UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE
DEPARTAMENTO DE ADMINISTRAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

**MODELOS PARA TESTE DE ESTRESSE DO SISTEMA FINANCEIRO NO
BRASIL**

Natália Cordeiro Zaniboni

Orientador(a): Profa. Dra. Alessandra de Ávila Montini

SÃO PAULO
2018

Prof. Dr. Vahan Agopyan
Reitor da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Adalberto Américo Fischmann
Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade

Prof. Dr. Roberto Sbragia
Chefe do Departamento de Administração

Prof. Dr. Moacir de Miranda Oliveira Júnior
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Administração

NATÁLIA CORDEIRO ZANIBONI

**MODELOS PARA TESTE DE ESTRESSE DO SISTEMA FINANCEIRO NO
BRASIL**

Tese apresentada ao Programa de Pós
Graduação em Administração do
Departamento de Administração da
Faculdade de Economia, Administração e
Contabilidade da Universidade de São
Paulo, como requisito parcial para a
obtenção do título de Doutora em
Ciências.

Orientador(a): Profa. Dra. Alessandra de Ávila Montini

Versão Original

SÃO PAULO

2018

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada por Rafael Mielli Rodrigues – CRB-8/7286
Seção de Processamento Técnico do SBD/FEA/USP

Zaniboni, Natalia Cordeiro
Modelos para teste de estresse do sistema financeiro no Brasil
/ Natalia Cordeiro Zaniboni. – São Paulo, 2018.
114 p.

Tese (Doutorado) – Universidade de São Paulo, 2018.
Orientador: Alessandra de Ávila Montini.

1. Finanças 2. Risco 3. Crédito 4. Macroeconomia 5. Teste de estresse 6. Modelos estatísticos I. Universidade de São Paulo. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. II. Título.

CDD – 332

Aos meus pais e meu marido Rafael

Agradecimentos

À Deus, por iluminar o meu caminho e pela força no desempenho de todas as minhas atividades.

Ao meu pai, Amilton e minha mãe, Adelaide, pela força diária e apoio durante toda a minha vida.

À Profa. Dra. Alessandra Montini, que se dedicou muito no seu papel de orientadora, e a quem sou muito grato por todo o aprendizado obtido no curso de Mestrado.

Ao meu marido, Rafael Camanho, pelo apoio constante durante o curso de mestrado.

Ao meu sogro, Roberto Camanho e sogra, Maria Lúcia Camanho pela ajuda e orientação nesses 6 anos.

Aos meus cunhados, Thomaz Camanho e Fernanda Paixão, pela compreensão do tempo necessário de dedicação.

À banca examinadora na qualificação, Profa. Liliam Sanchez Carrete e Prof. José Roberto Ferreira Savoia, por todas as contribuições dadas e por todo o apoio durante a execução do trabalho.

Ao corpo docente da FEA/USP, em especial aos Profs. Drs. Marcelo Caldeira Pedroso, Ana Cristina Limongi Franca, Antonio Geraldo da Rocha Vidal, Luciane Meneguim Ortega e Jane Marques, com quem tive oportunidade de aprender muito nos diversos assuntos.

Aos meus colegas de Pós Graduação da Universidade de São Paulo com quem tive grande oportunidade de aprendizado durante o curso.

Aos meus colegas de profissão pela oportunidade, incentivo e assistência, além do constante aprendizado (Luciano Valiensi, Danilo Damasceno, Maria Cristina Amaral, Letícia Cassiano, Maria Rita Sifuentes Batista, Livia Chierice, Adriana Soares de Deus, Natália Bernardinelli Rocha, Ana Maria Gonçalves da Motta, Anderson Guerra, entre outros tantos).

Às minhas colegas de voleibol, pelos momentos de descontração e alegria.

RESUMO

A literatura sobre testes de estresse do sistema financeiro vem crescendo substancialmente nos últimos anos devido à importância destes exercícios, destacada pela crise financeira do *subprime*, a sequência de falências bancárias em muitos países e a crise econômica brasileira. Este trabalho propõe uma metodologia para testes de estresse, focada em risco de crédito, para o sistema financeiro brasileiro.

Após a definição do escopo, o segundo passo de um teste de estresse é a identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro, em que se captura as relações entre fatores macroeconômicos e a inadimplência. Este trabalho propôs a utilização de mais de 300 variáveis e uma análise fatorial para obter fatores macroeconômicos que consideram um conjunto mais abrangente de variáveis em um modelo ARIMAX. Além disso, os trabalhos comumente empregam modelos de dados em painel, VAR, séries temporais ou modelos de regressão linear. Porém, a mudança em uma variável raramente afeta outra instantaneamente, pois o efeito é distribuído ao longo do tempo. Neste trabalho é proposto o modelo de defasagem distribuída polinomial, que considera este efeito ao estimar os parâmetros defasados por meio de um polinômio de segundo grau. Foram considerados o período de março de 2007 a agosto de 2016 como período de modelagem e setembro de 2016 a agosto de 2017 como período de validação fora do tempo. Para os meses de validação, os modelos propostos apresentaram menor soma dos quadrados dos erros.

O terceiro passo é a calibração de um cenário de estresse adverso e plausível, que pode ser obtido pelos métodos histórico, hipotético e probabilístico. Nota-se uma lacuna na literatura brasileira, suprida neste trabalho, em que não há propostas de cenários hipotéticos e históricos (que consideram todas as crises de 2002, crise *subprime* de 2008 e crise econômica de 2014/2017) para o Brasil. Notou-se que os choques históricos geram valores mais severos que os hipotéticos, e há variáveis mais sensíveis aos diferentes tipos de crises econômicas.

Ao verificar o impacto do cenário obtido para as instituições, a inadimplência estimada em cenário de estresse foi de 6,38%, um aumento de 68% em relação ao cenário base. Este aumento foi semelhante, um pouco mais severo, aos choques obtidos na literatura brasileira e ao Relatório de Estabilidade Financeira construído pelo Banco Central do Brasil, que estima que o sistema bancário está preparado para absorver um cenário de estresse macroeconômico.

Palavras-chave: Teste de estresse, Risco, Crédito, Macroeconomia, Modelos estatísticos.

ABSTRACT

Studies on stress testing the financial system has been growing substantially recently due to the importance of these exercises, highlighted by the subprime financial crisis, the bank failures sequence in many countries and the Brazilian economic crisis. This paper proposes a stress test methodology, focused on credit risk, for the Brazilian financial system.

After the scope definition, the second step of a stress test is the vulnerabilities of the financial system identification, in which the relation between macroeconomic factors and credit risk are captured. Most papers use a limited set of macroeconomic factors. This paper proposes the use of more than 300 variables and a factor analysis to obtain macroeconomic factors to consider a more comprehensive set of variables in an ARIMAX model. In addition, academic papers commonly employ panel data models, VAR, time series or linear regression models. However, changing one variable rarely affects another instantaneously because the effect is distributed over time. In this work the polynomial distributed lag model is proposed, which considers this effect when estimating the lagged parameters by a second degree polynomial. The models were constructed using March 2007 to August 2016 as a modeling period and September 2016 to August 2017 as an out of time validation period. For the validation period, the proposed models presented a smaller sum of the squares errors.

The third step is the calibration of an adverse and plausible stress scenario, which can be obtained by historical, hypothetical and probabilistic methods. We note a gap in the Brazilian literature, provided in this paper, in which there are no hypothetical and historical scenarios (which consider all crises of 2002, subprime crisis of 2008 and crisis of 2014/2017) for Brazil. It was noted that historical shocks generate more severe values than hypothetical shocks, and there are variables more sensitive to different types of economic crises.

When verifying the impact of the scenario obtained for the institutions, the estimated default in the stress scenario was 6.38%, an increase of 68% in relation to the base scenario. This increase was similar, somewhat more severe, to the shocks obtained in the Brazilian literature and to the Financial Stability Report built by the Central Bank of Brazil, which estimates that the banking system is prepared to absorb a macroeconomic stress scenario.

Keywords: Stress test, Risk, Credit, Macroeconomic, Statistical models.

Sumário

1. INTRODUÇÃO	17
1.1. Objetivos	20
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	21
2.1. Identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro.....	21
2.2. Calibração de cenários de estresse	25
3. METODOLOGIA	33
3.1. Identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro.....	33
3.1.1. Base de dados	34
3.1.2. Transformação e seleção de variáveis	39
3.1.3. Modelo ARIMAX	41
3.1.4. Análise fatorial	44
3.1.5. Modelo de defasagem distribuída polinomial	44
3.1.6. Comparação dos modelos	45
3.2. Obtenção do cenário de estresse	46
3.2.1. Choques	47
3.2.2. Modelo VAR	50
4. ANÁLISE E RESULTADOS	51
4.1. Identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro.....	51
4.1.1. Transformação e seleção de variáveis	51
4.1.2. Modelo ARIMAX	53
4.1.3. Análise Fatorial e modelo ARIMAX com fatores.....	59
4.1.4. Modelo de defasagem distribuída polinomial	63
4.1.5. Comparação dos modelos	65
4.2. Obtenção do cenário de estresse	66
4.2.1. Choques	66
4.2.2. Modelo VAR e inadimplência em estresse.....	72
4.3. Aplicação do cenário de estresse e <i>feedback</i> para o sistema	75
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	77
REFERÊNCIAS	81
APÊNDICES	87

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Principais metodologias de modelagem em testes de estresse.....	24
Tabela 2 – Resumo dos estudos de metodologias de calibração de cenários para testes de estresse	29
Tabela 3 – Estudos relacionados a testes de estresse	30
Tabela 4 – Grupos de variáveis explicativas e relação esperada	37
Tabela 5 – Principais choques propostos	47
Tabela 6 – Variáveis explicativas selecionadas	51
Tabela 7 – Relação esperada das variáveis selecionadas e correlação observada com a inadimplência.....	54
Tabela 8 – Modelo ARIMAX	55
Tabela 9 - Identificação dos fatores por meio da Matriz de Componente Rotacionada ..	60
Tabela 10 - Modelo ARIMAX com Análise Fatorial	60
Tabela 11 – Modelo de Defasagem Distribuída Polinomial	63
Tabela 12 - Resumo dos indicadores de <i>performance</i>	66
Tabela 13 – Cenário de Estresse Histórico	70
Tabela 14 – Cenário de Estresse Hipotético	71
Tabela 15 – Cenário de Estresse Probabilístico	72
Tabela 16 – Modelo VAR.....	73
Tabela 17 – Modelo VAR para os fatores.....	74
Tabela 18 – Comparativo dos impactos do cenário de estresse	76

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Visão geral de um teste de estresse.....	18
Figura 2 - Métodos para obtenção do cenário de estresse	26
Figura 3 - Esquema metodológico do passo de identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro	34
Figura 4 – Passos do processo de seleção de variáveis	39
Figura 5 - Esquema metodológico do passo de obtenção do cenário de estresse.....	47
Figura 6 – Funções de autocorrelação e ruído branco do modelo ARIMAX.....	57
Figura 7 – Histograma e Q-Q Plot dos resíduos do modelo ARIMAX.....	58
Figura 8 – Funções de autocorrelação e ruído branco do modelo ARIMAX com análise fatorial.....	61
Figura 9 – Histograma e Q-Q Plot dos resíduos do modelo ARIMAX com análise fatorial	62

1. INTRODUÇÃO

A literatura sobre testes de estresse do sistema financeiro vem crescendo substancialmente nos últimos anos devido à importância destes exercícios, destacada pela recente crise financeira do *subprime*, a sequência de falências bancárias em muitos países e a crise econômica brasileira.

Um teste de estresse pode ser definido como a análise da exposição a risco de uma ou um grupo de instituições financeiras em um cenário macroeconômico adverso (de estresse), porém plausível. O objetivo desses testes é fazer com que os riscos sejam mais compreensíveis, dessa forma, identificando as potenciais perdas de uma instituição em situação econômica anormal. Essa ferramenta é utilizada por instituições financeiras em seus sistemas de gestão para tomada de decisão em tolerância a riscos e de alocação de capital, geralmente focalizada na gestão do risco de crédito.

