam direta ou indiretamente no risco bancário da economia brasileira. Para tanto, o conteúdo produzido foi inspirado na literatura econômica sobre o assunto e estudos empíricos sobre a relação entre as variáveis. Como medidas de risco, foram avaliadas duas medidas (VaR e Beta), criando duas especificações para cada banco aplicadas a cada modelo (VAR e VEC), para se testar a robustez dos efeitos macroeconômicos no comportamento dos bancos. Com as séries temporais propostas, foram construídos um modelo de vetores autorregressivos e um aprimoramento com o modelo de correção de erros dada as cointegrações entre as variáveis, o que possibilitará analisar com mais clareza a relação entre as variáveis endógenas e o impacto que choques nas variáveis macro desencadeiam no nível de risco assumido pelo sistema bancário. Para isso, foram utilizados duas técnicas bastante difundidas nestes tipos de modelos: a função impulso resposta e a decomposição da variância dos erros de previsão.

Os resultados encontrados apontam para evidências de reação dos bancos às variáveis macroeconômicas selecionadas, em especial o crédito e o câmbio (com menor impacto). Ademais, há relevância econômica e estatística nos resultados encontrados, isto é, há um alinhamento das evidências teóricas e empíricas em quase todos os casos analisados e também resultados estatisticamente significantes, de modo que os valores observados são expressivos para serem atribuídos ao acaso. A ausência de respostas estatisticamente significativas na maioria dos casos de choques nos índices de preços indica que os bancos talvez olhem mais para as expectativas nos próximos meses do que variações repentinas e

não esperadas. Outra informação relevante encontrada na análise das funções impulso resposta e as decomposições de variância, é que o Banco do Brasil reage menos às mudanças macroeconômicas que os bancos privados, provavelmente devido à segurança e cobertura que bancos públicos possuem do Governo Federal. As conclusões empíricas do presente trabalho, portanto, evidenciam a necessidade em contextos de maior incerteza de se avaliar as condições do sistema financeiro nas avaliações de política econômica. Se em épocas nas quais a política monetária afeta consistentemente a probabilidade de ocorrência de uma crise, então o nível de exposição ao risco dos bancos e a conjuntura do sistema financeiro deveriam ser levados em consideração na decisão sobre a natureza e o impacto das políticas implementadas.

Por fim, embora os resultados tenham sido consistentes e bastante interessantes, uma limitação que o presente trabalho lidou foi com o trade-off entre aumentar o número de bancos versus aumentar a quantidade de observações. Optou-se portanto em tentar maximizar o máximo de observações possíveis para poder aplicar nos modelos estatísticos escolhidos e mesmo sendo pequena a amostra de bancos, são responsáveis por boa parte do lucro e da quantidade de ativos do setor bancário brasileiro. Ademais, a utilização do índice IFNCBV foi uma tentativa de captar o mercado de maneira mais amplas, algo muito próximo do conceito de *proxy*. Ao mesmo tempo, as medidas de risco são derivadas do mercado financeiro, muito especificamente do mercado de ações, o que limitou a inclusão da Caixa Econômica e que possui um importante papel na concessão de crédito no país. No entanto, as limitações acima não impediram a formação de conclusões consistentes e importantes para o sistema bancário e financeiro do país.

Trabalhos futuros podem sofrer menos com esse trade-off mencionado e incluir novos bancos, dado o maior número de informações disponíveis. Ao mesmo tempo, a linha de pesquisa pode ser complementada com a análise do risco sistêmico brasileiro através da metodologia CoVaR sugerida em Brunnermeier (2011). Embora estudos recentes avaliem para um risco sistêmico relativamente estável no país, os resultados encontrados no presente trabalho dão indícios e motivações para análise do impacto que cada instituição possui, em termos de efeito sistêmico, umas com as outras. Há potencialidade também nos valores referentes ao índice Beta captados diretamente do site da Bloomberg, uma vez que há margem de desenvolvimento de um cálculo mais rebuscado desses valores como realizado em Blank et al. (2014) através de modelos condicionais na forma de espaço de estados, em que os Betas seguem um processo estocásticos e são estimados através de um filtro de Kalman. Por fim, novas pesquisas podem implementar modelos estruturais e não somente com a utilização da forma reduzida. O grande diferencial desta metodologia é a capacidade de estabelecer relações contemporâneas entre as variáveis, sendo que o desafio para os modelos estruturais é justamente o problema de identificação da matriz de relações contemporâneas. Um dos métodos se dá pela identificação por heterocedasticidade proposta por Rigobon (2003), também desenvolvida em Brunnermeier (2017).

REFERÊNCIAS

- ADRIAN, Tobias; BRUNNERMEIER, Markus K. **CoVaR**. National Bureau of Economic Research, 2011.
- ADRIAN, Tobias et al. **A Monitoring Framework for Global Financial Stability**. Journal Issue, v. 2019, p. 6, 2019.
- ADRIAN, Tobias; LIANG, Nellie. **Monetary policy, financial conditions, and financial stability**. 2016.
- ADRIAN, Tobias; SHIN, Hyun Song. **Liquidity, monetary policy, and financial cycles**. Current issues in economics and finance, v. 14, n. 1, 2008.
- ADRIAN, Tobias; SHIN, Hyun Song. **Liquidity and leverage**. Journal of financial intermediation, v. 19, n. 3, p. 418-437, 2010.
- ALLEN, Franklin; GALE, Douglas. **Competition and financial stability**. Journal of money, credit and banking, p. 453-480, 2004.
- ALTUNBAS, Yener; GAMBACORTA, Leonardo; MARQUES-IBANEZ, David. **Does monetary policy affect bank risk-taking?**, 2010.
- ANDERSSON, P. R. S. **het.test: White's Test for Heteroskedasticity**, 2013. R package version 0.1.
- ARAÚJO, Gustavo Silva et al. **Risco sistêmico no mercado bancário brasileiro-uma abordagem pelo método CoVaR**. 2013.
- ARNOLD, J. B. **ggthemes: Extra Themes, Scales and Geoms for 'ggplot2'**, 2019. R package version 4.2.0.
- BADDELEY, A. **gofstest: Classical Goodness-of-Fit Tests for Univariate Distributions**, 2018. R package version 1.1-1.
- BALCILAR, M. **mFilter: Miscellaneous Time Series Filters**, 2019. R package version 0.1-5.
- BANCO CENTRAL. **Sistema Gerenciador de Séries Temporais**. Disponível em: <https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarseries.do?method=preparartelalocalizarseries>. Acesso em: 30 maio 2019.
- BANCO ITAÚ. **Análise gerencial da operação e demonstrações contábeis completas**. Disponível em: <https://www.itaubank.com.br/relacoes-com-investidores/Download.aspx?Arquivo=HbZ3np6imGxsWzx4w8s9Eg==>. Acesso em: 04 jan. 2020.

- BICU, Andreea; CHEN, Louisa; ELLIOTT, David. **The leverage ratio and liquidity in the gilt and repo markets**. 2017.
- BLANCHARD, Olivier. **Macroeconomia**. São Paulo: Prentice Hall, 2011.
- BLANK, Frances Fischberg et al. **CAPM condicional: betas variantes no tempo no mercado brasileiro**. Revista Brasileira de Finanças, v. 12, n. 2, p. 163-199, 2014.
- BLOOMBERG. **Bloomberg Terminal**. Disponível em: <https://www.bloomberg.com/>. Acesso em: 30 mar. 2019.
- BLUME, Marshall E. **Betas and their regression tendencies**. The Journal of Finance, v. 30, n. 3, p. 785-795, 1975.
- BOHACHOVA, Olga. **The impact of macroeconomic factors on risks in the banking sector: a cross-country empirical assessment**. IAW Diskussionspapiere, 2008.
- BORCHERS, H. W. **pracma: Practical Numerical Math Functions**, 2019. R package version 2.2.5.
- BORIO, C.; ZHU, H. **Capital regulation, risk-taking and monetary policy: a missing link in the transmission mechanism**, Bis Working Paper no. 268. Retrieved from Bank or International Settlements website: <http://www.bis.org/publ/work268.pdf> (2008).
- BRUNNERMEIER, Markus et al. **Feedbacks: financial markets and economic activity**. Manuscript, Princeton University, 2017.
- BRUNNERMEIER, Markus et al. **Banks' non-interest income and systemic risk**. In AFA 2012 Chicago Meetings Paper (2012).
- BRUNNERMEIER, Markus K.; OEHMKE, Martin. **Bubbles, financial crises, and systemic risk**. In: Handbook of the Economics of Finance. Elsevier, 2013. p. 1221-1288.
- BUSTAMANTE, José; CUBA, Walter; NIVIN, Rafael. **Determinants of credit growth and the bank-lending channel in Peru: A loan level analysis**. 2019.
- CAMPBELL, John Y.; COCHRANE, John H. **By force of habit: A consumption-based explanation of aggregate stock market behavior**. Journal of political Economy, v. 107, n. 2, p. 205-251, 1999.
- CASTRO, Vítor. **Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPSI**. Economic Modelling, v. 31, p. 672-683, 2013.
- CHOUDHARY, M. Ali; HANIF, M. Nadim; IQBAL, Javed. **On smoothing macroeconomic time series using the modified HP filter**. Applied Economics, v. 46, n. 19, p. 2205-2214, 2014.

- CLAIR, Robert T. et al. **Six causes of the credit crunch**. Federal Reserve Bank of Dallas Economic Review, v. 3, p. 1-19, 1993.
- DAVIS, E. Philip; KARIM, Dilruba. **Comparing early warning systems for banking crises**. Journal of Financial stability, v. 4, n. 2, p. 89-120, 2008.
- DE ARAÚJOA, Rafael Cavalcanti; DA SILVAB, Cleomar Gomes. **The neutral interest rate and the stance of monetary policy in Brazil**. In: Anais do XLI Encontro Nacional de Economia [Proceedings of the 41st Brazilian Economics Meeting]. ANPEC- Associação Nacional dos Centros de Pós-Graduação em Economia, 2014.
- DE MORAES, Claudio Oliveira; MONTES, Gabriel Caldas; ANTUNES, José Américo Pereira. **How does capital regulation react to monetary policy? New evidence on the risk-taking channel**. Economic Modelling, v. 56, p. 177-186, 2016.
- DELL'ARICCIA, G., IGAN, D., and LAEVEN, L. **Credit booms and lending standards: Evidence from the subprime mortgage Market**, 2009.
- DELL'ARICCIA, M. G., LAEVEN, M. L., e SUAREZ, M. G. **Bank leverage and monetary policy's risk-taking channel: evidence from the United States**. No. 13-143. International Monetary Fund, 2013.
- DIAMOND, Douglas W.; DYBVIIG, Philip H. **Bank runs, deposit insurance, and liquidity**. Journal of political economy, v. 91, n. 3, p. 401-419, 1983.
- ENGLE, R. **Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation**. Econometrica, 1982.
- FAHLENBRACH, Rüdiger; PRILMEIER, Robert; STULZ, René M. **Why does fast loan growth predict poor performance for banks?.** National Bureau of Economic Research, 2016.
- FRANCQ, Christian; ZAKOIAN, Jean-Michel. **GARCH models: structure, statistical inference and financial applications**. John Wiley Sons, 2019.
- FRED - Federal Reserve Economic Data. **Federal funds rate and household debt**. Disponível em: <https://fred.stlouisfed.org/>. Acesso em: 03 mar. 2019.
- GAMEIRO, Isabel Marques; SOARES, Carla; SOUSA, João. **Monetary policy and financial stability: an open debate**. Banco de Portugal Economic Bulletin, v. 7, p. 25, 2011.
- GARNIER, Julien; WILHELMSSEN, Bjorn-Roger. **The natural real interest rate and the output gap in the euro area: A joint estimation**. 2005. GHALANOS, A. rugarch: Univariate GARCH Models, 2019. R package version 1.4-1.
- GHOSH, Amit. **Banking-industry specific and regional economic determinants**

of non-performing loans: Evidence from US states. *Journal of financial stability*, v. 20, p. 93-104, 2015.

GRANGER, Clive WJ. **Co-integrated variables and error-correcting models.** 1983. Tese de Doutorado. Discussion Paper 83-13. Department of Economics, University of California at San Diego.

GRAVES, S. **FinTS: Companion to Tsay (2005) Analysis of Financial Time Series**, 2019. R package version 0.4-5.

GUERRA, Solange Maria et al. **Exposição Cambial e Assunção de Risco dos Bancos Atuantes no Brasil.** 2013.

HANSEN, Bruce E. **Autoregressive conditional density estimation.** *International Economic Review*, p. 705-730, 1994.

HANSEN, Bruce E. **The new econometrics of structural change: dating breaks in US labour productivity.** *Journal of Economic perspectives*, v. 15, n. 4, p. 117-128, 2001.

HE, Ling T.; FAYMAN, Alex; CASEY, K. Michael. **Bank profitability: the impact of foreign currency fluctuations.** *Journal of applied business and economics*, v. 16, n. 2, p. 98-104, 2014.

HOGGARTH, Glenn; REIS, Ricardo; SAPORTA, Victoria. **Costs of banking system instability: some empirical evidence.** *Journal of Banking Finance*, v. 26, n. 5, p. 825-855, 2002.

HOLLO, Daniel; KREMER, Manfred; LO DUCA, Marco. **CISS-a composite indicator of systemic stress in the financial system.** 2012.

HORNIK, K. **tseries: Time Series Analysis and Computational Finance**, 2019. R package version 0.10-47.

HYNDMAN, R. **forecast: Forecasting Functions for Time Series and Linear Models**, 2019. R package version 8.9.

IBGE. **Sistema IBGE de Recuperação Automática.** Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/home/pnadcm>. Acesso em: 30 maio 2019. IMF. Brazil : Technical Note on Stress Testing the Banking Sector. Tech. rep., IMF, 01 2018.

IPEA. **Ipeadata.** Disponível em: <http://www.ipeadata.gov.br/Default.aspx>. Acesso em: 30 maio 2019.

JIMÉNEZ, Gabriel et al. **Hazardous times for monetary policy: What do twenty-three million bank loans say about the effects of monetary policy on credit risk-taking?.** *Econometrica*, v. 82, n. 2, p. 463-505, 2014.

- JIMENEZ, Gabriel; SALAS, Vicente; SAURINA, Jesus. **Determinants of collateral.** Journal of financial economics, v. 81, n. 2, p. 255-281, 2006.
- JOHANSEN, Søren. **Likelihood-based inference in cointegrated vector autoregressive models.** Oxford University Press on Demand, 1995.
- KAZANAS, Thanassis. **A Vector Error Correction Forecasting Model of the Greek Economy.** Hellenic Fiscal Council, n. 2, p. 2-6, 2017.
- KING, R. **skewt: The Skewed Student-t Distribution**, 2019. R package version 0.1.
- KÖHLER, Matthias. **Which banks are more risky? The impact of loan growth and business model on bank risk-taking.** 2012.
- LAIZ, Marcela; TABAK, Benjamin; CAJUEIRO, Daniel. **Financial Stability and Monetary Policy-The Case of Brazil.** In: 32^o Meeting of the Brazilian Econometric Society. 2010.
- KOMSTA, L. **moments: Moments, cumulants, skewness, kurtosis and related tests**, 2015. R package version 0.14.
- LOUZIS, D. P., VOULDIS, A. T., e METAXAS, V. L. **Macroeconomic and bank-specific determinants of non-performing loans in greece: A comparative study of mortgage, business and consumer loan portfolios.** Journal of Banking Finance 36, 4 (2012).
- MAKRI, Vasiliki; TSAGKANOS, Athanasios; BELLAS, Athanasios. **Determinants of non-performing loans: The case of Eurozone.** Panoeconomicus, v. 61, n. 2, p. 193-206, 2014.
- MILERIS, Ričardas. **Macroeconomic determinants of loan portfolio credit risk in banks.** Inžinerinė ekonomika, p. 496-504, 2012.
- MONTES, Gabriel Caldas; PEIXOTO, Gabriel Barros Tavares. **Risk-taking channel, bank lending channel and the “paradox of credibility”: Evidence from Brazil.** Economic Modelling, v. 39, p. 82-94, 2014.
- NEUENKIRCH, Matthias; NÖCKEL, Matthias. **The risk-taking channel of monetary policy transmission in the euro area.** Journal of Banking Finance, v. 93, p. 71-91, 2018.
- OZSUCA, Ekin Ayse et al. **An empirical analysis of the bank lending channel in Turkey.** Economic Research Center Working Papers in Economics, 2012.
- PALIGOROVA, Teodora; SANTOS, João AC. **When is it less costly for risky firms to borrow? Evidence from the bank risk-taking channel of monetary policy.** Bank of Canada Working Paper, 2012.

- PEDERSEN, L. **ggforce: Accelerating 'ggplot2'**, 2019. R package version 0.3.1.
- PFAFF, Bernhard et al. **VAR, SVAR and SVEC models: Implementation within R package vars**. Journal of Statistical Software, v. 27, n. 4, p. 1-32, 2008.
- PFAFF, B. **vars: VAR Modelling**, 2018. R package version 1.5-3.
- PFAFF, B. **urca: Unit Root and Cointegration Tests for Time Series Data**, 2019. R package version 1.3-0.
- POPPER, Helen et al. **Banks and foreign exchange exposure**. FRBSF Economic Letter, 1996.
- RAJAN, Raghuram G. **Has financial development made the world riskier?**. Paper presented at the Federal Reserve Bank of Kansas City Economic Symposium on The Greenspan Era: Lessons for the Future. 2005.
- RAMOS, Brendon Azevedo. **Política monetária, Instabilidade financeira e o canal de tomada de risco: evidências para o Brasil (2001-2016)**, 2016.
- REBOREDO, Juan C.; UGOLINI, Andrea. **The impact of energy prices on clean energy stock prices. A multivariate quantile dependence approach**. Energy Economics, v. 76, p. 136-152, 2018.
- RIGOBON, Roberto. **Identification through heteroskedasticity**. Review of Economics and Statistics, v. 85, n. 4, p. 777-792, 2003.
- RIVERA-CASTRO, Miguel A.; UGOLINI, Andrea; ZAMBRANO, Juan Arismendi. **Tail systemic risk and contagion: Evidence from the Brazilian and Latin America banking network**. Emerging Markets Review, v. 35, p. 164-189, 2018.
- SCHAUBERGER, P. **openxlsx: Read, Write and Edit xlsx Files**, 2019. R package version 4.1.0.1.
- SHILLER, Robert J. **The subprime solution: how today's global financial crisis happened, and what to do about it**. Princeton University Press, 2012.
- SILVA, L. A. P. **Financial stability and systemic risk in Brazil**. Tech. rep., G-20 Conference on Financial Systemic Risk - Istanbul, 2012.
- SIMS, Christopher A. **Macroeconomics and reality**. Econometrica: journal of the Econometric Society, p. 1-48, 1980.
- ŠKARICA, Bruna. **Determinants of non-performing loans in Central and Eastern European countries**. Financial theory and practice, v. 38, n. 1, p. 37-59, 2014.
- SOEDARMONO, Wahyoe; SITORUS, Djauhari; TARAZI, Amine. **Abnormal loan growth, credit information sharing and systemic risk in Asian banks**. Research

in *International Business and Finance*, v. 42, p. 1208-1218, 2017.

SPINU, V. **lubridate: Make Dealing with Dates a Little Easier**, 2018. R package version 1.7.4.

STIGLER, M. **tsDyn: Nonlinear Time Series Models with Regime Switching**, 2019. R package version 0.9-48.1.

TABAK, Benjamin M. et al. **Assessing systemic risk in the Brazilian interbank market**. Banco Central do Brasil Working Papers, n. 318, 2013.

TABAK, B. M., SOUZA, S. R., GUERRA, S. M., et al. **Evaluating systemic risk using bank default probabilities in financial networks**. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2016.

TAMARA, Armando L.; CHICA, Ignacio E.; MONTIEL, Anibal. **Metodología de Cálculo del Beta: Beta de los activos, beta apalancado y beta corregido por cash**. *Revista Espacios*, v. 38, n. 34, 2017.

TAYLOR, John B. **Housing and monetary policy**. National Bureau of Economic Research, 2007.

ULRICH, M. **quantmod: Quantitative Financial Modelling Framework**, 2019. R package version 0.4-15.

VAZQUEZ, Francisco; TABAK, Benjamin M.; SOUTO, Marcos. **A macro stress test model of credit risk for the Brazilian banking sector**. *Journal of Financial Stability*, v. 8, n. 2, p. 69-83, 2012.

WAHEED, Muhammad; ALAM, Tasneem; GHOURI, Saghir Pervaiz. **Structural breaks and unit root: evidence from Pakistani macroeconomic time series**. Available at SSRN 963958, 2006.

WALSH, C. **Seminar on selected experiences in implementing the code of good practices on transparency in monetary and financial policies, monetary and financial systems department**, International Monetary Fund, Washington, D.C. *Economic Modelling*, 2005.

WICKHAM, H. **reshape2: Flexibly Reshape Data: A Reboot of the Reshape Package**, 2017. R package version 1.4.3.

WICKHAM, H. **devtools: Tools to Make Developing R Packages Easier**, 2018. R package version 2.1.0.

WICKHAM, H. **dplyr: A Grammar of Data Manipulation**, 2019. R package version 0.8.3.

- WICKHAM, H. **tidyverse: Easily Install and Load the 'Tidyverse'**, 2018. R package version 1.2.1.
- WICKHAM, H. **ggplot2: Create Elegant Data Visualisations Using the Grammar of Graphics**, 2019. R package version 3.2.1.
- WICKHAM, H. **readxl: Read Excel Files**, 2019. R package version 1.3.1.
- WICKHAM, H. **scales: Scale Functions for Visualization**, 2019. R package version 1.0.0.
- WOODFORD, Michael. **Financial intermediation and macroeconomic analysis**. Journal of Economic Perspectives, v. 24, n. 4, p. 21-44, 2010.
- ZEILEIS, P. R. A. **zoo: S3 Infrastructure for Regular and Irregular Time Series (Z's Ordered Observations)**, 2019. R package version 1.8-6.
- ZIVOT, Eric. **Notes on Structural VAR Modeling**. Notas aula disponíveis em <http://faculty.washington.edu/ezivot/econ584/584notes.htm>, 2000.
- ZIVOT, Eric; WANG, Jiahui. **Vector autoregressive models for multivariate time series**. Modeling Financial Time Series with S-Plus®), p. 385-429, 2006.
- ZOU, Xiaohua. **VECM Model Analysis of Carbon Emissions, GDP, and International Crude Oil Prices**. Discrete Dynamics in Nature and Society, v. 2018, 2018.

APÊNDICE A – VAR estrutural

A.1 Representação

De acordo com Zivot (2000), considere o seguinte modelo de equações simultâneas dinâmicas bivariadas covariância-estacionário simples:

$$y_{1t} = \gamma_{10} - b_{12}y_{2t} + \gamma_{11}y_{1t-1} + \gamma_{12}y_{2t-1} + \epsilon_{1t} \quad (39)$$

$$y_{2t} = \gamma_{20} - b_{21}y_{1t} + \gamma_{21}y_{1t-1} + \gamma_{22}y_{2t-1} + \epsilon_{2t} \quad (40)$$

em que:

$$\begin{pmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \end{pmatrix} \sim i.i.d. \left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \right) \quad (41)$$

O modelo relativo às equações (39) e (40) é chamado de VAR estrutural desde que seja derivado de alguma teoria econômica. Os termos de erro ϵ_{1t} e ϵ_{2t} são chamados de inovações estruturais. É necessário salientar que estes choques estruturais não são correlacionados. Podemos escrever então a endogeneidade de y_{1t} e y_{2t} pelos valores de b_{12} e b_{21} .