A compreensão da vulnerabilidade das instituições financeiras a cenários macroeconômicos adversos é essencial para a regulação e supervisão do setor bancário. A recente crise financeira do *subprime* chamou atenção das autoridades reguladoras ao rápido aumento do crédito, que a precedeu. A partir de meados de 2007, o aumento de preços do mercado imobiliário seguido pela inadimplência *subprime* gerou problemas nos mercados financeiros, resultando na pior crise financeira desde a Grande Depressão da década de 1930. O mundo sofreu uma série de crises nos últimos 20 anos, porém a crise *subprime* foi a de maior intensidade. O que foi exatamente diferente nesta crise é uma questão que as autoridades acadêmicas e regulatórias ainda estão tentando explicar (MISHKIN, 2009).

A recente crise financeira do *subprime* também demonstrou que o teste de estresse pode servir como ferramenta para restaurar a confiança nos sistemas financeiros, aumentando a transparência e reduzindo a incerteza do mercado (FUNGÁČOVÁ; JAKUBÍK, 2013). A importância dos testes de estresse foi ressaltada em vários trabalhos de pesquisa do comitê de Basileia sobre supervisão bancária (BCB, 2017a). Eles indicam que é uma ferramenta essencial de avaliação e controle de riscos das instituições financeiras e de órgãos reguladores. Bancos Centrais de diversos países acordaram que a estabilidade financeira é o principal objetivo da política monetária, e vêm fazendo testes de estresse regulatórios (BANK OF ENGLAND, 2010; DEUTSCHE BUNDESBANK, 2015). Em 2011, o teste de estresse também serviu como ferramenta de gerenciamento de crises durante a crise da dívida soberana na Europa.

O Federal Reserve é responsável por conduzir testes de estresse nos Estados Unidos. O Supervisory Capital Assessment Program (SCAP) foi o primeiro exercício do tipo, realizado em 2009 como uma resposta à crise, e levou a uma capitalização do sistema financeiro por exigir um aumento de US\$75 bilhões de dólares no capital de 10 instituições financeiras no país. Posteriormente, um teste de estresse anual supervisionado tornou-se requisito no setor financeiro com a implementação do Dodd–Frank Wall Street Reform and Consumer Protection Act de 2010 (ACHARYA; ENGLE; PIERRET, 2014).

A Figura 1 apresenta uma visão geral dos passos para construção de um teste de estresse. O primeiro passo é a definição de escopo, em que a instituição ou o órgão regulador necessita definir qual tipo de risco (crédito, mercado, etc.) e qual carteira será submetida ao teste. O segundo passo é a identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro, em que se captura as relações entre fatores macroeconômicos e a medida de risco utilizada. O terceiro passo é a calibração do cenário de estresse, em que são quantificados os fatores macroeconômicos de modo que indiquem um cenário adverso e plausível. O próximo passo é a aplicação dos modelos construídos anteriormente, verificando qual o impacto do cenário obtido para as instituições. O último passo é o *feedback* para o sistema (SORGE; VIROLAINEN, 2006; VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012).

Figura 1 - Visão geral de um teste de estresse

Fonte: Sorte e Virolainen (2006)

As operações de risco de crédito são o escopo deste trabalho. O risco de crédito é a principal fonte de risco para os bancos e é objeto de rigorosa supervisão das instituições reguladoras do sistema financeiro (PESARAN et al., 2005). O saldo da carteira de crédito em relação ao PIB saltou de 30% para 54% entre 2007 e 2015 no Brasil. Segundo o Banco Central do Brasil, a partir da recente crise econômica brasileira, a inadimplência passou de 2,7%, em 2014, para 3,5%, em 2016, realçando a necessidade de avaliação apurada.

A maior parte dos estudos relacionados a teste de estresse focaliza-se na identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro, examinando a relação entre as perdas dos bancos com risco de crédito e fatores macroeconômicos (VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012). McVittie

(2013) indicou que os modelos atuais utilizados para este fim têm em comum o uso de um conjunto relativamente limitado de variáveis macroeconômicas. Segundo o autor, aproximadamente 10 variáveis macroeconômicas são geralmente utilizadas em um universo de mais de 2.000 variáveis disponíveis no Reino Unido, o que pode provocar problemas na estimação do modelo por omissão de variáveis relevantes.

Ainda nesta fase da identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro, a maior parte dos trabalhos utiliza as seguintes metodologias: dados em painel, modelos VAR ou de séries temporais ou modelos de regressão linear. Porém, segundo Gujarati (2006), a mudança em uma variável raramente afeta outra instantaneamente, e esse efeito é distribuído ao longo de um período posterior à mudança. Esse efeito não é capturado pelos modelos mais utilizados.

A calibração de cenários de estresse, uma fase posterior, é tão importante quanto o modelo inicial, e não é trivial. Há três métodos de calibração de choques para obtenção de um cenário de estresse: histórico, hipotético e probabilístico (BUNN; CUNNINGHAM; DREHMANN, 2005). Nota-se uma lacuna na literatura brasileira, em que não há propostas de cenários hipotéticos. Além disso, o estudo de Santos (2008), que propõe cenário com base em dados históricos, utiliza a crise de 2002 para tal fim.

Após a calibração dos choques, um modelo estatístico, que relaciona as variáveis macroeconômicas entre si, obtém o cenário macroeconômico em estresse. A maior parte dos estudos utiliza um modelo de vetores autoregressivos para este fim (VAR) (JONES; HILBERS; SLACK, 2004; VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006; LU; YANG, 2012; PARASCHIV; MUDRY; ANDRIES, 2015).

Este trabalho propõe uma metodologia para teste de estresse do sistema financeiro brasileiro. A base de dados utilizada para este fim foi extraída do Banco Central do Brasil e compreendeu o período de março de 2007 a agosto de 2010. As variáveis macroeconômicas foram selecionadas conforme o estudo de Zaniboni (2013), mais abrangente que os estudos tradicionais relacionados a risco de crédito. No total, mais de 300 variáveis explicativas macroeconômicas foram selecionadas. Esta seção abrange a introdução ao assunto teste de estresse e os objetivos do trabalho. A segunda seção apresenta a revisão bibliográfica de estudos relacionados a testes de estresse. A terceira seção apresenta a metodologia utilizada para a proposta do teste. A quarta seção apresenta os resultados da metodologia proposta para o sistema financeiro brasileira e a quinta seção apresenta as considerações finais do trabalho.

1.1. Objetivos

Este trabalho teve como objetivo principal propor uma metodologia para construção de um teste de estresse para a inadimplência do sistema financeiro no Brasil, centrado em risco de crédito. A metodologia proposta apresenta contribuições para a literatura brasileira nas etapas de identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro e na calibração do cenário de estresse macroeconômico. Os objetivos secundários são:

- a) Propor um modelo de defasagem distribuída polinomial para identificação das vulnerabilidades da inadimplência do sistema financeiro. Este modelo considera defasagens no efeito das variáveis macroeconômicas na inadimplência, que é uma limitação dos modelos mais comumente utilizados na literatura.
- b) Propor choques hipotéticos e históricos nas variáveis macroeconômicas, para obtenção do cenário de estresse. Estes choques ainda não foram propostos no Brasil.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O risco de crédito é definido como o risco de perda resultante de falha entre alguma das contrapartes no cumprimento das obrigações de pagamentos (QU, 2008). É a principal fonte de risco para os bancos e é objeto de rigorosa supervisão das instituições reguladoras do sistema financeiro (PESARAN et al., 2005).

Testes de estresse, principalmente centrados em risco de crédito, vêm sendo aplicados por instituições financeiras desde 1990. O Acordo de Basileia 2¹ recomendou o uso de testes de estresse para complementar o uso de modelos internos e FSAPs (*financial sector assesment programs*) recomendaram o uso de ferramentas quantitativas para esses testes. Testes de estresse podem ser executados em um nível micro, avaliando a sensibilidade de carteiras de instituições financeiras ou a um nível macro, do sistema financeiro como um todo. O objetivo do teste de estresse macro é ajudar órgãos reguladores a identificar vulnerabilidades no sistema financeiro que podem causar problemas a este sistema (SORGE; VIROLAINEN, 2006).

A revisão bibliográfica está dividida em três partes: a primeira apresenta os estudos sobre a identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro, em que se captura as relações entre fatores macroeconômicos e o risco de crédito. A segunda parte ilustra a literatura relativa à calibração de cenários de estresse. Por fim, coloca-se um resumo das metodologias encontradas na literatura.

2.1. Identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro

Os primeiros trabalhos que estudaram o risco de crédito em cenários macroeconômicos adversos foram publicados por Wilson (1998). Desde então, diversos estudos têm analisado a vulnerabilidade de sistemas bancários a cenários macroeconômicos (VLIEGHE, 2001; KALIRAI; SCHEICHER, 2002; VIROLAINEN, 2004; SORGE; VIROLAINEN, 2006; VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006; SCHECHTMAN; GAGLIANONE, 2012).

¹ International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework, formulado pelo Comitê de Basileia

A maior parte dos estudos relacionados a testes de estresse desenvolve-se na identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro, examinando a relação entre as perdas dos bancos com risco de crédito e fatores macroeconômicos (VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012). As metodologias mais comumente utilizadas são modelos de dados em painel (SAURINA, 2002; QUAGLIARIELLO, 2004; SALAS; VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006), modelos de regressão (KALIRAI; SCHEICHER, 2002; FUNGÁČOVÁ; JAKUBÍK, 2013; JOKIVUOLLE; VIRÉN, 2013) e modelos VAR ou modelos de séries temporais (JANUZZI; PEROBELLI; BRESSAN, 2012; LU; YANG, 2012; VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012).

No cenário externo, os modelos propostos variam entre essas metodologias mais utilizadas. Vlieghe (2001) utilizou o modelo de vetores autorregressivos (VAR) para a modelagem de testes de estresse no Reino Unido. A base de dados utilizada abrangeu os períodos de 1975 a 1999.

Hoggarth et al. (2005) utilizaram um modelo VAR em dados trimestrais de 1988 a 2004 no setor bancário do Reino Unido para indicar que o PIB (utilizado na forma de desvio entre o real e o esperado para o trimestre), a inflação de preços no varejo e a taxa de juros de curto prazo afetam os valores de prejuízo com crédito no setor bancário.

Sorge e Virolainen (2006) explicam, categorizam e exemplificam metodologias chave de testes de estresse com foco em risco de crédito, que é o risco mais significativo para instituições financeiras. Os autores identificaram duas abordagens metodológicas mais comuns para testes de estresse macro: (i) Modelos de balanço, que exploram a relação entre indicadores contábeis de risco de crédito (como inadimplência ou provisão) e o ciclo econômico por meio de séries temporais ou dados em painel e (ii) Modelos VaR, que combinam a análise de múltiplos fatores de risco em uma distribuição de probabilidade de perdas que o sistema bancário poderia enfrentar sob um cenário de estresse. Para cada abordagem, foi estimado um modelo utilizando dados da Finlândia para o período de 1986 a 2003, e ambos os modelos apresentaram bom desempenho para os dados utilizados.

Misina et al. (2006) investigaram perdas em carteiras de crédito no setor bancário do Canadá por meio de testes de estresse. A base de dados foi composta por empresas dos setores de hotelaria, construção, indústria e varejo no período de 1987 a 2005. Por meio de um modelo VAR, a taxa de falências das empresas do setor foi estimada com base nas variáveis macroeconômicas do PIB canadense, taxa de juros real, preço de matérias primas, PIB norte-americano e taxa de juros norte-americana.

Lu e Yang (2012) construíram um modelo de teste de estresse com percentual de contratos em atraso maior que 90 dias como variável resposta. Os dados foram fornecidos pelo Banco de Agricultura da China para o período de 2004 a 2010. Mediante um modelo VAR, crescimento do PIB, inflação, preços do mercado imobiliário e crescimento monetário do país foram as variáveis macroeconômicas significativas.

Kalirai e Scheicher (2002) utilizaram dados da provisão para perdas de crédito dos bancos da Áustria como medida de risco de crédito. Os dados foram coletados trimestralmente entre 1990 e 2001, e a regressão linear múltipla com estimadores de mínimos quadrados ordinários foi utilizada para estimar a relação entre as provisões e variáveis macroeconômicas.

Jokivuolle e Virén (2013) apresentam modelos de regressões aparentemente não relacionadas que captam a relação entre a probabilidade de descumprimento (PD), a perda dado o descumprimento (LGD) e o ciclo econômico. Os modelos foram estimados com dados de séries temporais de 1989 a 2008 na Finlândia.