Na forma matricial, temos de (39) e (40) que:

$$\begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_{10} \\ \gamma_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1t-1} \\ y_{2t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \end{bmatrix}$$

ou:

$$By_t = \gamma_0 + \Gamma_1 y_{t-1} + \epsilon_t \quad (42)$$

em que $E[\epsilon_t \epsilon_t'] = D$ é a matriz de variância-covariância. D é uma matriz diagonal com os elementos σ_1^2 e σ_2^2 . Pode-se ainda escrever o SVAR (1) (structural VAR) através do operador de defasagem:

$$\begin{aligned} B(L)y_t &= \gamma_0 + \epsilon_t \\ B(L) &= B - \Gamma_1 L \end{aligned}$$

A forma reduzida do SVAR, um VAR padrão, é descoberta multiplicando os dois lados da equação por B^{-1} (assumindo que ela exista):

$$\begin{aligned} y_t &= B^{-1}\gamma_0 + B^{-1}\Gamma_1 y_{t-1} + B^{-1}\epsilon_t \quad (43) \\ y_t &= a_0 + A_1 y_{t-1} + u_t \end{aligned}$$

ou utilizando operador de defasagem:

$$\begin{aligned} A(L)y_t &= a_0 + u_t \\ A(L) &= I_2 - A_1L \end{aligned}$$

Dado que:

$$B^{-1} = \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix}, \Delta = \det(B) = 1 - b_{12}b_{21}$$

Então:

$$\begin{aligned} a_0 &= B^{-1}\gamma_0 = \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} \gamma_{10} & -b_{12}\gamma_{20} \\ \gamma_{20} & -b_{21}\gamma_{10} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{10} \\ a_{20} \end{bmatrix} \\ A_1 &= B^{-1}\Gamma_1 = \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} \gamma_{11} - b_{12}\gamma_{21} & \gamma_{12} - b_{12}\gamma_{22} \\ \gamma_{21} - b_{21}\gamma_{11} & \gamma_{22} - b_{21}\gamma_{12} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{22} & a_{21} \end{bmatrix} \\ u_t &= B^{-1}\epsilon_t = \frac{1}{\Delta} \begin{bmatrix} \epsilon_{1t} & -b_{12}\epsilon_{2t} \\ \epsilon_{2t} & -b_{21}\epsilon_{1t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Os erros da forma reduzida, u_t , são combinações lineares dos erros estruturais ϵ_t e possuem matriz de covariância do tipo:

$$E[u_t u_t'] = B^{-1} E[\epsilon_t \epsilon_t'] B^{-1'} = B^{-1} D B^{-1'} = \Omega$$

Especificamente, os elementos em Ω são:

$$\begin{bmatrix} \omega_1^2 & \omega_{12} \\ \omega_{12} & \omega_2^2 \end{bmatrix} = \frac{1}{\Delta^2} \begin{bmatrix} \sigma_1^2 + b_{12}^2 \sigma_2^2 & -(b_{21}\sigma_1^2 + b_{12}\sigma_2^2) \\ -(b_{21}\sigma_1^2 + b_{12}\sigma_2^2) & \sigma_2^2 + b_{21}^2 \sigma_1^2 \end{bmatrix}$$

Repare que Ω é diagonal apenas se $b_{12} = b_{21} = 0$.

A.1.1 Condições de Estacionariedade

A forma do VAR (43) reduzido é covariância estacionário desde que os autovalores de A_1 tenham módulo menor do que 1. Os autovalores de A_1 satisfazem a equação:

$$\det(I_2 \lambda - A_1) = 0$$

e são iguais a inversa das raízes da equação característica:

$$\det(I_2 - A_1 z) = 0 \quad (44)$$

Assim, a forma do VAR reduzido é estacionária se as raízes em (44) estiverem fora do ciclo unitário complexo. Calculando o determinante em (44), tem-se:

$$(1 - \alpha_{11}z)(1 - \alpha_{22}z) - \alpha_{12}\alpha_{21}z^2 = 0$$

e as raízes podem ser determinadas usando a fórmula quadrática acima.

APÊNDICE B – Reparametrização VAR - VECM

Para a reparametrização da fórmula (17), considere um modelo VAR(4) para efeito de simplificação:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + A_3 y_{t-3} + A_4 y_{t-4} + u_t, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (45)$$

Adicionando e subtraindo $A_4 y_{t-3}$ do lado direito da equação (45):

$$\begin{aligned} y_t &= A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + A_3 y_{t-3} + (A_4 - A_4) y_{t-3} + A_4 y_{t-4} + u_t \\ y_t &= A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + (A_3 + A_4) y_{t-3} - A_4 \Delta y_{t-3} + u_t \end{aligned}$$

Novamente adicionando e subtraindo $(A_3 + A_4) y_{t-2}$:

$$\begin{aligned} y_t &= A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + (A_3 + A_4) y_{t-3} + (A_3 + A_4) y_{t-2} - (A_3 + A_4) y_{t-2} - A_4 \Delta y_{t-3} + u_t \\ y_t &= A_1 y_{t-1} + (A_2 + A_3 + A_4) y_{t-2} - (A_3 + A_4) \Delta y_{t-2} - A_4 \Delta y_{t-3} + u_t \end{aligned}$$

Novamente adicionando e subtraindo $(A_2 + A_3 + A_4) y_{t-1}$:

$$\begin{aligned} y_t &= A_1 y_{t-1} + (A_2 + A_3 + A_4) y_{t-2} + (A_2 + A_3 + A_4) y_{t-1} - (A_2 + A_3 + A_4) y_{t-1} - \\ & (A_3 + A_4) \Delta y_{t-2} - A_4 \Delta y_{t-3} + u_t \\ y_t &= (A_1 + A_2 + A_3 + A_4) y_{t-1} - (A_2 + A_3 + A_4) \Delta y_{t-1} - (A_3 + A_4) \Delta y_{t-2} - A_4 \Delta y_{t-3} + u_t \end{aligned}$$

Subtraindo y_{t-1} em ambos os lados da equação:

$$\Delta y_t = -(I - A_1 - A_2 - A_3 - A_4) y_{t-1} - (A_2 + A_3 + A_4) \Delta y_{t-2} - (A_3 + A_4) \Delta y_{t-3} - A_4 \Delta y_{t-3} + u_t$$

Somando os A_i 's:

$$\begin{aligned} \Delta y_t &= - \sum_{j=1}^4 (I - A_j) y_{t-1} - \sum_{j=2}^4 \Delta y_{t-1} - \sum_{j=3}^4 \Delta y_{t-2} - \sum_{j=4}^4 \Delta y_{t-3} + u_t \\ \Delta y_t &= \Pi y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta y_{t-2} + \Gamma_2 \Delta y_{t-3} + \Gamma_3 \Delta y_{t-4} + u_t \end{aligned}$$

Generalizando, temos:

$$\Delta y_t = \Pi y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta y_{t-i} + u_t$$

Em que

$$\Pi = \sum_{i=1}^p A_i - I, \quad \Gamma_i = - \sum_{j=i+1}^p A_j \quad (46)$$

APÊNDICE C – Filtro Hodrick–Prescott

O filtro HP é uma técnica matemática utilizada para extrair componentes cíclicos de uma série temporal. Através da técnica, obtêm-se uma curva suavizada mais sensível a variações de longo prazo. Esse ajuste de suavização é representado por um multiplicador λ , que assume diferentes valores conforme a periodicidade da série de tempo.

Seja y_t , em que $t = 1, 2, 3, \dots, T$, as observações logarítmicas de uma série temporal. A série y_t possui um componente de tendência chamado τ_t e um componente de ciclo caracterizado por c_t , tal que:

$$y_t = \tau_t + c_t$$

Assim, dado um valor para λ , há um componente de tendência τ que resolve o seguinte problema de otimização, conforme Choudhary (2013):

$$\min_{\tau} \left[\sum_{t=1}^T (y_t - \tau_t)^2 \right]$$

$$\text{Sujeito a } \sum_{t=1}^T (\Delta^2 \tau_t)^2 = \sum_{t=1}^T [(\tau_{t+2} - \tau_{t+1}) - (\tau_{t+1} - \tau_t)]^2 = \nu$$

Em que μ é uma constante. Logo, usando o multiplicador Lagrangeano:

$$\min_{\tau} = \left(\sum_{t=1}^T (y_t - \tau_t)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} [(\tau_{t+2} - \tau_{t+1}) - (\tau_{t+1} - \tau_t)]^2 \right)$$

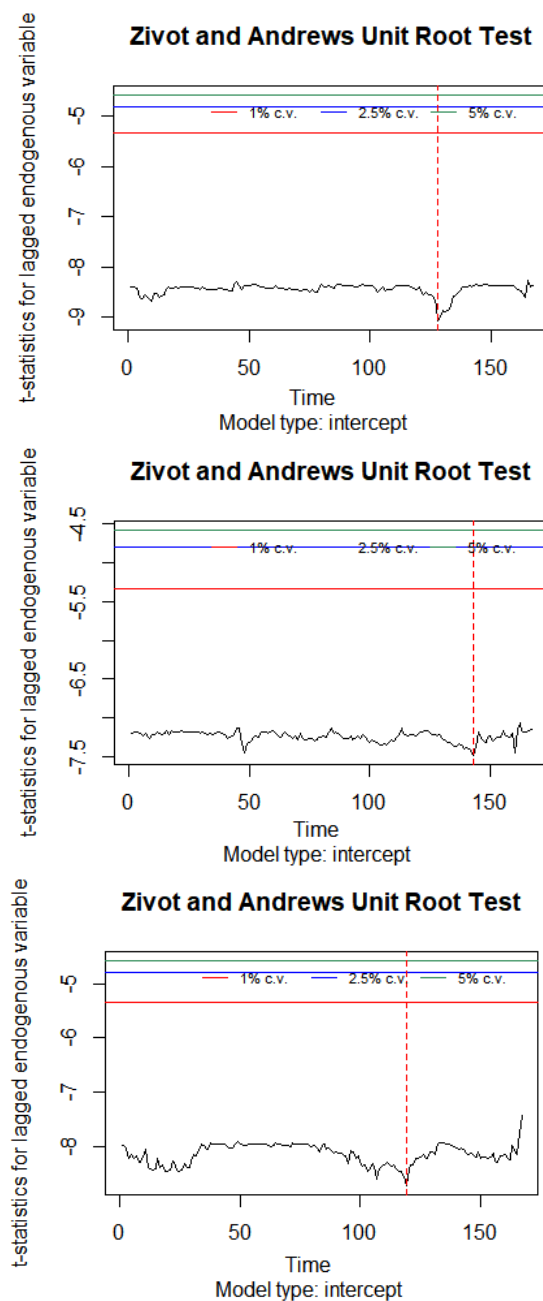
O primeiro termo da equação é a soma dos desvios ao quadrado $d_t = y_t - \tau_t$, que penaliza o componente cíclico.

O segundo termo é um múltiplo λ da soma dos quadrados das diferenças de segunda ordem do componente de tendência. Este termo penaliza variações na taxa de crescimento do componente de tendência. Quanto maior o valor de λ , maior é a punição.

A literatura indica que para dados mensais, o valor a ser atribuído para λ é de 14.400.

ANEXO A – Teste de quebra estrutural de Zivot e Andrews

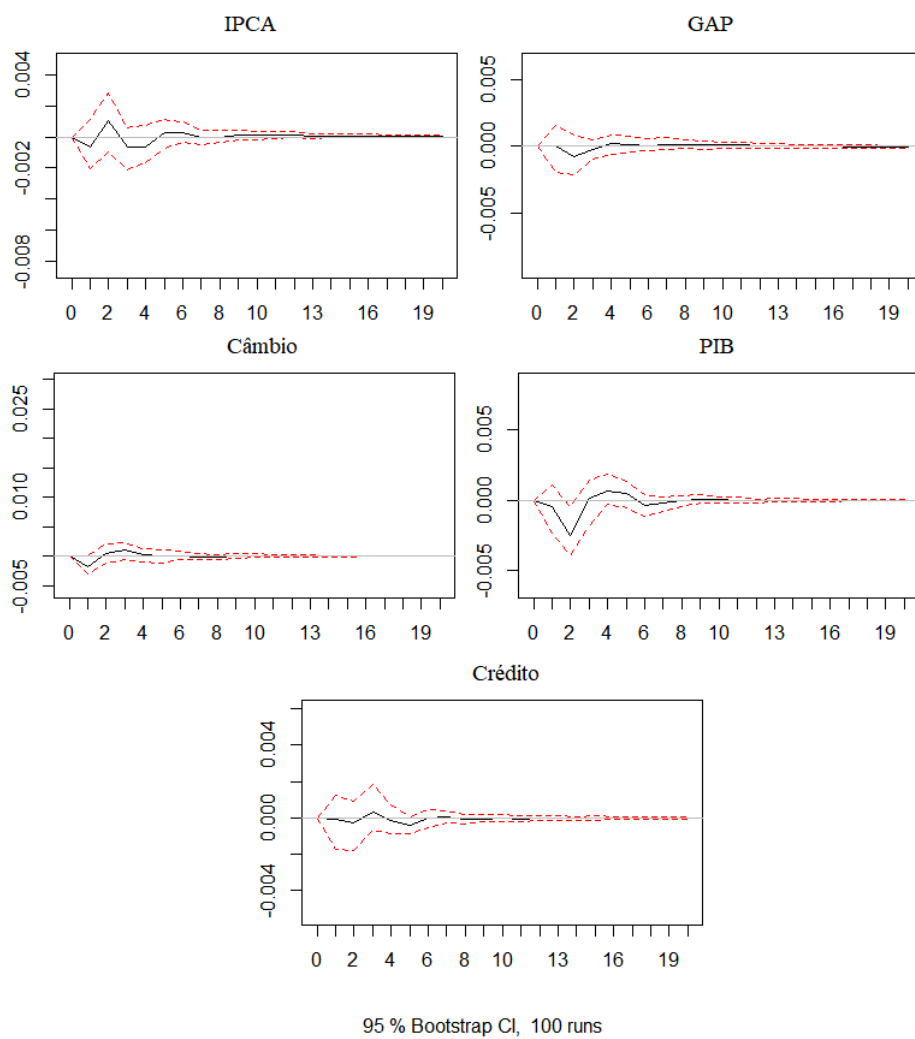
Figura 65 - Teste Séries - Câmbio, PIB, Crédito



Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

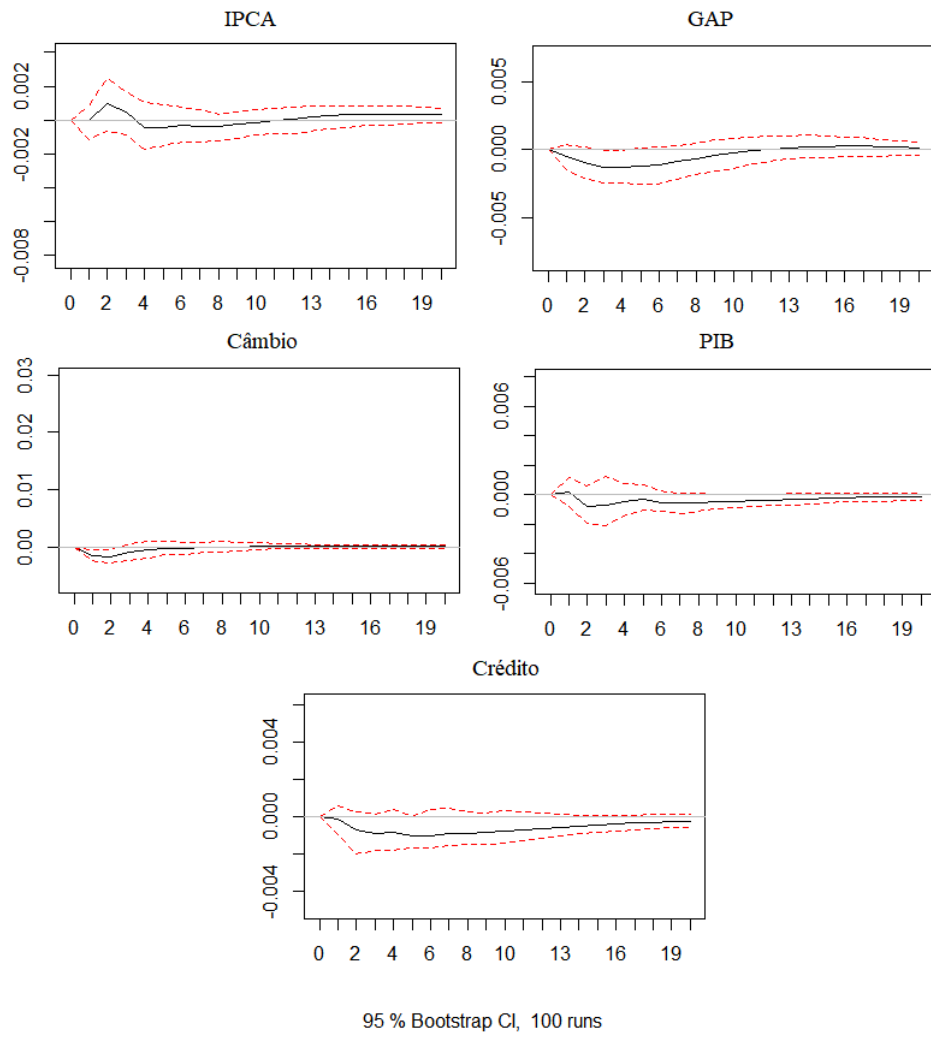
ANEXO B – Gráficos - VAR

Figura 66 - VaR do Banco do Brasil



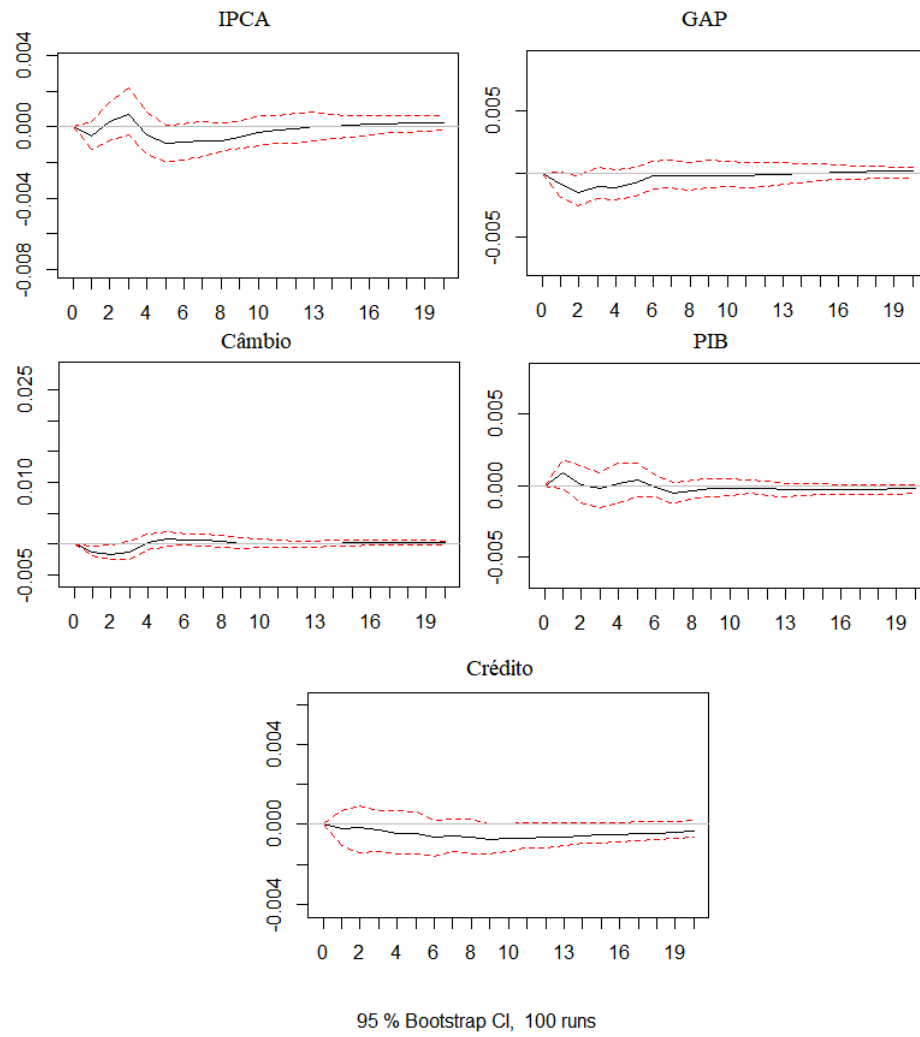
Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

Figura 67 - VaR do Itaú



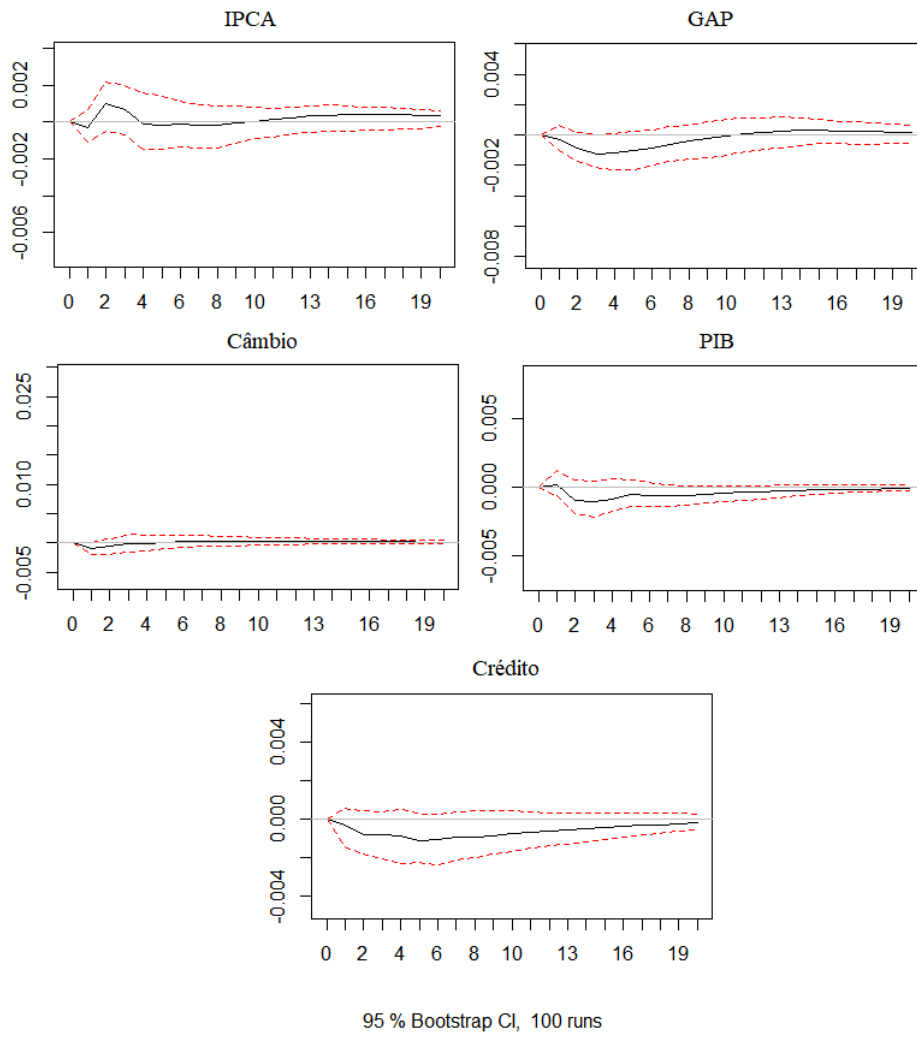
Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