Hanschel e Monnin (2005) criaram um índice que resume o estado atual do setor bancário da Suíça em uma única medida, por meio de quatro tipos diferentes de variáveis: dados de preços de mercado, dados de balanço, dados não públicos das autoridades de supervisão e outras variáveis estruturais.

Van Den End et al. (2006) utilizaram dados anuais de bancos, entre 1990 e 2004, para indicar que PIB e a diferença entre taxa de juros de longo prazo e curto prazo afetam a taxa de descumprimento dos clientes do sistema bancário, tanto mundialmente quanto na Holanda. Dados em painel com efeitos fixos foram utilizados para estimar esta relação.

No Brasil, foram propostos modelos VAR (SANTOS, 2008), de séries temporais (VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012), dados em painel (JANUZZI; PEROBELLI; BRESSAN, 2012) e regressão linear (NISCHIKAWA, 2014).

Santos (2008) desenvolveu um modelo para teste de estresse no Brasil utilizando informações do Banco Central do Brasil, do Sistema de Informações de Crédito e do Valor Econômico para o período de 2002 a 2007. Em sua primeira etapa, para a identificação de variáveis macroeconômicas que afetavam a classificação do risco das operações de crédito, foi estimado um modelo VAR.

Januzzi et al. (2012) comparam dois métodos para estimação do fluxo de caixa em risco (CF@R): o modelo autorregressivo integrado com médias móveis (ARIMA) e o método de

vetores autorregressivos (VAR) com variáveis exógenas. Os modelos foram avaliados por meio do *backtesting* das estimativas e da geração de cenários de estresse. A aplicação dos modelos foi realizada em empresas distribuidoras de energia do setor elétrico brasileiro.

Vazquez et al. (2012) propuseram um modelo para testes de estresse macro e encontraram relação negativa entre o crescimento do PIB e a inadimplência de uma instituição financeira no Brasil. O modelo proposto contém três módulos independentes e sequenciais: o primeiro utiliza um modelo de séries temporais para estimar a relação entre economia e inadimplência, o segundo utiliza dados em painel com os tipos de empréstimos como instrumento e o terceiro módulo usa a previsão da inadimplência para estimar as perdas de crédito.

Nischikawa (2014) propôs uma metodologia de cálculo de estresse para cumprir as exigências regulatórias do Bank for International Settlements (BIS) e Comissão de Supervisão Bancária no Brasil. O autor utilizou um modelo de regressão linear para relacionar a inadimplência do Sistema Financeiro brasileiro (obtida do Banco Central do Brasil) a variáveis macroeconômicas para o período de 2007 a 2012. O PIB, o IPCA, as transações correntes como proporção do PIB e o câmbio foram significativos no modelo.

A Tabela 1 apresenta um resumo dos autores que propuseram modelos para identificar as vulnerabilidades do sistema financeiro a mudanças na economia e as metodologias utilizadas.

Tabela 1 – Principais metodologias de modelagem em testes de estresse

País	Dados em Painel		Modelo VAR	Séries Temporais	Regressão Linear
	Instituições financeiras	Tipos de empréstimos			
Brasil		(VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012)	(SANTOS, 2008) (JANUZZI; PEROBELLI; BRESSAN, 2012)	(VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012) (JANUZZI; PEROBELLI; BRESSAN, 2012)	(NISCHIKAWA, 2014)
Demais países	(SALAS; SAURINA, 2002) (QUAGLIARIELLO, 2004) (VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006)		(VLIEGHE, 2001) (HOGGARTH; SORENSEN; ZICCHINO, 2005)	(HANSCHER; MONNIN, 2005) (PARASCHIV; MUDRY; ANDRIES, 2015)	(KALIRAI; SCHEICHER, 2002) (FUNGÁČOVÁ; JAKUBÍK, 2013)

	(SORGE; VIROLAINEN, 2006)		(MISINA; TESSIER; DEY, 2006) (SORGE; VIROLAINEN, 2006) (LU; YANG, 2012)	(SORGE; VIROLAINEN, 2006)	(JOKIVUOLLE; VIRÉN, 2013) (GANBAATAR; SELENGE, 2012)
--	---------------------------------	--	--	---------------------------------	--

Fonte: Elaborado pelo autor

Os modelos apresentados têm a vantagem de ser intuitivos, necessitam de pequena capacidade computacional e utilizam uma caracterização ampla do cenário macroeconômico. Alguns têm as desvantagens de utilizar funções lineares que não são adequadas ou são instáveis com previsões para um longo horizonte de tempo (SORGE; VIROLAINEN, 2006). O modelo de dados em painel não consegue explorar bem as variações de tipos de empréstimos dentro de uma instituição financeira, possivelmente, por restrições em bases de dados. O modelo de séries temporais e o modelo VAR têm capacidade limitada para avaliar as condições financeiras de cada instituição ou carteira de crédito, que algumas vezes são o foco da análise. O modelo de regressão linear tem a desvantagem de desconsiderar a evolução da inadimplência ao longo do tempo e geralmente não atender às suposições para séries temporais (VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012).

2.2. Calibração de cenários de estresse

A primeira etapa para obtenção do cenário de estresse é a escolha do choque, que deve ser adverso, porém plausível. Esta calibração do choque pode ser feita de forma univariada, em fatores únicos, ou multivariada, em que diversos fatores macroeconômicos se alteram. Um choque univariado pode ser transformado em multivariado por meio de modelos estatísticos. Cenários multivariados são mais realistas, pois fatores macroeconômicos geralmente interagem entre si (BREUER; JANDAČKA; RHEINBERGER, 2009).

Além disso, a escolha do choque pode ser feita de forma histórica, em que o choque é escolhido de forma a refletir um evento histórico específico; probabilística, em que o choque é escolhido com base na distribuição histórica dos fatores macroeconômicos, como o percentil 99%, ou hipotética, em que o cenário reflete riscos e situações que não ocorreram no passado (SORGE; VIROLAINEN, 2006; VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006). O cenário ainda pode ser escolhido na forma de engenharia reversa, em que se avalia qual seria o choque necessário para gerar perdas superiores a algum limiar. Esta forma é menos utilizada (BUNN;

CUNNINGHAM; DREHMANN, 2005) e não será abordada neste estudo. A combinação de possíveis métodos para obtenção do cenário de estresse está apresentada na Figura 2.

Figura 2 - Métodos para obtenção do cenário de estresse

Fonte: Elaborado pelo autor

Os estudos que desenvolvem testes de estresse geralmente utilizam choques históricos ou hipotéticos e um modelo VAR para gerar o cenário como um todo.

No cenário externo, alguns estudos aplicaram choques históricos ou hipotéticos univariados, também chamados de análise de sensibilidade (KALIRAI; SCHEICHER, 2002; JONES et al., 2004; FANG-YING, 2011; FUNGÁČOVÁ; JAKUBÍK, 2013). Porém, cenários multivariados são mais realistas que cenários univariados, dado que variáveis macroeconômicas geralmente se interagem (VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006).

Kalirai e Scheicher (2002) propuseram cenários baseados em choques nas principais variáveis macroeconômicas que afetam o risco de crédito do sistema financeiro da Áustria. Foram comparados choques históricos (valores extremos da série histórica das variáveis) e probabilísticos (choque de três desvios-padrão na variável), sendo os choques históricos escolhidos por serem mais plausíveis: a queda na produção industrial em 10,4% (1975), queda na emissão de moedas em 13,8% (1981), queda na confiança do empresário em 17,1% (1992), aumento na taxa de juros real em 1,42% (1990), aumento na taxa de juros nominal em 4,25% (1980), queda em 30% nos índices da bolsa de valores (2001) e quedas nas exportações em 4,9% (1993).

Fang-Ying (2011) utilizaram três cenários de estresse para analisar a vulnerabilidade do sistema financeiro chinês. Os autores aplicaram choques no PIB (redução em 1,1%, 2,2%, 0,6% e 0,5% em quatro trimestres consecutivos), na taxa de juros (aumento de 100 pontos base no primeiro trimestre, nenhuma mudança no segundo e terceiro trimestres e outro aumento de 100 pontos base no quarto trimestre) e nos preços do mercado imobiliário (redução dos preços de imóveis em 3,7%, 5,1%, 2,0% e 0,4% em quatro trimestres). A magnitude dos choques foi similar às variações dos fatores na crise financeira asiática.

Ainda no cenário externo, alguns estudos utilizam aplicação de choques históricos (QUAGLIARIELLO, 2004; VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006), hipotéticos (JONES; HILBERS; SLACK, 2004; VIROLAINEN, 2004; LU; YANG, 2012) ou probabilísticos (AIKMAN et al., 2010) em modelos VAR, com objetivo de verificar o impacto do choque no cenário macroeconômico como um todo e, posteriormente, verificar o impacto deste cenário no risco de crédito.

Fungáčová e Jakubík (2013) propuseram choques hipotéticos com base em julgamento de *experts* para obtenção do cenário de estresse. O trabalho analisa a vulnerabilidade do setor bancário da Rússia em cenários de estresse, ressaltando a importância desses testes em mercados emergentes dada a sua alta volatilidade e indicaram a necessidade de aumento de capital das instituições financeiras russas.

Jokivuolle e Virén (2013) geraram perdas de crédito para um cenário de três anos utilizando uma simulação de Monte Carlo em que, primeiramente, foram geradas 10.000 simulações aleatórias para obtenção dos valores de PD e LGD. A partir desses valores, o cenário de estresse foi obtido por meio dos percentis 99% e 99,9% da distribuição das perdas.

Virolainen (2004) utilizou choques hipotéticos em três variáveis macroeconômicas. As demais variáveis são impactadas por meio da matriz de variância-covariância. O primeiro cenário aplica um choque negativo temporário no PIB da Finlândia, em que o PIB trimestral cai 1% por quatro trimestres consecutivos, depois disso volta à tendência histórica de crescimento, em torno de 0,5% por trimestre, por um período de dois anos. O segundo cenário aplica um aumento na taxa de juros de curto prazo, em que a taxa de juros aumenta em 1% por quatro trimestres consecutivos e mantém o alto patamar por dois anos. O terceiro cenário é um choque extremo no PIB, em que há uma queda em 2% por oito trimestres consecutivos.

Misina et al. (2006) propuseram a utilização de cenários históricos no sistema financeiro do Canadá, sendo eles: o aumento de 20% no índice de preços de *commodities*, uma queda de 4%

na taxa de crescimento do PIB dos EUA, um aumento de 200 pontos base na taxa de juros real dos EUA e um cenário combinado, que examina o efeito conjunto dos dois primeiros cenários. Um modelo VAR foi utilizado para determinar o impacto dos choques em outras variáveis macroeconômicas e, posteriormente, no risco de crédito.

Lu e Yang (2012) utilizaram dois cenários para testar a vulnerabilidade do sistema financeiro da China. O primeiro cenário é hipotético e supõe que a taxa de crescimento do PIB, a inflação e o crescimento monetário reduziram em 3%, enquanto o índice de preços imobiliário aumenta em 1%. O segundo cenário é histórico, e supõe uma queda de 3,1% no PIB, que remete à crise asiática de 2008. O modelo estatístico utilizado para verificar o impacto dos choques em outras variáveis macroeconômicas foi o modelo VAR.

No Brasil, a análise de sensibilidade (choque histórico, sem modelo) foi utilizada somente por Januzzi et al. (2012). Já em cenários multivariados, o modelo VAR foi o mais aplicado, e alguns estudos aplicaram choques históricos (SANTOS, 2008) ou probabilísticos (SCHECHTMAN; GAGLIANONE, 2012; VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012).

Santos (2008) fez uma revisão das metodologias de testes de estresse e descreveu uma análise de cenários e um teste de estresse aplicado ao Brasil. O cenário escolhido foi histórico, em que o prêmio dos títulos Global 12 atingiu o mesmo nível de 2002, quando houve fuga dos investidores estrangeiros. As demais variáveis foram estimadas por meio de um modelo VAR, construído para o período de novembro de 2002 a novembro de 2007.

Schechtman e Gaglione (2012) construíram cenários para o sistema financeiro no Brasil. Os autores consideraram cenários univariados, em que somente uma variável macroeconômica recebe o choque (e as demais variáveis são simuladas de forma condicional) e cenários multivariados, em que todas as variáveis sofrem choques probabilísticos (um, dois e três desvios-padrão na projeção das variáveis macroeconômicas) simultaneamente por meio de um modelo VAR. Os autores aplicaram a metodologia no setor imobiliário brasileiro, e indicaram que a taxa de desemprego tem o efeito mais nocivo, porém inflação e taxa de juros implicam maiores impactos em longo prazo.