Figura 68 - VaR do Bradesco



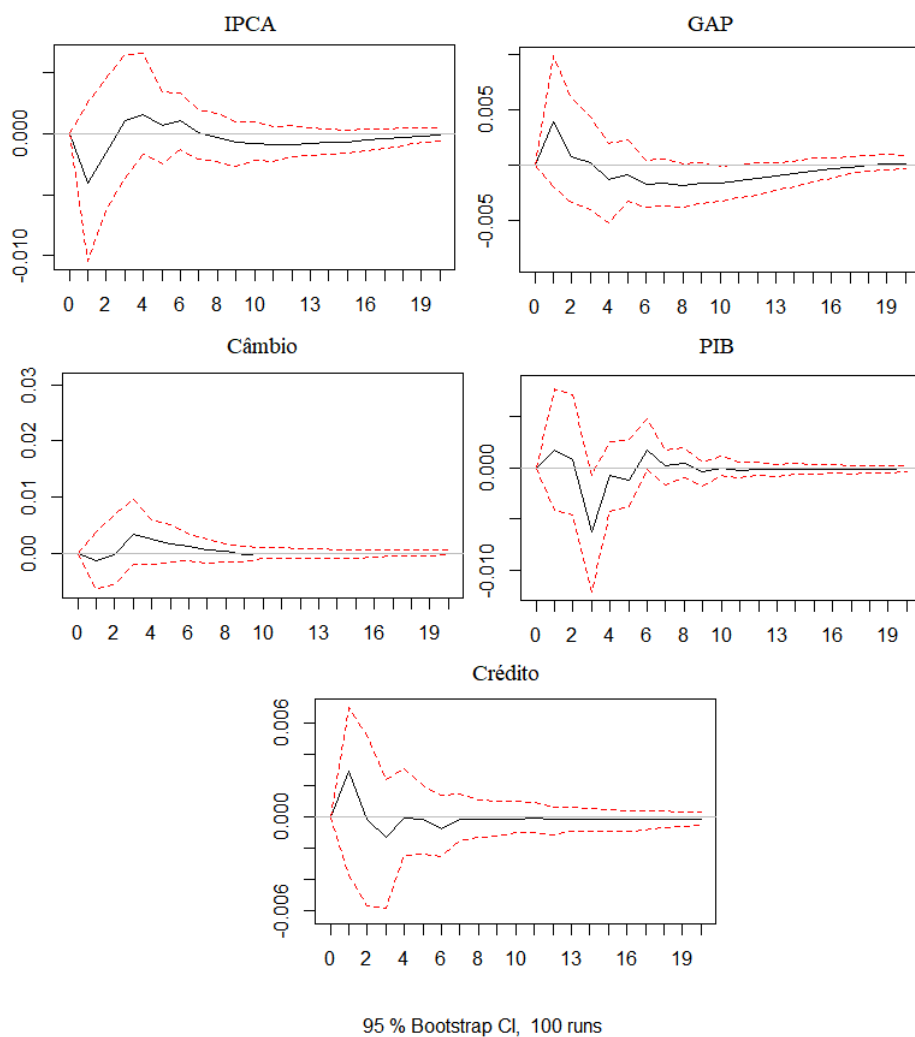
Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

Figura 69 - VaR do índice IFNCBV



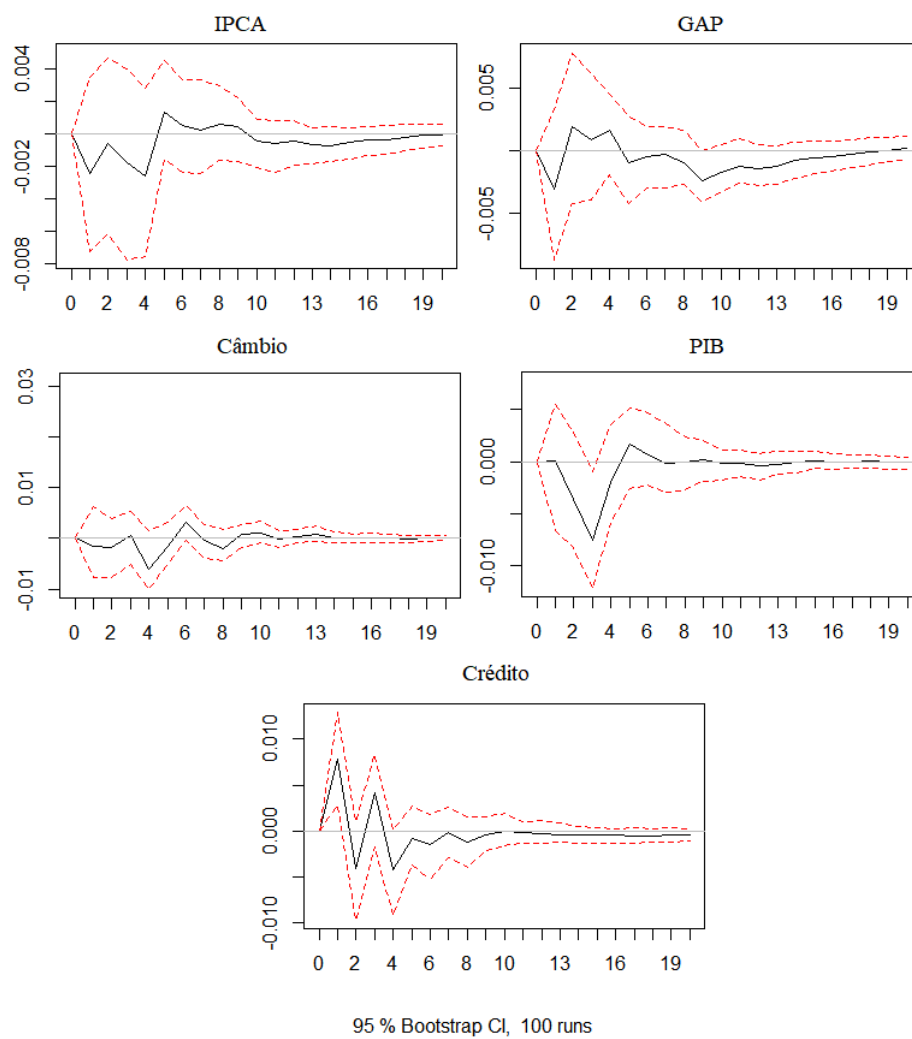
Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

Figura 70 - Beta do Banco do Brasil



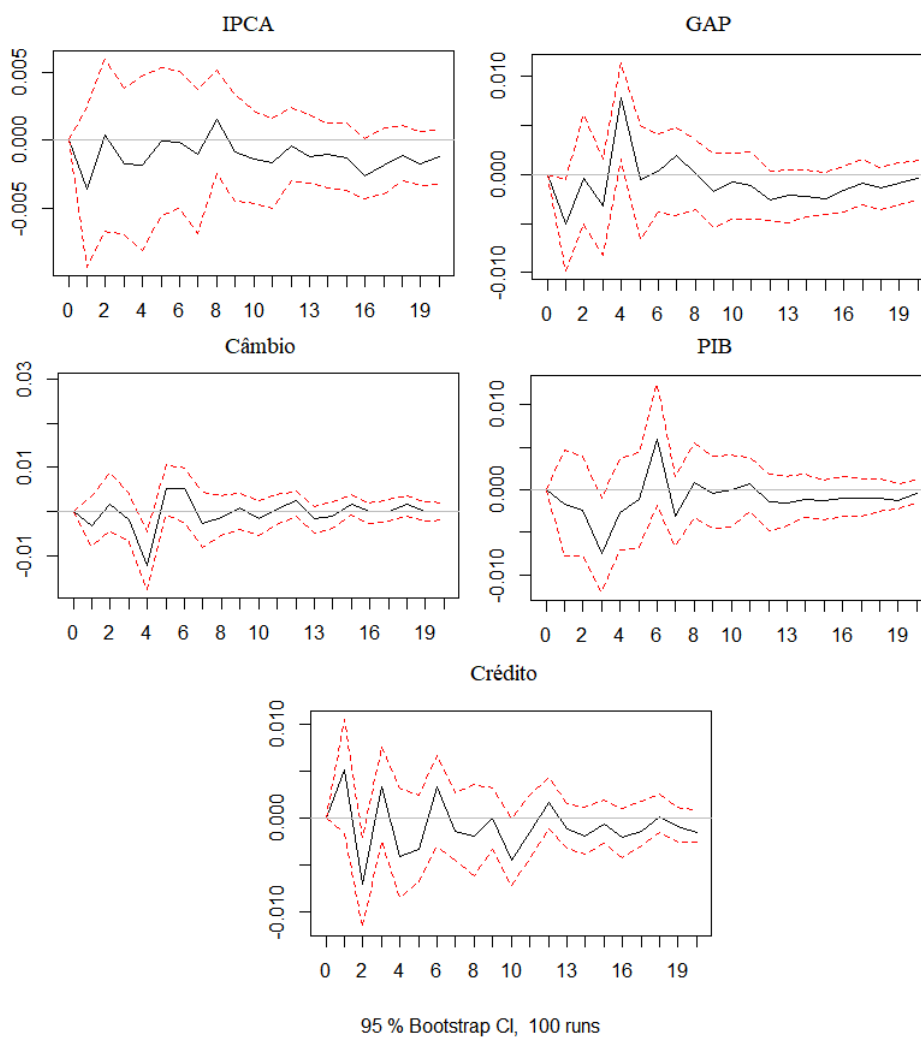
Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

Figura 71 - Beta do Itaú



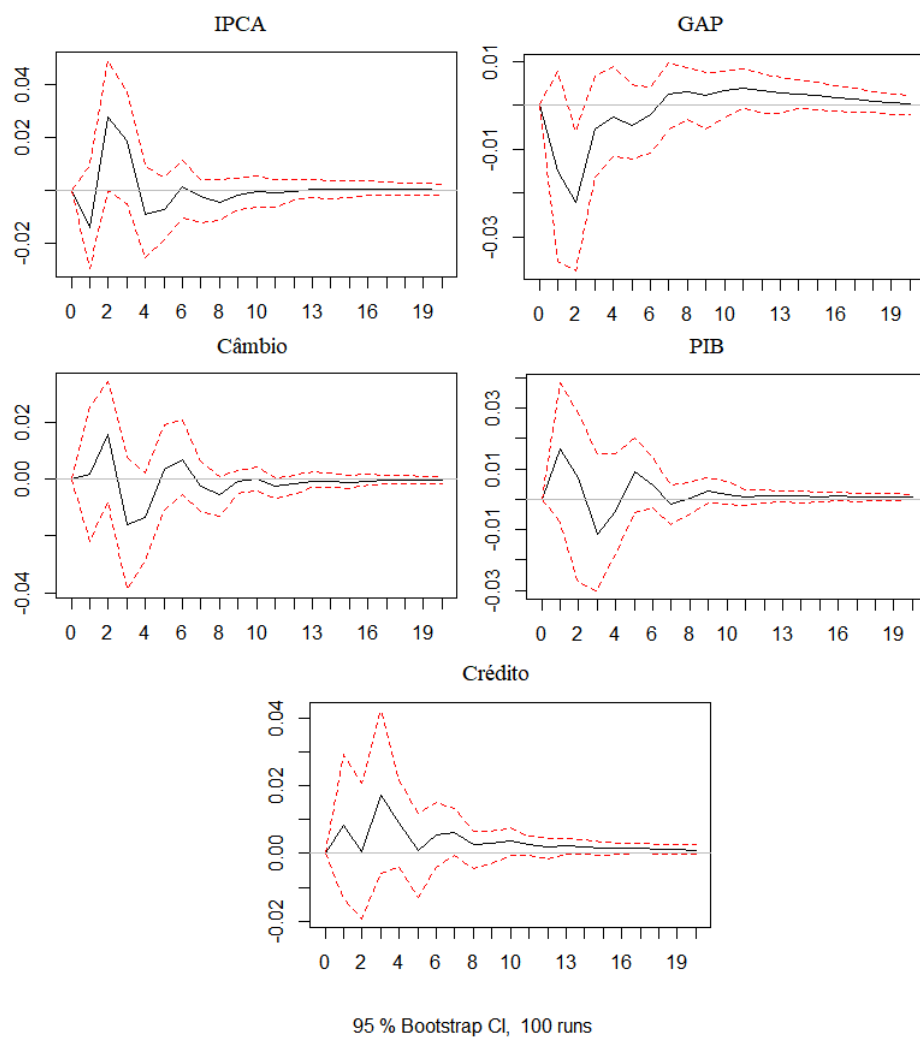
Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

Figura 72 - Beta do Bradesco



Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

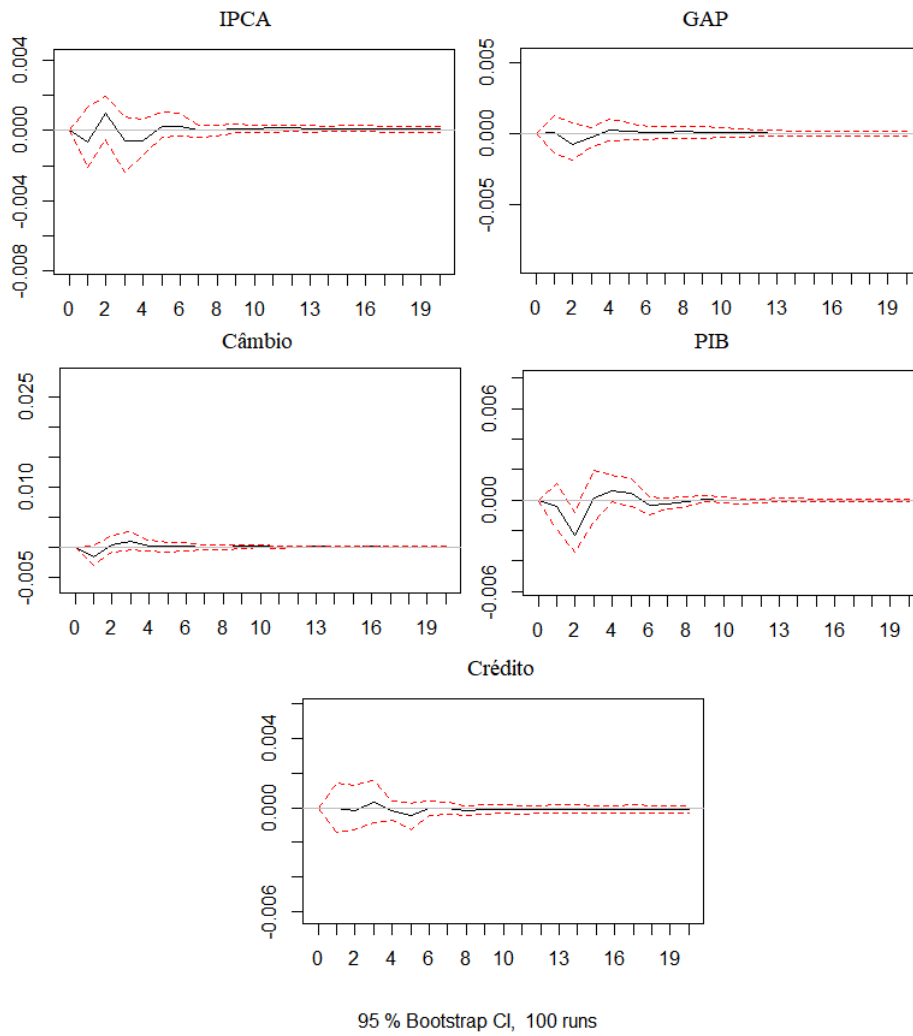
Figura 73 - Beta do índice IFNCBV



Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

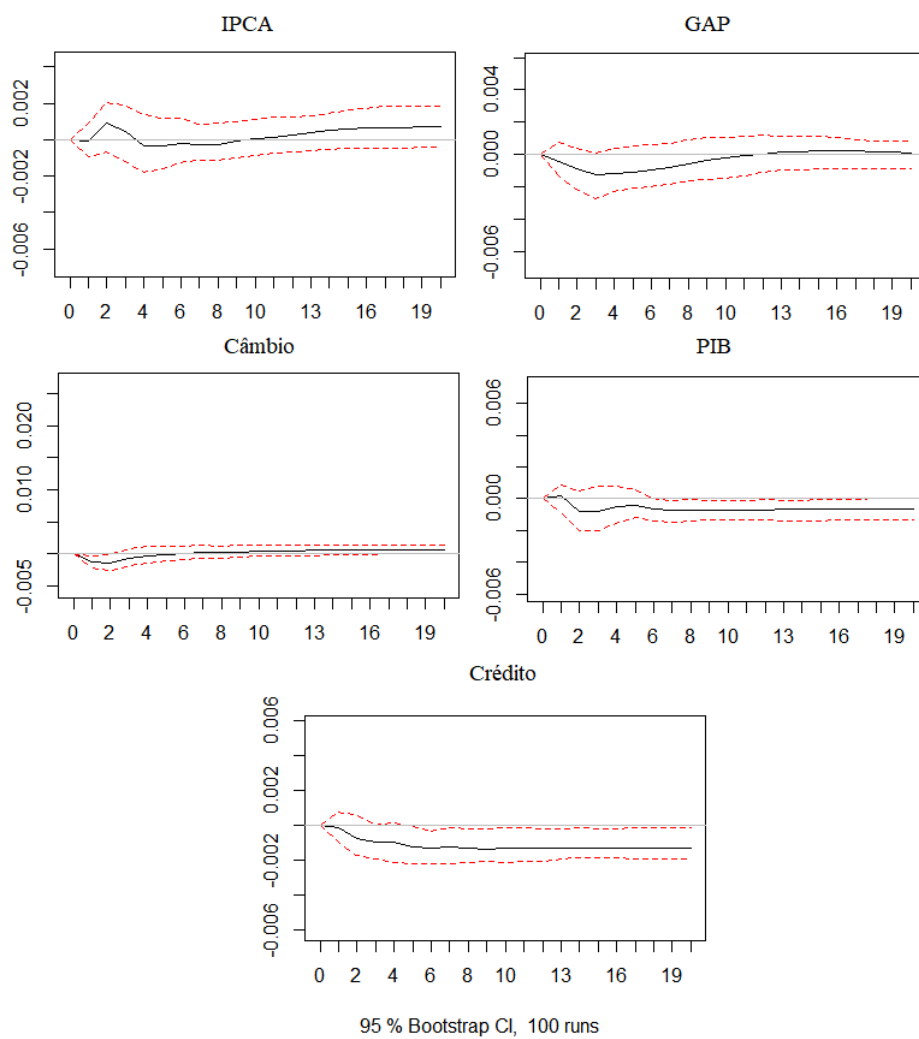
ANEXO C – Gráficos - VEC

Figura 74 - VaR do Banco do Brasil



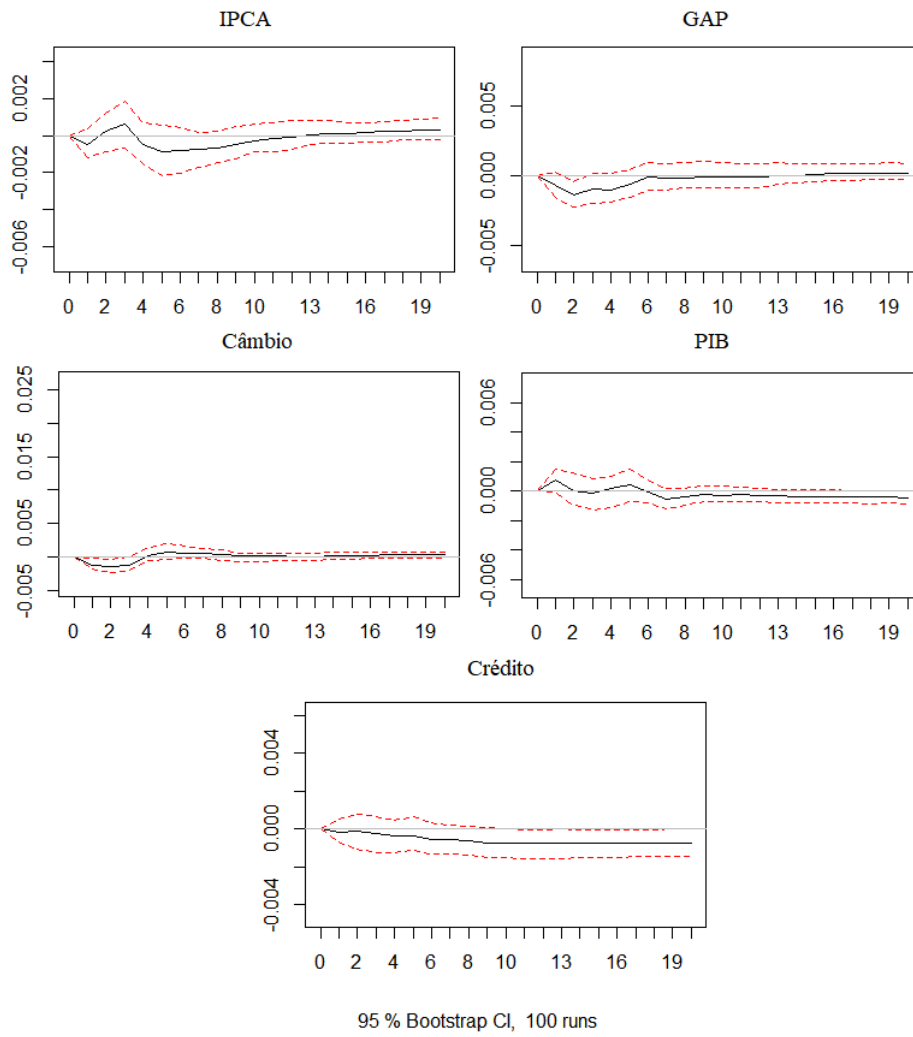
Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