Januzzi et al. (2012) propuseram a utilização dos valores da cauda inferior (0 a 5%) ou superior (95 a 100%) das distribuições dos fatores de risco como cenário de estresse. O objetivo do trabalho foi verificar os impactos de cenários extremos, tais como o racionamento de energia, sobre a estimativa futura do fluxo de caixa operacional de empresas do setor elétrico brasileiro.

Vazquez et al. (2012) utilizaram três cenários de estresse probabilísticos macroeconômicos por meio de um modelo VAR para testar a vulnerabilidade do sistema financeiro brasileiro. O primeiro cenário é um aumento de dois desvios-padrão na taxa de juros. O segundo cenário é uma queda de dois desvios-padrão na concessão de crédito. O terceiro e último cenário propõe uma queda de dois desvios-padrão no crescimento do PIB. Um cenário semelhante foi utilizado por Nischikawua (2014), que propôs a alteração de um desvio padrão no PIB como cenário de estresse.

A Tabela 2 apresenta um resumo dos estudos que propõem metodologias para obtenção do cenário de estresse e sua classificação. Nota-se uma lacuna na literatura brasileira, em que não há propostas de choques hipotéticos. Além disso, o estudo de Santos (2008), que propõe um choque com base em dados históricos, utiliza base de dados anterior à crise de 2008. O estudo de Schechtman e Gaglione (2012), que propôs choques probabilísticos, analisou somente o setor imobiliário. O estudo de Nischikawua (2014), que também propôs choques probabilísticos, utilizou somente um desvio-padrão no PIB como choque.

Tabela 2 – Resumo dos estudos de metodologias de calibração de cenários para testes de estresse

País	Choque			Modelo
	Histórico	Hipotético	Probabilístico	
Brasil			(JANUZZI; PEROBELLI; BRESSAN, 2012)	Sem modelo (univariado)
	(SANTOS, 2008)		(SCHECHTMAN; GAGLIANONE, 2012) (VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012) (NISCHIKAWA, 2014)	VAR
Demais países	(JONES; HILBERS; SLACK, 2004) (FANG-YING, 2011) (KALIRAI; SCHEICHER, 2002) (VLIEGHE, 2001)	(FUNGÁČOVÁ; JAKUBÍK, 2013) (JONES; HILBERS; SLACK, 2004) (GANBAATAR; SELENGE, 2012)	(KALIRAI; SCHEICHER, 2002) (JOKIVUOLLE; VIRÉN, 2013)	Sem modelo
	(QUAGLIARIELLO, 2004)	(VIROLAINEN, 2004)	(AIKMAN et al., 2010)	VAR

	(VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006)	(JONES; HILBERS; SLACK, 2004)	(PARASCHIV; MUDRY; ANDRIES, 2015)	
	(JONES; HILBERS; SLACK, 2004)	(LU; YANG, 2012)		
	(LU; YANG, 2012)			
	(PARASCHIV; MUDRY; ANDRIES, 2015)			

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 3 apresenta um resumo dos estudos relacionados a testes de estresse e as metodologias propostas nestes estudos.

Tabela 3 – Estudos relacionados a testes de estresse

Autor	País	Período	Método Modelo	Método Cenário	
				Modelo	Choque
(VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012)	Brasil	2001 a 2009	ARIMAX Dados em painel	VAR	Probabilístico
(JANUZZI; PEROBELLI; BRESSAN, 2012)	Brasil	1998 a 2009	ARIMA VAR		Probabilístico
(FUNGÁČOVÁ; JAKUBÍK, 2013)	Rússia	2001 a 2010	Regressão Linear		Hipotético
(QUAGLIARIELLO, 2004)	Itália	1985 a 2002	Dados em painel	VAR	Histórico
(JOKIVUOLLE; VIRÉN, 2013)	Finlândia	1989 a 2008	Regressões aparentemente não relacionadas (SUR)		Probabilístico
(AIKMAN et al., 2010)	Reino Unido	1972 a 2007	VAR		Probabilístico
(VLIEGHE, 2001)	Reino Unido	1975 a 1999	VAR		Histórico
(SCHECHTMAN; GAGLIANONE, 2012)	Brasil	1995 a 2009	ARIMAX Regressão Quantílica	VAR	Probabilístico
(KALIRAI; SCHEICHER, 2002)	Áustria	1990 a 2001	Regressão linear		Histórico e probabilístico
(HANSCHER; MONNIN, 2005)	Suíça	1987 a 2002	Índice (média de fatores)		Hipotético
(VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006)	Holanda	1990 a 2004	Dados em painel	VAR	Histórico
(JONES; HILBERS; SLACK, 2004)	Reino Unido	1990 a 2004	ARIMAX		Hipotético e histórico
(LU; YANG, 2012)	China	2004 a 2010	ARIMAX	VAR	Hipotético e histórico

(MISINA; TESSIER; DEY, 2006)	Canadá	1987 a 2005	Regressão linear	VAR	Histórico
(HOGGARTH; SORENSEN; ZICCHINO, 2005)	Reino Unido	1993-2004	VAR		Histórico
(SANTOS, 2008)	Brasil	2002 a 2007	Dados em painel	VAR	Histórico
(FANG-YING, 2011)	China	2003 a 2009	ARIMAX		Histórico
(BELLOTTI; CROOK, 2013)	Reino Unido	1999 a 2006	Sobrevivência		Probabilístico
(PARASCHIV; MUDRY; ANDRIES, 2015)	Estados Unidos	1998 a 2011	ARIMA		Histórico e Probabilístico
(GANBAATAR; SELENGE, 2012)	Mongólia	2004 a 2011	Regressão linear		Hipotético
(NISCHIKAWA, 2014)	Brasil	2007 a 2012	Regressão linear	VAR	Probabilístico

Fonte: Elaborado pelo autor

3. METODOLOGIA

Este trabalho utilizou uma abordagem quantitativa para responder às questões de pesquisa. A pesquisa quantitativa é definida como uma pesquisa que traduz informações em números para classificá-las e analisá-las e requer o uso de técnicas estatísticas (GIL, 1996). Cooper e Schindler (2003) classificam esse tipo de pesquisa como descritiva ou de relações causais. A pesquisa descritiva objetiva descrever fenômenos, estimar proporções ou descobrir associações entre variáveis, enquanto a de relações causais tenta descobrir relações de causa e efeito entre as variáveis. Este trabalho utilizou a pesquisa quantitativa do tipo de relações causais.

O processo metodológico utilizado para a proposta do modelo foi dividido em duas partes: metodologia proposta para identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro e metodologia proposta para obtenção do cenário de estresse.

3.1. Identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro

Com objetivo de propor a utilização da análise fatorial para obtenção de fatores para identificar as vulnerabilidades do sistema financeiro, e também sugerir um modelo de defasagem distribuída polinomial, a metodologia foi proposta com os seguintes passos: construção da base de dados com base na revisão bibliográfica (ZANIBONI, 2013), seleção inicial das variáveis por meio de testes robustos de forma a garantir a relevância das variáveis (GRANGER, 1980; GUJARATI, 2006; WOOLDRIDGE, 2010), construção de um modelo ARIMAX que foi utilizado como *benchmark* (JONES; HILBERS; SLACK, 2004; SORGE; VIROLAINEN, 2006; FANG-YING, 2011; LU; YANG, 2012; SCHECHTMAN; GAGLIANONE, 2012), obtenção de fatores por meio da análise fatorial, construção de um modelo ARIMAX com os fatores como variáveis explicativas, construção de um modelo de defasagem distribuída polinomial com as variáveis macroeconômicas como variáveis explicativas e, por último, a *performance* dos modelos propostos é comparada à do modelo *benchmark* para o período de validação. Na Figura 3 é colocado o resumo do processo de pesquisa para a identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro. A seguir é apresentado um detalhamento de cada etapa.

Figura 3 - Esquema metodológico do passo de identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro

Fonte: Elaborado pelo autor

3.1.1. Base de dados

Os dados mensais foram extraídos da base de dados do Banco Central. Este contém diversas fontes de informação, como IBGE, Serasa, BNDES, entre outros.

A variável utilizada como definição para risco de crédito do modelo proposto para teste de estresse foi a taxa de inadimplência do sistema financeiro no Brasil. Esta é definida como a relação entre o saldo em atraso superior a 90 dias dos contratos de crédito sobre todos os contratos e abrange todas as operações de empréstimo, financiamento, adiantamento e arrendamento mercantil, concedidas pelas instituições integrantes do sistema financeiro nacional.

A apuração foi executada pelo Depec, departamento econômico, do Banco Central do Brasil. A série está disponível no *site* do Banco Central a partir de março de 2000, e foi selecionada até a data base de agosto de 2017. Em março de 2011, a forma de cálculo da série foi modificada, acrescentando algumas operações ao número. O gráfico 1 apresenta a evolução da taxa de inadimplência obtida. Verifica-se grande variação neste indicador de 2000 a 2004, apresentando grande queda. Também houve um aumento da taxa de inadimplência no final de 2008 e no ano 2009, período da crise do *subprime* (a inadimplência chegou a 4,5% em setembro de 2009), e nos anos de 2016 e 2017, período da crise econômica brasileira (a inadimplência chegou a 4,05% em maio de 2017).

Pesquisa conduzida pelo BCB demonstra que a inadimplência é o principal fator de risco à estabilidade financeira, na percepção dos executivos responsáveis pelo gerenciamento estratégico de riscos das instituições financeiras. O valor da inadimplência, definido pelo montante em atraso acima de 90 dias em relação ao montante de crédito total, é afetado pelas reestruturações e renegociações, bem como pelo volume de baixas a prejuízo. Com objetivo de alinhar a diversidade de critérios de inadimplência e considerar possíveis distorções devido às reestruturações de dívida, o Comitê de Basileia para Supervisão Bancária vem trabalhando na harmonização internacional dos principais conceitos relacionados à categorização de ativos problemáticos, incorporada à estrutura regulatória por meio da Resolução nº. 4.557 do Banco Central do Brasil, de 23 de fevereiro de 2017. Para fins de monitoramento da estabilidade financeira, considera-se como ativo problemático as operações de crédito em atraso há mais de 90 dias, as operações de crédito reestruturadas que estejam no período de cura de 12 meses e as demais operações de crédito classificadas pelas instituições financeiras entre os níveis de risco “E” e “H” da Resolução nº. 2.682, de 21 de dezembro de 1999. Porém, esse conceito ainda não foi largamente implementado nas instituições financeiras, fazendo com que a inadimplência seja a medida mais próxima a essa definição (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2017).

Gráfico 1 – Evolução da inadimplência do sistema financeiro no Brasil (%)

Variáveis explicativas macroeconômicas e de características da carteira de crédito foram selecionadas com base na revisão bibliográfica de Zaniboni (2013). McVittie (2013) indicou que os estudos que incorporam variáveis macroeconômicas em modelos de risco de crédito, geralmente, utilizam um conjunto relativamente limitado dessas variáveis. Segundo o autor, aproximadamente 10 variáveis macroeconômicas são, comumente, usadas em um universo de mais de 2.000 variáveis disponíveis no Reino Unido. O estudo de Zaniboni (2013) objetivou contribuir para a literatura em risco de crédito ao levantar as possíveis variáveis a serem aplicadas em um modelo de previsão da inadimplência do sistema financeiro no Brasil, totalizando mais de 300. As variáveis foram selecionadas com base em uma revisão bibliográfica que utilizou, como constructo, estudos sobre *ratings* soberanos, testes de estresse, *credit scoring*, estudos que relacionaram risco de crédito e macroeconomia ou características da carteira de crédito. Este trabalho, por sua vez, utilizou esse levantamento para selecionar as variáveis explicativas.

A característica da base de dados é temporal, e sua granularidade é mensal. Variáveis dos grupos apresentados na Tabela 4 foram extraídas, totalizando 346 variáveis explicativas. A tabela também apresenta a relação esperada do grupo de variáveis (agrupadas de acordo com o Banco Central do Brasil) com a inadimplência.

Tabela 4 – Grupos de variáveis explicativas e relação esperada

Grupo de variável	Relação esperada com a inadimplência
Atividade econômica	Quanto maior a atividade econômica, menor a inadimplência
Indicadores monetários	Quanto maiores os indicadores monetários, maior a inadimplência
Câmbio	Quanto maior a taxa de câmbio, maior a inadimplência
Setor externo	Quanto maiores os indicadores de atividade econômica com o setor externo, menor a inadimplência
Carteira de crédito	Quanto maior a concentração da carteira de crédito em contratos mais arriscados, maior a inadimplência
Mercado financeiro e de capitais	Quanto melhores os indicadores de mercado financeiro, menor a inadimplência

Fonte: Elaborado pelo autor

Os indicadores de atividade econômica podem ser variáveis como PIB, produção industrial ou mercado de trabalho. Durante períodos de recessão econômica, os tomadores são menos propensos a pagar todas as suas dívidas, e a probabilidade de inadimplência do empréstimo e de perdas pelos bancos deve aumentar (KALIRAI; SCHEICHER, 2002; MISINA; TESSIER; DEY, 2006).

Os indicadores monetários, geralmente, referem-se à disponibilidade de recursos no sistema financeiro. Quanto maior a disponibilidade de recursos, maior o potencial da concessão de crédito e maior a possibilidade de inadimplência, dadas as políticas de concessão menos restritas (ARCHER; BIGLAISER; DEROUEN, 2007; FRASCAROLI; SILVA; DA SILVA FILHO, 2009).

Uma taxa de câmbio maior implica depreciação da moeda brasileira e um poder de compra reduzido das pessoas físicas e a *performance* de empresas, principalmente, as importadoras. Nesse sentido, quanto maiores os indicadores de exportação e importação (setor externo), maior a atividade econômica das empresas e menor a inadimplência (JACOBSON; LINDÉ; ROSZBACH, 2005; QU, 2008). Segundo o Ministério da Indústria, Comércio Exterior e Serviços, o Brasil possuiu mais empresas importadoras que exportadoras em 2017.

Quanto maior a concentração da carteira de crédito em contratos mais arriscados, maior a inadimplência. Por exemplo, estudos sobre concessão de crédito por região indicam que essas regiões têm predominância no crédito rural, a atividade principal de sobrevivência das famílias que naturalmente têm menor inadimplência (ASSUNÇÃO; CHEIN, 2007; MACEDO, 2006). Além disso, contratos de crédito concedidos a pessoas físicas e pequenas e médias empresas revelam maior inadimplência que contratos concedidos a grandes empresas (JACOBSON; LINDÉ; ROSZBACH, 2005). Ou, ainda, bancos com maiores proporções de empréstimos a empresas e imobiliários na carteira de crédito têm menor risco que os bancos com maiores concessões de crédito ao consumidor (KANAGARETNAM; KRISHNAN; LOBO, 2010).

Quanto melhores os indicadores de mercado financeiro, menor a inadimplência. Os índices do mercado de ações tendem a seguir as tendências cíclicas da macroeconomia. O aumento dos mercados de ações produz maiores retornos para os investidores e, portanto, reduz a probabilidade de inadimplência do empréstimo. Além disso, a maioria dos mercados de ações das grandes nações industrializadas está ligada, de certa forma, aos movimentos no mercado de ações dos EUA, que, muitas vezes, têm efeitos indiretos nos mercados globais (KALIRAI; SCHEICHER, 2002; HANSCHER; MONNIN, 2005; CASTRO, 2013).

Os indicadores da carteira de crédito do sistema financeiro no Brasil estão disponíveis no *site* do Banco Central a partir de março de 2007. Assim, o banco de dados selecionado para este estudo apresenta como período março de 2007 a agosto de 2017, e abrange a crise *subprime* de 2008 (BIS, 2009), que, apesar de contagiar os países emergentes, afetou-os com menor intensidade (SOUSA, 2011), e a crise econômica de 2014/2017, causada por erros de políticas públicas que provocaram choques de oferta e demanda e reduziram a capacidade de crescimento da economia brasileira (BARBOSA FILHO, 2017).

Os modelos foram construídos com uma base de dados de modelagem no período de março de 2007 a agosto de 2016. O período de setembro de 2016 a agosto de 2017 foi considerado como amostra de validação e utilizado para mensurar a *performance* dos modelos. Utilizar uma amostra para desenvolver os modelos e outra amostra fora do tempo para testar os modelos é o método mais apropriado para avaliação de modelos, especialmente, em risco de crédito (DOUMPOS; PASIOURAS, 2005).

3.1.2. Transformação e seleção de variáveis

As transformações de variação interanual e médias móveis de três meses da variação interanual foram aplicadas em todas as variáveis explicativas selecionadas. A variação interanual de um campo representa o crescimento ou a queda do indicador em um ano, na forma de percentual, em relação ao valor do ano anterior. É calculado para verificar a tendência de crescimento ou de queda e sua magnitude e pode ser utilizada para retirar os componentes de tendência e de ciclo de séries temporais. O cálculo da variável transformada no tempo t é dado por (1).

$$INTERA_{X_{1t}} = \frac{X_{1t} - X_{1t-12}}{X_{1t-12}}, \quad (1)$$

A transformação de médias móveis de três meses tem como objetivo a suavização dos movimentos das séries temporais, removendo efeitos sazonais, cíclicos, irregulares e aleatórios e reduzindo a volatilidade de uma variável (STEVENSON, 1991). O cálculo da variável transformada no tempo t é dado por (2).

$$MM3_INTERA_{X_{1t}} = \frac{INTERA_{X_{1t}} + INTERA_{X_{1t-1}} + INTERA_{X_{1t-2}}}{3}, \quad (2)$$

em que $INTERA_{X_{1t}}$ é a variação interanual da variável explicativa X_1 no tempo t .

Após as transformações, foi realizado um processo de seleção de variáveis com objetivo de atender às suposições estatísticas dos modelos de séries temporais. Os seguintes testes estatísticos foram aplicados neste processo: teste de causalidade de Granger, teste de co-integração, teste de exogeneidade, e teste de estacionariedade, conforme ilustra-se Figura 4. Essa seleção inicial proporciona maior robustez ao modelo.

Figura 4 – Passos do processo de seleção de variáveis

Fonte: Elaborado pelo autor

O teste de causalidade de Granger é feito para determinar o sentido causal de duas variáveis, pois a identificação de uma alta correlação não necessariamente revela uma relação causal entre elas. Há uma relação causal se valores passados de uma variável X ajudam a prever o valor presente de outra variável Y . É utilizado o modelo descrito na equação (3):

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \dots + \beta_i Y_{t-i} + \gamma_1 X_{t-1} + \dots + \gamma_i X_{t-i}, \quad (3)$$

em que Y_t indica a variável Y no tempo t , β_i são os coeficientes da variável Y defasada em i , X_{t-1} indica a variável X no tempo $t - 1$ e γ_i são os coeficientes da variável X defasada em i .

O objetivo do teste é verificar se os coeficientes das variáveis defasadas são conjuntamente iguais a zero, ou seja, $H_0: \gamma_1 = \dots = \gamma_i = 0$.

Posteriormente, foi verificada a co-integração entre a variável explicativa e a variável resposta (inadimplência). Do ponto de vista econômico, duas variáveis serão co-integradas se tiverem uma relação de longo prazo. Johansen (1998) propôs um teste para verificar se duas séries são co-integradas. A hipótese nula do teste é que as séries não são co-integradas.

Uma das premissas do modelo ARIMAX é que as variáveis explicativas devem ser fracamente exógenas. Assim, a quarta etapa de seleção de variáveis é a realização de um teste para verificar a exogeneidade das variáveis explicativas.

Uma variável é considerada exógena quando o erro ε de um modelo tem valor esperado igual a zero para qualquer valor da variável explicativa (WOOLDRIDGE, 2010). Ou seja, dado um modelo $y_i = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$, temos que $E(\varepsilon|x) = 0$.

Em termos práticos, o erro do modelo é considerado a fatia não observável da variável resposta, que poderia ser alguma variável explicativa não incluída no modelo. Assim, se a variável x tem alguma relação com esse termo não incluído no modelo, os coeficientes β da regressão não foram estimados adequadamente e podem conter vies.

Uma das formas para testar a exogeneidade de uma variável explicativa é considerar o teste de hipótese para um dos parâmetros do modelo VEC. O mecanismo de correção de erro sugerido por Engle e Granger (1987) corrige o desequilíbrio de curto prazo por meio de um vetor de longo prazo. Quando as variáveis são co-integradas, os modelos VEC (Vetores de Correção de Erro), dados pela expressão (4), são utilizados. Uma variável X é considerada exógena a Y quando $\alpha_{11} = 0$.

$$\nabla Y_t = \alpha_{12} (Y_{t-1} - \beta X_{t-1} - c) + \gamma_{22} \nabla Y_{t-1} + \delta_{21} \nabla X_{t-1} + \alpha_{02} + \varepsilon_{2t} \quad (4)$$

$$\nabla X_t = \alpha_{11} (Y_{t-1} - \beta X_{t-1} - c) + \gamma_{12} \nabla Y_{t-1} + \delta_{11} \nabla X_{t-1} + \alpha_{01} + \varepsilon_{1t}$$

em que:

∇Y_t é a variável Y diferenciada no tempo t;

∇X_t é a variável X diferenciada no tempo t;

Y_{t-1} é a variável Y no tempo t – 1;

X_{t-1} é a variável X no tempo t – 1;

$\alpha_{11}, \alpha_{12}, \beta, c, \gamma_{12}, \gamma_{22}, \delta_{11}, \delta_{21}, \alpha_{01}$ e α_{02} são os parâmetros do modelo;

ε_{1t} e ε_{2t} são os termos de erro.

Por fim, um teste de Dickey-Fuller aumentado foi realizado para selecionar somente variáveis explicativas estacionárias. Se X_t e Y_t são duas séries não estacionárias, a regressão de uma variável com a outra leva a resultados inconsistentes e à verificação de relações entre variáveis que, na verdade, não existem (GUJARATI, 2006; HOLLAUER; BAHIA; ISSLER, 2006).

3.1.3. Modelo ARIMAX

Uma série temporal é um composto de observações ordenado ao longo do tempo. A análise de séries temporais consiste na avaliação da evolução dos valores da série e da dependência dos registros ao longo do tempo, e a ordem dos dados é relevante. Os objetivos da análise de séries temporais são investigar o mecanismo gerador da série, prever valores futuros da série, descrever seu comportamento ou procurar periodicidades relevantes (HOSMER; LEMESHOW, 1989).

Neste trabalho, foi utilizada a notação de Morettin e Toloi (2006), em que $Z(t)$ denota o valor da variável caracterizada pela série temporal no tempo t, e o conjunto de dados da série temporal é denotado por $Z(t_1), \dots, Z(t_n)$, valores observados nos instantes $t_1, \dots, t_n$.

Um modelo ARIMA é constituído por um processo autorregressivo (AR) integrado (I) de médias móveis (MA) e é chamado de modelo de Box-Jenkins, pois foi apresentado por George Box e Gwilym Jenkins em 1970.

O processo autorregressivo de ordem p , ou $AR(p)$, é semelhante a um modelo de regressão, em que os valores passados da variável Z_t são suas regressoras. Pode ser utilizado quando o valor atual de uma série temporal é explicado por seus valores passados mais um erro. Assim, o processo autorregressivo é dado pelas expressões (5) e (6):

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-1} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + \epsilon_t, \quad (5)$$

$$\Phi(B)Z_t = \epsilon_t, \quad (6)$$

em que Z_t é a variável de interesse no tempo t , Φ_i é o coeficiente associado à variável de interesse no instante $t-i$ ($i = 1, \dots, p$), ϵ_t é o erro do modelo e $\Phi(B)$ é o operador autorregressivo de ordem p .

O processo de médias móveis de ordem q , ou $MA(q)$, indica um modelo em que os valores passados dos erros explicam o valor atual da série. Este processo é dado por:

$$Z_t = \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q}, \quad (7)$$

$$Z_t = \theta(B)\epsilon_t, \quad (8)$$

em que Z_t é a variável de interesse no tempo t , θ_j é o coeficiente associado à variável de interesse no instante $t-j$ ($j = 1, \dots, q$), ϵ_t é o erro do modelo, e $\theta(B)$ é o operador de médias móveis de ordem q .