Figura 75 - VaR do Itaú



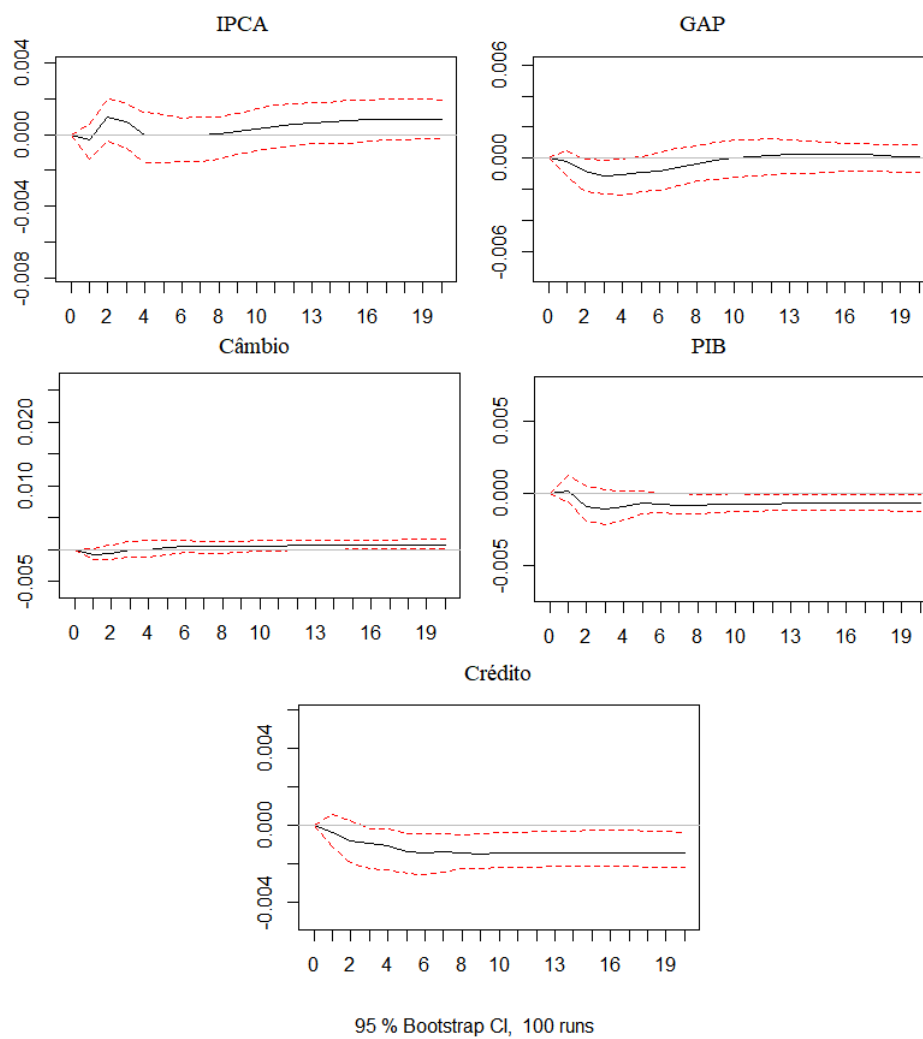
Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

Figura 76 - VaR do Bradesco



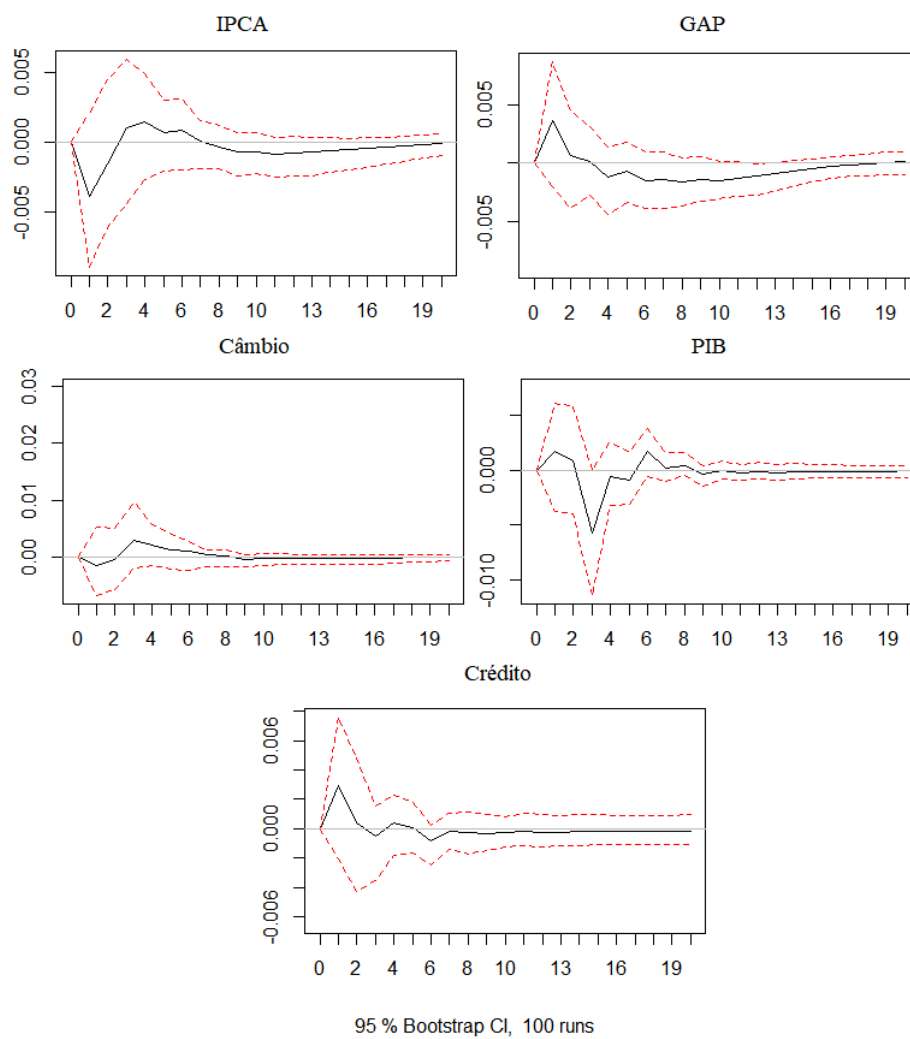
Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

Figura 77 - VaR do índice IFNCBV



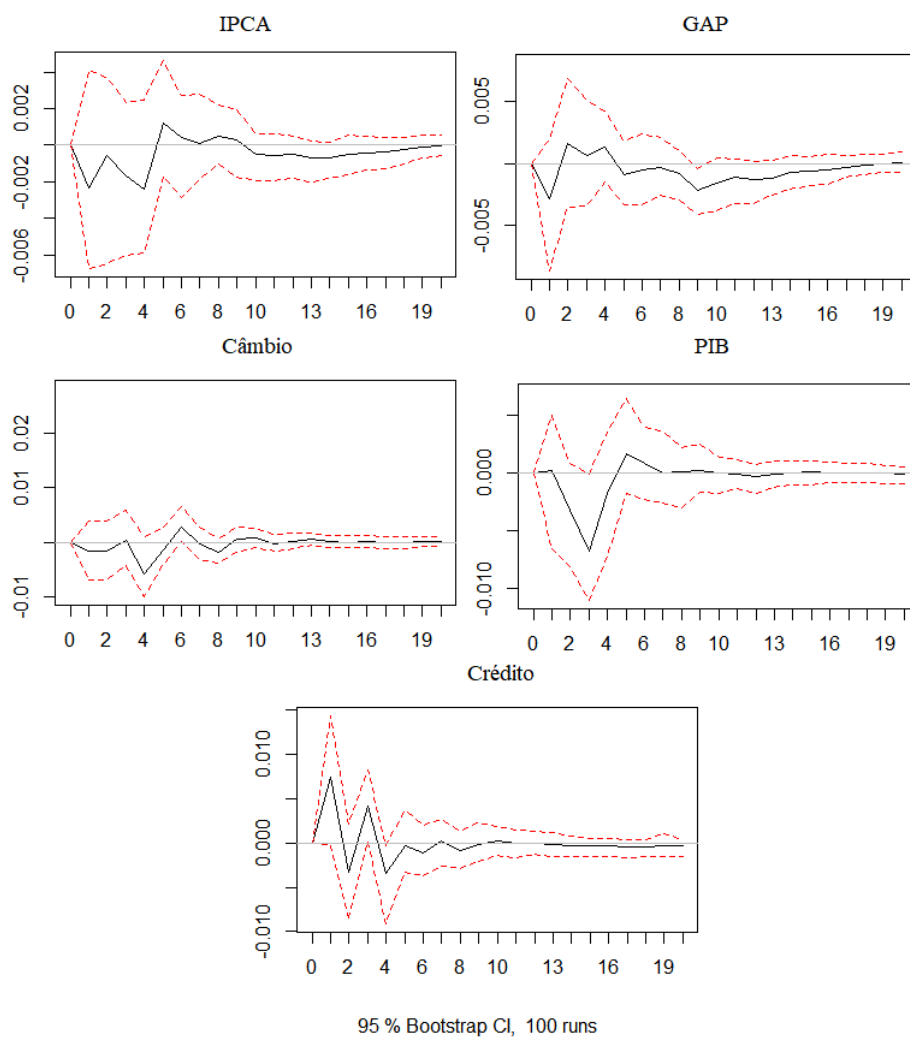
Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

Figura 78 - Beta do Banco do Brasil



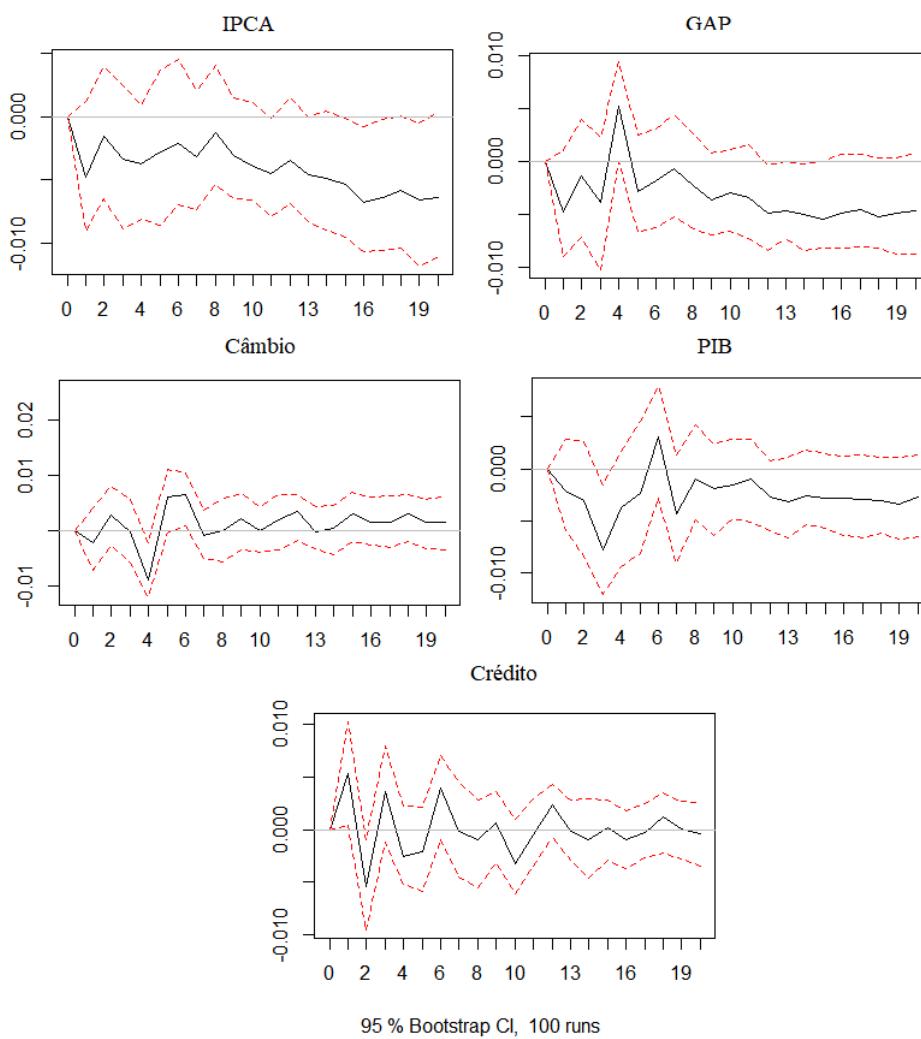
Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