Em casos de séries não estacionárias, um modelo que contém somente os parâmetros autorregressivos e de médias móveis não é suficiente (HOSMER; LEMESHOW, 1989). Pode-se aplicar uma ou mais diferenças para remover a tendência. Um modelo que incorpora os componentes $AR(p)$, $MA(q)$ e substitui o valor Z_t por sua d -ésima diferença $\nabla d Z_t = Z_t - Z_{t-d}$ é um modelo $ARIMA(p,d,q)$. A série diferenciada é apresentada na expressão (9):

$$Y_t = \nabla d Z_t. \quad (9)$$

O processo autorregressivo integrado de médias móveis $ARIMA(p,d,q)$ é apresentado pelas expressões (10) ou (11):

$$Y_t = \Phi_1 Y_{t-1} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q}, \quad (10)$$

$$\Phi(B)Y_t = \theta(B)\epsilon_t. \quad (11)$$

Na maioria dos casos, uma ou duas diferenças (d=1 ou d=2) são suficientes para ajustar a não estacionariedade original da série (HOSMER; LEMESHOW, 1989).

O modelo autorregressivo integrado de médias móveis pode incluir variáveis exógenas, pois um valor de Z_t pode não ser explicado somente pelos parâmetros descritos no modelo univariado. Assim, estima-se a variável endógena Z_t por meio de variáveis exógenas X_{it} . O método de mínimos quadrados ordinários é mais comum na estimação dessa classe de modelos (MOURA, 2011).

O modelo ARIMAX é dado pela expressão (12):

$$Y_t = \Phi_1 Y_{t-1} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} + \beta_{1t} X_{1t} + \dots + \beta_{1t-n} X_{1t-n} + \dots + \beta_{wt} X_{wt} + \dots + \beta_{wt-m} X_{wt-m}, \quad (12)$$

em que:

Y_t é a série diferenciada de Z_t , no instante t;

Φ_i é o coeficiente autorregressivo na i-ésima ordem (i=1,..., p);

θ_j é o coeficiente operador de médias móveis da j-ésima ordem (j=1,..., q);

X_{kt} é a k-ésima variável explicativa exógena no instante t (k = 1,...,w);

β_{kt} é o coeficiente associado à k-ésima variável explicativa exógena no instante t (k = 1,...,w);

ϵ_t é o erro associado ao modelo.

O modelo ARIMAX tem as seguintes premissas (LIM; MCALEER; MIN, 2009):

- O valor esperado dos erros deve ser zero: $E(\epsilon_t) = 0$.
- Homocedasticidade: $Var(\epsilon_t) = \sigma_e^2$ para todo t.
- Os resíduos não devem ser correlacionados: $E(\epsilon_t \epsilon_s) = 0$ para todo $t \neq s$.
- As variáveis explicativas devem ser fracamente exógenas, ou seja, não há correlação entre ϵ_t e a variável: $E(X_t \epsilon_t) = 0$.
- O erro deve ter uma distribuição Normal: $\epsilon_t \sim N(0, \sigma_e^2)$.

3.1.4. Análise fatorial

A análise fatorial tem como objetivo reduzir o número de variáveis da base de dados, assim, gerando novas variáveis latentes. O resultado é um conjunto de fatores obtidos por meio de uma combinação linear entre as variáveis originais. Esses fatores podem ser utilizados como variáveis explicativas em modelos de regressão linear múltipla, por exemplo, por representarem um conjunto grande de variáveis de forma mais parcimoniosa e por serem independentes entre si, que é uma das premissas deste tipo de modelo (HARMAN, 1967; RUMMEL, 1970).

Para uma base de dados que contenha um vetor X de p variáveis explicativas, a análise fatorial pode ser dada por (13):

$$\begin{aligned} X_1 &= I_{11}F_1 + I_{12}F_2 + \dots + I_{1m}F_m \\ &\vdots \\ X_p &= I_{p1}F_1 + I_{p2}F_2 + \dots + I_{pm}F_m \end{aligned} \tag{13}$$

onde I_{ij} é o peso da variável X no fator j , F_w é o fator w e m é a quantidade de fatores gerada pela análise.

Diversos autores propuseram a utilização da análise fatorial para criação de fatores que representam variáveis macroeconômicas, principalmente, com objetivo de redução do número de variáveis, dada a grande quantidade de variáveis a serem consideradas na economia e melhora da previsão do comportamento macroeconômico (STOCK; WATSON, 1999, 2002a, 2002b; FORNI et al., 2000, 2003; MARCELLINO; STOCK; WATSON, 2003; BREITUNG; EICKMEIER, 2006; LIU; JANSEN, 2007; BAI; NG, 2008; BRÄUNING; KOOPMAN, 2014; KIM; SWANSON, 2014). Nenhum desses trabalhos, porém, sugeriu a utilização desses fatores para prever a inadimplência do sistema financeiro.

3.1.5. Modelo de defasagem distribuída polinomial

O modelo de defasagem distribuída polinomial, também denominado modelo de Shirley Almon, estima modelos de regressão para base de dados em formato de série de tempo em que os efeitos das variáveis explicativas são distribuídos ao longo do tempo. Neste modelo, a mudança de uma variável explicativa X no tempo t afeta uma variável resposta Y de forma

imediate no tempo t e com efeitos defasados nos tempos $t + 1$, $t + 2$ até $t + p$ para um limite de tempo p (GUJARATI, 2006). O modelo é apresentado pela expressão (13):

$$Y_t = \alpha + \beta_0 X_t + \beta_1 X_{t-1} \dots + \beta_p X_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (13)$$

em que Y_t é a variável resposta, a inadimplência do sistema financeiro, no tempo t , p é o limite de tempo de influência da variável X , X_{t-p} é a variável explicativa X no tempo $t-p$, β_p é o coeficiente estimado para a variável explicativa X_{t-p} .

Os coeficientes β_p podem ser estimados por meio de um polinômio de segundo grau apresentado na expressão (14):

$$\beta_p = \alpha_0 + \alpha_1 f_1 + \alpha_2 f_2, \quad (14)$$

Esta forma de estimação dos coeficientes β faz com que seus valores aumentem inicialmente e, na sequência, declinem no tempo, indicando que a influência da variável macroeconômica explicativa sobre a inadimplência é pequena no momento presente, cresce com o tempo e, depois, há um ponto de inflexão em que este efeito começa a diminuir (GUJARATI, 2006).

O modelo tem as seguintes premissas:

- a) O valor esperado dos erros deve ser zero: $E(\varepsilon_t) = 0$.
- b) Homocedasticidade: $Var(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2$ para todo t .
- c) O erro deve ter uma distribuição Normal: $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$.

3.1.6. Comparação dos modelos

A avaliação e o comparativo da *performance* entre o modelo proposto e os demais modelos *benchmark* foi executada por meio da soma dos quadrados dos erros (SQE) e do erro percentual absoluto médio (EPAM). São medidas muito utilizadas para representar os resíduos médios das estimativas quando não se conhece a estimativa mais confiável. Além disso, o uso das duas medidas em conjunto é recomendado, pois o SQE reflete, além do erro, a distribuição da sua magnitude, porém é mais sensível ao tamanho da amostra que o EPAM (FERRAZ, 2009; WILLMOTT; MATSUURA, 2005). Os cálculos desses indicadores são apresentados nas expressões (15) e (16).

$$SQE = \sum_{i=1}^{12} (\text{inadimplência real}_i - \text{inadimplência prevista}_i)^2 \quad (15)$$

$$EPAM = \frac{\sum_{i=1}^{12} |(\text{inadimplência real}_i - \text{inadimplência prevista}_i)|}{12} \quad (16)$$

em que i é o mês do período escolhido como amostra de validação fora do tempo.

3.2. Obtenção do cenário de estresse

Com objetivo de propor um cenário de estresse composto pela obtenção de choques ainda não propostos no Brasil, a metodologia foi proposta com os seguintes passos: para o modelo ARIMAX e o modelo de defasagem distribuída polinomial, por serem construídos com base nas variáveis macroeconômicas de forma direta, foi proposto um choque histórico e um choque hipotético; para o modelo ARIMAX com os fatores como variáveis explicativas, foi proposto um choque probabilístico e, por último, construção de um modelo VAR para obter as demais variáveis macroeconômicas dado um dos choques obtidos (JONES; HILBERS; SLACK, 2004; QUAGLIARIELLO, 2004; VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006; LU; YANG, 2012;). Na Figura 5 é apresentado o resumo do processo de pesquisa para a obtenção do cenário de estresse. A seguir é apresentado um detalhamento de cada etapa.

Figura 5 - Esquema metodológico do passo de obtenção do cenário de estresse

Fonte: Elaborado pelo autor

3.2.1. Choques

A definição do choque é o primeiro passo para obtenção de um cenário macroeconômico em estresse. Esse choque deve ser severo, porém plausível (SORGE; VIROLAINEN, 2006) e pode ser obtido por três métodos: histórico, em que o choque é calibrado para refletir um evento histórico específico; probabilístico, em que o choque é calibrado com base na distribuição histórica dos fatores macroeconômicos, como o percentil 99%, e hipotético, em que o cenário abrange riscos que não ocorreram no passado (BUNN; CUNNINGHAM; DREHMANN, 2005).

A Tabela 5 apresenta um resumo dos principais choques propostos em trabalhos anteriores. Nota-se uma lacuna na literatura brasileira, em que não há propostas de cenários hipotéticos. Ademais, o estudo de Santos (2008), que propõe cenário com base em dados históricos, utiliza a crise de 2002 para este fim.

Tabela 5 – Principais choques propostos

Autor	País	Choque Histórico	Choque Hipotético	Choque Probabilístico
(SORGE; VIROLAINEN, 2006)	Finlândia	Recessão econômica de 1990 no país	↑ 1% na taxa de juros	

(VLIEGHE, 2001)	Reino Unido	Recessão econômica de 1990 no país		
(FUNGÁČOVÁ; JAKUBÍK, 2013)	Rússia		Julgamento de especialistas	
(JOKIVUOLLE; VIRÉN, 2013)	Finlândia			Percentis 99% e 99,9% de uma simulação Monte Carlo com 10.000 cenários
(QUAGLIARIELLO, 2004)	Itália	Recessão econômica de 1993 no país		
(KALIRAI; SCHEICHER, 2002)	Áustria	Recessões de 1975, 1981, 1992		Alteração de 2 desvios padrão nas variáveis macroeconômicas
(VIROLAINEN, 2004)	Finlândia		↑1% na taxa de juros ↓ de 1% e 2% no PIB	
(FANG-YING, 2011)	China	Recessão asiática de 2008		
(LU; YANG, 2012)	China	Recessão asiática de 2008	↑1% nos preços do mercado imobiliário ↓ de 3% no PIB ↑3% na inflação	
(AIKMAN et al., 2010)	Reino Unido			Pior caso de 500 simulações de fatores de risco macroeconômicos
(HANSCHER; MONNIN, 2005)	Suíça	Reestruturação da indústria em 1990 e queda do mercado de ações em 2001		
(SCHECHTMAN; GAGLIANONE, 2012)	Brasil			Alteração de 1,2 e 3 desvios padrão nas variáveis macroeconômicas
(VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012)	Brasil			Alteração de 2 desvios padrão nas variáveis macroeconômicas
(JANUZZI; PEROBELLI; BRESSAN, 2012)	Brasil			Cauda inferior (0% a 5%) das distribuições geradas por Monte Carlo
(SANTOS, 2008)	Brasil	Fuga dos investidores estrangeiros de 2002		

Fonte: Elaborado pelo autor

3.2.1.1. Choque Histórico

O cenário histórico proposto utiliza o período de janeiro de 2002 a agosto de 2017 e abrange as seguintes crises econômicas no país: (i) crise de 2002, causada pelas incertezas da política econômica do novo governo de Luiz Inácio Lula da Silva, a partir de 2003 (GAMBIAGI; VILLELA, 2011); (ii) crise *subprime* de 2008 (BIS, 2009), que, apesar de contagiar os países emergentes, afetou-os com menor intensidade (SOUSA, 2011) e (iii) crise econômica de 2014/2017, causada por erros de políticas públicas que provocaram choques de oferta e demanda e reduziram a capacidade de crescimento da economia brasileira (BARBOSA FILHO, 2017).

O choque histórico selecionado, para cada variável, é a pior variação anual do período utilizado, remetendo à crise de 2002 – conforme sugerido por Santos (2008), à crise financeira *subprime* de 2008 –, como sugerido por Fang-Ying (2011) e Lu e Yang (2012) –, e à recente crise de 2014, ainda não utilizada na literatura de teste de estresse. Este cenário ainda não foi proposto no mercado brasileiro, pois o único choque histórico construído no Brasil foi proposto por Santos (2008) e considerou o período de 2002.

3.2.1.2. Choque Hipotético

O cenário hipotético assemelhou-se ao choque proposto por Lu e Yang (2012). Os autores supõem que os fatores macroeconômicos, em sua maioria (PIB, a inflação e o crescimento monetário), se alteram-se em 3%. Os autores, também, propuseram um aumento em 1% no índice de preços imobiliário, porém, neste trabalho, não foi utilizado o fator relacionado ao mercado imobiliário. Um cenário hipotético ainda não foi proposto no Brasil.

3.2.1.3. Choque Probabilístico

Os choques probabilísticos propostos neste trabalho para os fatores obtidos por meio da análise fatorial assemelham-se aos choques propostos por Jokivuolle e Virén (2013) e Januzzi et al. (2012), que propuseram a utilização dos percentis, como 99%, como choques nas variáveis macroeconômicas para o Brasil, e por Schechtman e Gaglianone (2012) e Nishikawa (2014), que propuseram a alteração de 1, 2 ou 3 desvios padrão nas variáveis macroeconômicas.

3.2.2. Modelo VAR

O modelo VAR (vetores autorregressivos) é o modelo mais utilizado para relacionar variáveis macroeconômicas entre si para a construção de um cenário. Cada equação definida pelo VAR é uma regressão por mínimos quadrados ordinários de determinada variável pela própria variável defasada e por outras variáveis componentes do modelo. Uma equação do modelo VAR pode ser definida pela equação (17) (GUJARATI, 2006).

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \beta_0 Z_t + \beta_1 Z_{t-1} + \dots + \beta_p Z_{t-p} + e_t \quad (17)$$

onde α_0 é o vetor de interceptos, α_1 é a matriz de coeficientes das variáveis resposta defasadas em um mês, $\beta_0, \dots, \beta_p$ são as matrizes de coeficientes das variáveis explicativas defasadas até p meses e e_t é o vetor de erros.

4. ANÁLISE E RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados obtidos para o modelo proposto de teste de estresse para o sistema financeiro no Brasil e, assim como os demais capítulos, é dividido em duas partes: identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro e obtenção do cenário de estresse.

4.1. Identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro

4.1.1. Transformação e seleção de variáveis

A partir de 346 variáveis explicativas, foram criadas três transformações a cada uma, totalizando 1.038. Nas etapas de seleção de variáveis, restaram 374 variáveis por meio do teste de causalidade de Granger (a um nível de significância de 10%), 360 variáveis por meio do teste de co-integração (a um nível de significância de 10%) e 81 variáveis por meio do teste de exogeneidade (a um nível de significância de 5%). Das 81 variáveis, foram selecionadas somente as variáveis estacionárias por meio do teste de Dickey-Fuller aumentado (a um nível de significância de 10%), restando 29 variáveis no total. As estatísticas descritivas destas variáveis são apresentadas no Apêndice A.

O Apêndice B apresenta a tabela contendo os resultados dos testes de causalidade de Granger, teste de co-integração, teste de exogeneidade fraca e teste de estacionariedade para as variáveis selecionadas. Os testes foram aplicados somente para as variáveis que apresentaram os resultados significativos no teste anterior.

Ao retirar as variáveis excluídas, restaram 29 variáveis explicativas, listadas na Tabela 6. Nota-se que variáveis relacionadas à atividade econômica, ao câmbio, aos indicadores monetários, aos indicadores de mercados financeiros e de capitais e ao setor externo foram testadas nos modelos.

Tabela 6 – Variáveis explicativas selecionadas

Variável	Grupo	Transformação	Correlação com a inadimplência
Consumo de derivados de petróleo - Demais derivados	Atividade econômica	Variação Interanual	-0,0092
Consumo de derivados de petróleo - Óleo combustível		Médias Móveis 3 meses da variação interanual	-0,1543

Consumo de energia elétrica - Brasil - Total		Médias Móveis 3 meses da variação interanual	-0,1216
Desembolsos do sistema BNDES - Total		Médias Móveis 3 meses da variação interanual	0,0274
Faturamento real da indústria de bens de capital mecânicos (1999=100)		Médias Móveis 3 meses da variação interanual	-0,2107
Outros artigos de uso pessoal e doméstico		Médias Móveis 3 meses da variação interanual	-0,2097
Produção de tratores de esteiras		Médias Móveis 3 meses da variação interanual	-0,2032
Vendas de veículos pelas concessionárias - Ônibus		Médias Móveis 3 meses da variação interanual	-0,2135
Índice do Emprego Formal - Produtos alimentícios, bebidas e álcool etílico		Médias Móveis 3 meses da variação interanual	-0,1799
Índice da taxa de câmbio real (IPCA) - Iene japonês		Variação Interanual	0,0133
Índice da taxa de câmbio real (IPCA) - Peso argentino		Variação Interanual	0,1932
Índice da taxa de câmbio real (IPA-DI) - Iene japonês - mensal		Variação Interanual	0,0385
Índice da taxa de câmbio real (IPA-DI) - Peso argentino - mensal		Variação Interanual	0,1941
Índice da taxa de câmbio real (IPC-FIPE) - Iene japonês - mensal		Variação Interanual	0,0238
Índice da taxa de câmbio real (INPC) - Iene japonês - mensal		Variação Interanual	0,0113
Índice da taxa de câmbio real (INPC) - Peso argentino - mensal		Variação Interanual	0,1912
Índice da taxa de câmbio real (IPA-DI) - Iene japonês - mensal		Médias Móveis 3 meses da variação interanual	0,1655
Índice da taxa de câmbio real (IPC-FIPE) - Peso argentino - mensal		Variação Interanual	0,2034
Índice da taxa de câmbio real (IPC-FIPE) - Iene japonês - mensal		Médias Móveis 3 meses da variação interanual	0,1044
Índice da taxa de câmbio real (INPC) - Iene japonês - mensal		Médias Móveis 3 meses da variação interanual	0,1178
Ativo - Recolhimentos em depósitos - Outras Sociedades de Depósitos		Variação Interanual	0,0901
BM - Base monetária restrita (média nos dias úteis do mês)		Variação Interanual	0,0574
BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês)		Variação Interanual	0,0459
Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês)		Variação Interanual	0,0814
Passivo - Empréstimos - Outras Sociedades de Depósitos		Variação Interanual	0,1031
Passivo - Outros itens (líquido) - Outras Sociedades de Depósitos		Médias Móveis 3 meses da variação interanual	-0,2973
Dow Jones NYSE - índice mensal	Mercados financeiros e de capitais	Variação Interanual	-0,0021
Nasdaq - índice mensal		Variação Interanual	-0,0089
Importações de bens - mercadorias em geral - Balanço de Pagamentos - mensal	Setor externo	Variação Interanual	-0,1767

Fonte: Elaborado pelo autor

O Apêndice C apresenta as correlações das variáveis explicativas selecionadas entre si.

4.1.2. Modelo ARIMAX

Um modelo ARIMAX foi desenvolvido com objetivo de previsão da série de inadimplência do sistema financeiro no Brasil. A primeira fase da estimação de um modelo de é a avaliação das características da série temporal. O Gráfico 2 ilustra a evolução da série de inadimplência para o período de estudo e período de avaliação fora de tempo. Nota-se que não há uma sazonalidade para o período selecionado, e as maiores variações da inadimplência ocorreram em setembro de 2008 a outubro de 2010, período caracterizado pela crise *subprime* dos Estados Unidos, e, a partir de janeiro de 2015, período caracterizado pela crise política e econômica no Brasil.

Gráfico 2 - Evolução da inadimplência do sistema financeiro no Brasil

Para verificar se a série é estacionária, pode ser realizado o teste de Dickey-Fuller aumentado. Verificou-se, então, para este teste, um nível descritivo de 0,5509, indicando a não estacionariedade da série. Assim, foi necessário realizar a diferenciação para retirar a tendência da série. Após a aplicação da diferença de ordem 1 ($\nabla INAD_t = INAD_t - INAD_{t-1}$), obteve-se um nível descritivo de 0,0001 no teste, indicando que a série transformada é estacionária.

Antes de iniciar a construção de um modelo, é importante observar a relação esperada das variáveis explicativas com relação à variável resposta. A

Tabela 7 apresenta a relação esperada das variáveis selecionadas e correlação observada com a inadimplência, e nota-se que a maior parte das variáveis indicadoras de câmbio (Iene Japonês e Peso Argentino) não teve a correlação esperada com a inadimplência, porém revelou correlações baixas (todas menores que 0,20). Seria necessária uma avaliação da correlação entre os mercados brasileiro, japonês e argentino para a interpretação correta da relação entre estas variáveis, porém, com a baixa correlação, este não foi um foco deste trabalho.

Tabela 7 – Relação esperada das variáveis selecionadas e correlação observada com a inadimplência

Variável	Grupo	Relação Esperada	Correlação com a inadimplência
Consumo de derivados de petróleo - Demais derivados	Atividade econômica	Quanto maior a atividade econômica, menor a inadimplência	-0,0092
Consumo de derivados de petróleo - Óleo combustível			-0,1543
Consumo de energia elétrica - Brasil - Total			-0,1216
Desembolsos do sistema BNDES - Total			0,0274
Faturamento real da indústria de bens de capital mecânicos (1999=100)			-0,2107
Outros artigos de uso pessoal e doméstico			-0,2097
Produção de tratores de esteiras			-0,2032
Vendas de veículos pelas concessionárias - Ônibus			-0,2135
Índice do Emprego Formal - Produtos alimentícios, bebidas e álcool etílico			-0,1799
Índice da taxa de câmbio real (IPCA) - Iene japonês			-0,0133
Índice da taxa de câmbio real (IPCA) - Peso argentino	Câmbio	Quanto maior a taxa de câmbio, maior a inadimplência	-0,1932
Índice da taxa de câmbio real (IPA-DI) - Iene japonês - mensal			0,0385
Índice da taxa de câmbio real (IPA-DI) - Peso argentino - mensal			-0,1941
Índice da taxa de câmbio real (IPC-FIPE) - Iene japonês - mensal			-0,0238
Índice da taxa de câmbio real (INPC) - Iene japonês - mensal			-0,0113
Índice da taxa de câmbio real (INPC) - Peso argentino - mensal			-0,1912
Índice da taxa de câmbio real (IPA-DI) - Iene japonês - mensal			0,1655
Índice da taxa de câmbio real (IPC-FIPE) - Peso argentino - mensal			-0,2034
Índice da taxa de câmbio real (IPC-FIPE) - Iene japonês - mensal			0,1044
Índice da taxa de câmbio real (INPC) - Iene japonês - mensal			0,1178
Ativo - Recolhimentos em depósitos - Outras Sociedades de Depósitos	Indicadores monetários	Quanto maiores os indicadores monetários, maior a inadimplência	0,0901
BM - Base monetária restrita (média nos dias úteis do mês)			0,0574
BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês)			0,0459
Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês)			0,0814
Passivo - Empréstimos - Outras Sociedades de Depósitos			0,1031

Passivo - Outros itens (líquido) - Outras Sociedades de Depósitos			-0,2973
Dow Jones NYSE - índice mensal	Mercados financeiros e de capitais	Quanto melhores os indicadores de mercado financeiro, menor a inadimplência	-0,0021
Nasdaq - índice mensal			-0,0089
Importações de bens - mercadorias em geral - Balanço de Pagamentos - mensal	Setor externo	Quanto maiores os indicadores de atividade econômica com o setor externo, menor a inadimplência	-0,1767

Fonte: Elaborado pelo autor

As variáveis selecionadas foram incluídas em modelos ARIMAX, em que a variável resposta foi a inadimplência e as variáveis explicativas foram descritas na Tabela 6. Ao ajustar um modelo multivariado, a multicolinearidade deve ser observada. A multicolinearidade é causada por correlações entre as variáveis explicativas. Se duas variáveis altamente correlacionadas forem incluídas em um modelo, a eficiência dos parâmetros é afetada devido a um aumento da variância estimada dos coeficientes, causando uma alteração na estatística teste e no resultado do teste de hipótese destes parâmetros.