Figura 79 - Beta do Itaú



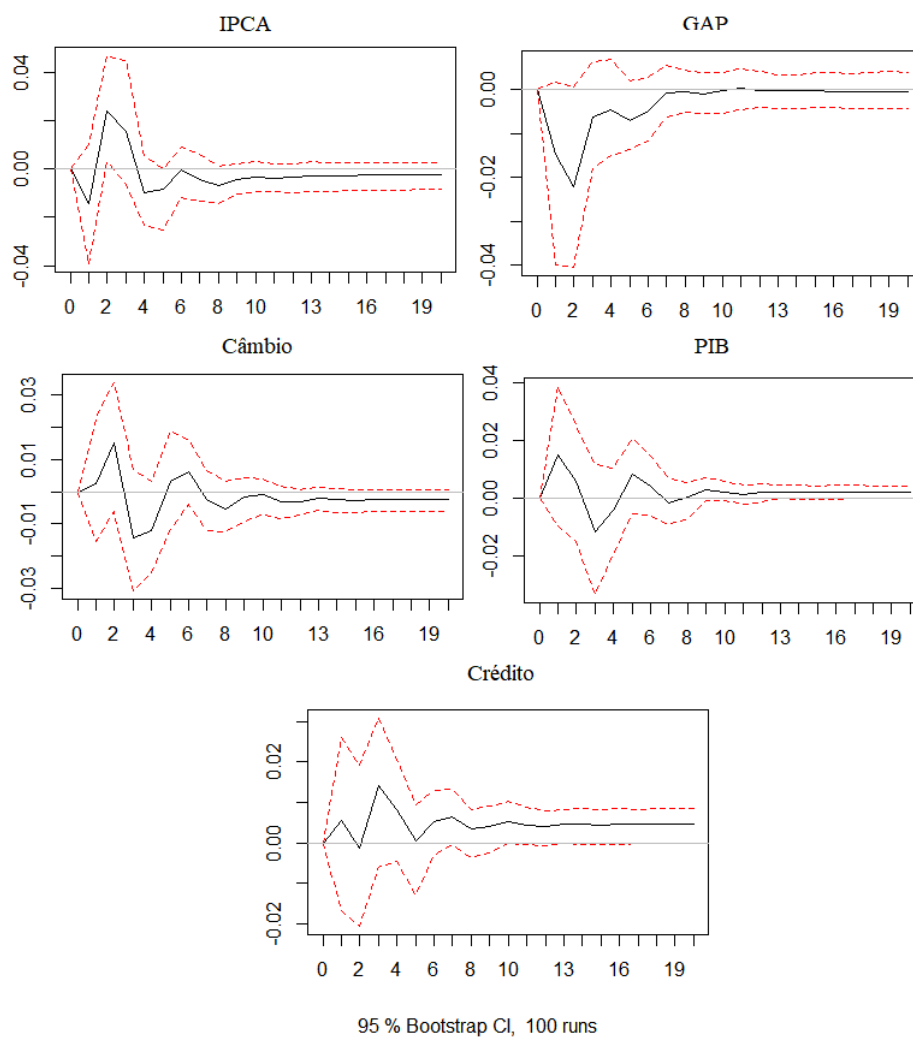
Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

Figura 80 - Beta do Bradesco



Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

Figura 81 - Beta do índice IFNCBV



Fonte: Elaborado pelo autor através do R.

ANEXO D – Raízes Unitárias

Figura 82 - Raízes Unitárias - VAR

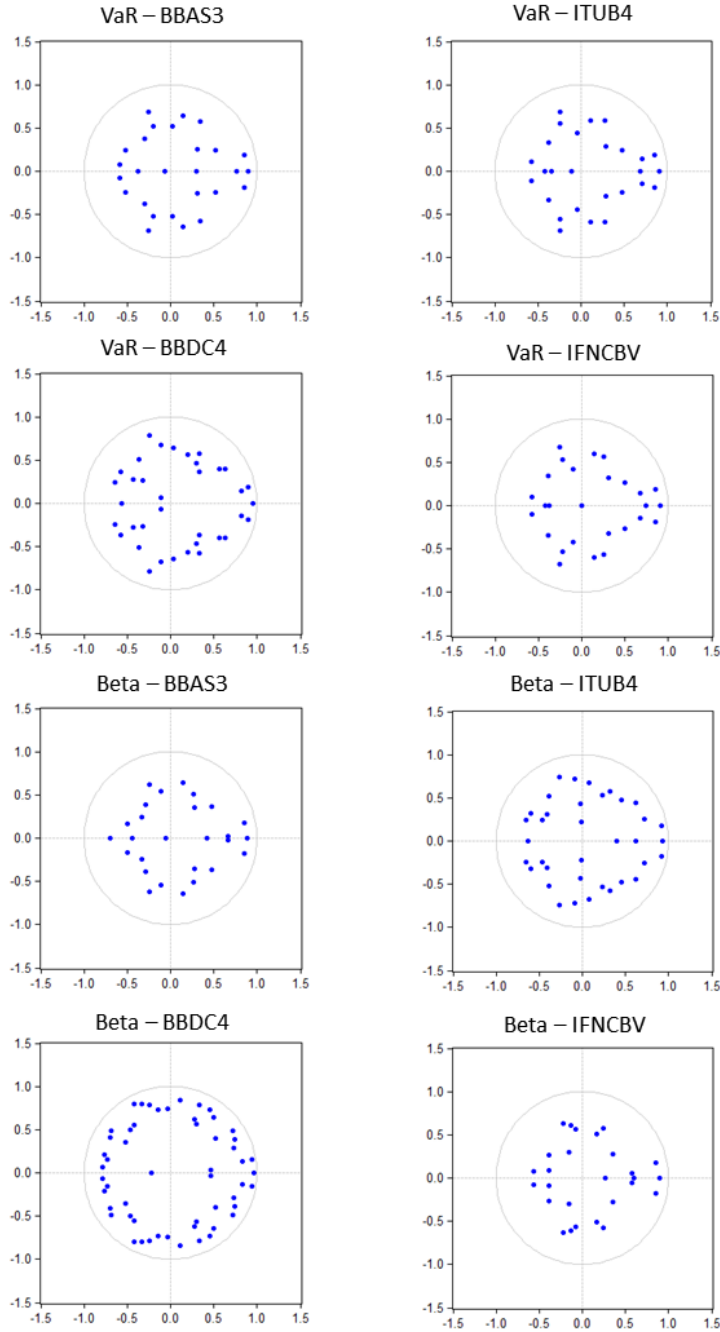
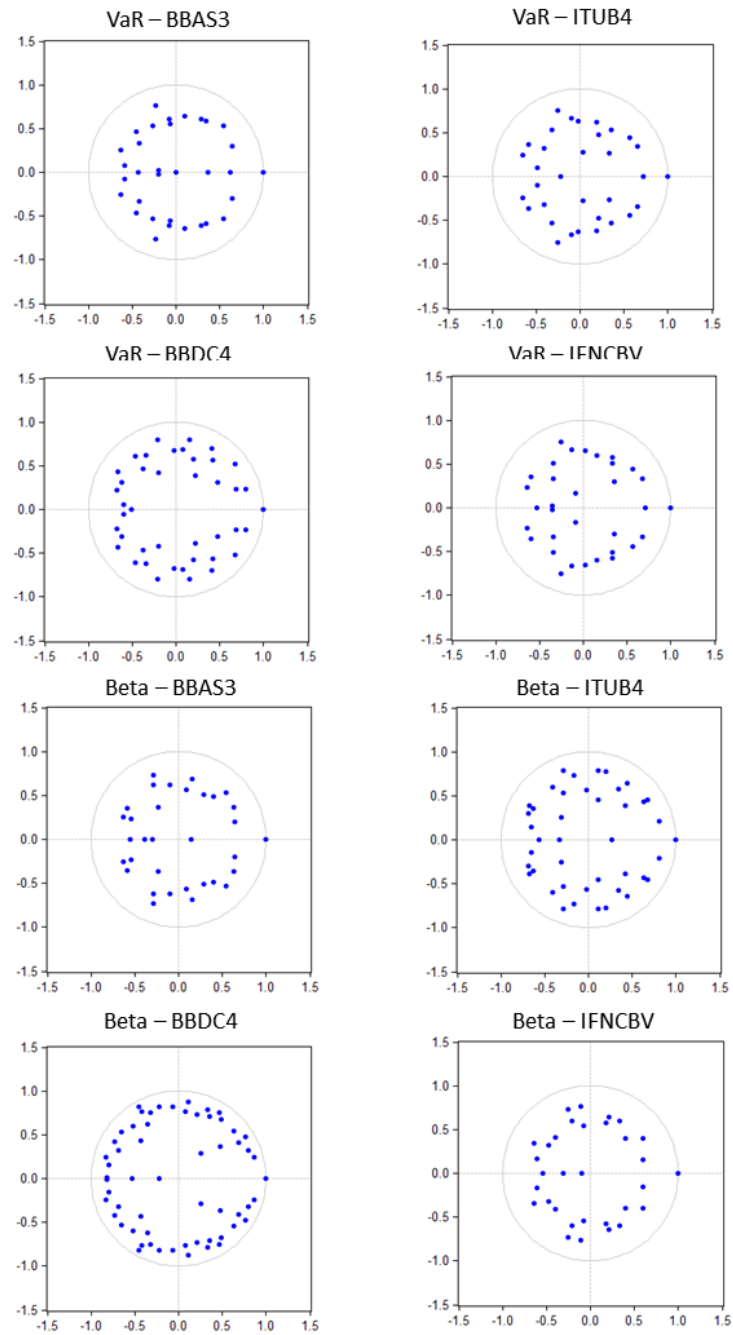


Figura 83 - Raízes Unitárias - VEC



ANEXO E – Testes Resíduos

Tabela 32 - Testes de Estabilidade - VAR

Especificação - Medida de Risco	Teste de Portmanteau			Efeito ARCH			Jarque-Bera	
	Lags	Estatística	p-valor	Lags	Estatística	p-valor	Estatística	p-valor
VaR - BBAS3	15	468,226	0,111	5	2306,192	0,065	652,317	0,000
VaR - ITUB4	15	449,934	0,266	5	2296,175	0,086	1299,693	0,000
VaR - BBDC4	15	428,776	0,124	5	2278,043	0,136	1663,204	0,000
VaR - IFNCBV	15	462,665	0,149	5	2265,070	0,182	1056,688	0,000
Beta - BBAS3	19	632,321	0,052	6	2741,617	0,095	114,824	0,000
Beta - ITUB4	15	428,436	0,126	5	2299,031	0,080	54,033	0,000
Beta - BBDC4	18	475,607	0,072	5	2208,276	0,476	55,412	0,000
Beta - IFNCBV	15	444,944	0,323	6	2742,638	0,093	742,853	0,000

Notas: Valores de p-valor menores do que 0.05 significam rejeição da hipótese nula com um nível de confiança de 95%.

Tabela 33 - Testes de Estabilidade - VEC

Especificação - Medida de Risco	Teste de Portmanteau			Efeito ARCH			Jarque-Bera	
	Lags	Estatística	p-valor	Lags	Estatística	p-valor	Estatística	p-valor
VaR - BBAS3	15	483,565	0,065	6	2711,732	0,183	658,583	0,000
VaR - ITUB4	15	468,495	0,152	5	2310,238	0,058	1267,479	0,000
VaR - BBDC4	15	442,012	0,082	5	2290,902	0,099	1653,714	0,000
VaR - IFNCBV	15	481,940	0,072	5	2267,416	0,173	1036,126	0,000
Beta - BBAS3	21	711,717	0,058	6	2727,040	0,133	127,431	0,000
Beta - ITUB4	15	443,939	0,073	5	2289,241	0,103	54,778	0,000
Beta - BBDC4	18	480,317	0,079	5	2217,892	0,419	47,247	0,000
Beta - IFNCBV	15	461,403	0,212	6	2713,513	0,176	746,847	0,000

Notas: Notas: Valores de p-valor menores do que 0.05 significam rejeição da hipótese nula com um nível de confiança de 95%.