Ao incluir todas as variáveis descritas na Tabela 6 para seleção em um modelo de previsão, fatalmente, a multicolinearidade acontecerá, pois há diversas variáveis com objetivo de mensurar o mesmo indicador, como, por exemplo, consumo de derivados de petróleo e consumo de energia elétrica. Assim, o ideal é selecionar uma variável de cada grupo.

Todas as diferentes combinações de variáveis (uma variável para cada grupo) foram construídas nos modelos ARIMAX. A seleção de variáveis foi constituída pelo método de seleção *backward*, que retira as variáveis não significativas no modelo uma a uma, iniciando com a variável com o maior nível descritivo. Foram mantidas no modelo as variáveis com nível descritivo menor que 10%. A partir do método de seleção de variáveis, obteve-se o modelo com os coeficientes e níveis descritivos descritos na Tabela 8.

Tabela 8 – Modelo ARIMAX

Grupo	Variável	Transformação	Coefficiente	Nível Descritivo
Atividade econômica	Consumo de derivados de petróleo - Óleo combustível	MM3 Variação Interanual	-0,0728	0,0141
Indicadores monetários	Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês)	Variação Interanual	0,1442	0,0422

Mercados financeiros e de capitais	Dow Jones NYSE - índice mensal	Variação Interanual	-0,1992	0,0001
Setor externo	Importações de bens - mercadorias em geral - Balanço de Pagamentos - mensal	Variação Interanual	-0,0987	0,0046
AR(6)			0,2867	0,0009
AR(7)			-0,2355	0,0047

Fonte: Elaborado pelo autor

O modelo ajustado possui R^2 de 42,29%. Variáveis explicativas indicadoras de atividade econômica, indicadores monetários, mercado financeiro e setor externo mostraram-se estatisticamente significativas para explicar a inadimplência. Nota-se que os sinais dos coeficientes são coerentes com o esperado:

- A variável consumo de derivados de petróleo (óleo combustível) possui relação negativa com a inadimplência, indicando que, quanto maior o consumo, menor a inadimplência. Segundo o Banco Central do Brasil, a variável indica o Consumo de gasolina, GLP, óleo combustível, óleo diesel, outros derivados (querosene de aviação, etc.), álcool hidratado e anidro e tem como fonte a Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. Um maior consumo de derivados de petróleo indica um aumento na quantidade de consumo de bens e, possivelmente, serviços, assim, indicando maior desenvolvimento econômico. Além disso, no Brasil, o crescimento econômico também resultou em aumento na compra de veículos (ALMEIDA et al., 2016).
- A variável meios de pagamento – papel-moeda em poder do público possui relação positiva com a inadimplência, indicando que, quanto maior o consumo, maior a inadimplência. Segundo o Banco Central do Brasil, a variável indica os passivos de liquidez imediata, compostos pelo papel-moeda em poder do público e pelos depósitos à vista captados pelos bancos e transacionáveis por cheques ou meios eletrônicos. Quanto maior a quantia captada pelos bancos, maior sua disponibilidade para concessão de crédito. Quanto maior a concessão de crédito, mais fácil é o acesso ao crédito, maior a propensão à inadimplência, pois empréstimos de maior risco podem ser aprovados (BONFIM, 2009; SAGNER, 2012; CASTRO, 2013).
- O índice Dow Jones possui relação negativa com a inadimplência, indicando que, quanto maior o índice, menor a inadimplência. Esse índice é um dos principais indicadores de movimento do mercado americano e é baseado na cotação das ações de 30 das maiores e mais importantes empresas dos Estados Unidos. Os movimentos no

mercado de ações dos EUA têm, muitas vezes, efeitos indiretos nos mercados globais (KALIRAI; SCHEICHER, 2002; HANSCHER; MONNIN, 2005; CASTRO, 2013). Além disso, o índice Ibovespa, indicador mais utilizado no mercado de ações brasileiro, tem relação com o índice Dow Jones (BRONDANI et al., 2013).

- A variável importação de bens possui relação negativa com a inadimplência, indicando que quanto maior a importação, menor a inadimplência. Segundo o Banco Central do Brasil, a variável indica a compra de bens por residentes e não residentes, contabilizando itens que são resultados de atividades produtivas, tangíveis, e sobre os quais direitos de propriedade podem ser estabelecidos e transferidos através de transações. A fonte dos dados é o Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio (MDIC), com base nos registros alfandegários do Siscomex, que são ajustados pelo Banco Central com o intuito de ampliação da cobertura – incorporam-se as compras de energia elétrica sem registro no Siscomex, as operações fictas, nas quais o produto é transacionado com um não residente, mas não atravessa a fronteira do país em que se encontra e, por fim, encomendas postais internacionais. As transações correntes de empresas importadoras e exportadoras no Brasil indicam maior lucratividade das empresas e menor risco nos empréstimos dos bancos (NISCHIKAWA, 2014).

A Figura 6 apresenta os gráficos de autocorrelação e autocorrelação parcial. Nota-se que o modelo ajustado é adequado, dada uma baixa correlação entre os resíduos existentes, atendendo a premissa de que os resíduos não devem ser correlacionados.

Figura 6 – Funções de autocorrelação e ruído branco do modelo ARIMAX

Fonte: Elaborado pelo autor

O teste Kolmogorov-Smirnov de Normalidade dos resíduos apresentou nível descritivo de 0,0876, indicando que há normalidade dos resíduos, atendendo a outra premissa do modelo.

Esta normalidade também pode ser observada pelos histograma e Q-Q Plot dos resíduos, conforme a Figura 7.

Figura 7 – Histograma e Q-Q Plot dos resíduos do modelo ARIMAX

Fonte: Elaborado pelo autor

O teste t-student indicou que o valor médio dos resíduos é zero com nível descritivo de 0,7417. O teste F indica, com nível descritivo de 0,7495, que os resíduos possuem variâncias iguais para todo t, ou seja, que há homocedasticidade. Assim, garantiu-se que todas as premissas do modelo foram satisfeitas.

O Gráfico 3 aponta a série real e ajustada para o período de março de 2007 a agosto de 2017, assim, considerando os meses fora do tempo. Nota-se que os valores reais estão contidos no intervalo de confiança, porém o modelo subestima a inadimplência.

Gráfico 3 – Série real e ajustada para a inadimplência do sistema financeiro (modelo ARIMAX)

4.1.3. Análise Fatorial e modelo ARIMAX com fatores

Com objetivo de trabalhar com modelos mais parcimoniosos e obter melhor ajuste utilizando um maior número de variáveis no modelo, foi aplicada uma análise fatorial para criação de fatores que foram utilizados como variáveis explicativas. O teste de Kaiser-Meyer-Olkin apresentou nível descritivo menor que 0,0001, indicando que a análise fatorial poderia ser utilizada, pois rejeitou-se a hipótese de as variáveis não serem correlacionadas.

A análise fatorial foi construída a partir de 22 das 28 variáveis, selecionadas por meio da matriz de correlações anti-imagem, o que indica a correlação entre variáveis quando os efeitos das outras variáveis são considerados. Além disso, foi inclusa somente uma variável indicadora de câmbio Iene Japonês e uma de câmbio Peso Argentino, a positivamente mais correlacionada com a inadimplência.

Foram gerados quatro fatores que explicam, em conjunto, 80,18% da variância total das observações. Após a rotação dos eixos, na tentativa de interpretação dos fatores, estes foram denominados como atividade econômica e setor externo, câmbio e mercado de capitais, setor público e instituições financeiras, conforme demonstrado na Tabela 9.

Tabela 9 - Identificação dos fatores por meio da Matriz de Componente Rotacionada

Grupo	Variável	Fator 1 Atividade e Setor externo	Fator 2 Câmbio e Mercado de Capitais	Fator 3 Setor Público	Fator 4 IFs
Atividade econômica	Consumo de derivados de petróleo	0,7546	0,0950	0,1897	0,3217
	Índice do Emprego Formal	0,6390	-0,0753	0,4470	0,5721
	Produção de tratores de esteiras	0,8195	0,3235	-0,1343	-0,0509
	Consumo de derivados de petróleo - Óleo combustível	-0,1753	0,2299	0,7382	0,1107
	Consumo de energia elétrica - Brasil	0,7641	0,3125	0,2672	0,2540
	Outros artigos de uso pessoal e doméstico	0,4037	-0,1313	0,6716	0,4843
	Faturamento real da indústria de bens de capital mecânicos	0,8576	-0,0086	0,1820	0,2559
	Vendas de veículos pelas concessionárias - Ônibus	0,7513	0,1130	0,3994	0,1113
	Desembolsos do sistema BNDES - Total	0,3664	0,0047	0,7709	0,2168
Câmbio	Índice da taxa de câmbio real (IPC-FIPE) - Peso argentino	-0,2483	-0,5678	-0,4003	0,2015
	Índice da taxa de câmbio real (IPA-DI) - Iene japonês	-0,3512	-0,7405	-0,3066	-0,1719
Indicadores monetários	BM - Base monetária restrita	0,6403	0,2303	0,3725	0,5233
	Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público	0,5779	-0,1617	0,6029	0,4423
	Ativo - Recolhimentos em depósitos	0,7781	0,2278	-0,2870	-0,0281
	Passivo - Empréstimos	0,2165	0,2894	0,1197	0,7830
	Passivo - Outros itens (líquido)	0,1042	0,1345	0,1787	0,8681
Mercados financeiros e de capitais	Dow Jones NYSE	0,1399	0,9272	-0,0934	0,2186
	Nasdaq	0,0798	0,9079	-0,0607	0,1460
Setor externo	Importações de bens - mercadorias em geral	0,8049	0,2105	0,2912	0,1965

Fonte: Elaborado pelo autor

Uma vez definidos os fatores, identificou-se, por meio do modelo ARIMAX, a existência de associação entre os fatores e a inadimplência do sistema financeiro brasileiro. O modelo ajustado assinalou um coeficiente de determinação ajustado de 44,87% e é apresentado na Tabela 10.

Tabela 10 - Modelo ARIMAX com Análise Fatorial

Fator	Coeficiente	Nível Descritivo
Fator 1 - Atividade e Setor Externo	-0,0214	0,0119
Fator 2 - Câmbio e Mercado de Capitais	-0,0415	0,0001

Fator 3 - Setor Público	-0,0212	0,0071
Fator 4 - Instituições Financeiras	-0,0233	0,0556
AR(6)	0,3014	0,0004
AR(7)	-0,2229	0,0072

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota-se uma relação negativa entre os fatores e a inadimplência, indicando que, quanto maior o fator relacionado à atividade econômica, o fator relacionado aos indicadores de mercado de capitais (e câmbio de forma negativa), o fator relacionado ao setor público (com maior peso para desembolsos do BNDES) e o fator relacionado à passivos das instituições financeiras, menor a inadimplência.

A Figura 8 apresenta os gráficos de autocorrelação e autocorrelação parcial. Nota-se que o modelo ajustado é adequado, dada uma baixa correlação entre os resíduos existentes, atendendo a premissa de que os resíduos não devem ser correlacionados.

Figura 8 – Funções de autocorrelação e ruído branco do modelo ARIMAX com análise fatorial

Fonte: Elaborado pelo autor

O teste Kolmogorov-Smirnov de Normalidade dos resíduos apresentou nível descritivo de 0,1500, indicando que há normalidade dos resíduos, atendendo a outra premissa do modelo. Esta normalidade também pode ser observada pelos histograma e Q-Q Plot dos resíduos, conforme a Figura 9.

Figura 9 – Histograma e Q-Q Plot dos resíduos do modelo ARIMAX com análise fatorial

Fonte: Elaborado pelo autor

O teste t-student indicou que o valor médio dos resíduos é zero com nível descritivo de 0,8570. O teste F indica, com nível descritivo de 0,7044, que os resíduos possuem variâncias iguais para todo t, ou seja, que há homocedasticidade. Assim, garantiu-se que todas as premissas do modelo foram satisfeitas.

O Gráfico 4 aponta a série real e ajustada para o período de março de 2007 a agosto de 2017, assim, considerando os meses fora do tempo. Nota-se que os valores reais estão contidos no intervalo de confiança, porém o modelo, assim como o modelo ARIMAX, subestima a inadimplência.

Gráfico 4 – Série real e ajustada para a inadimplência do sistema financeiro (modelo ARIMAX com análise fatorial)

4.1.4. Modelo de defasagem distribuída polinomial

O terceiro modelo proposto para a identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro foi o modelo de defasagem distribuída polinomial. Também foi modelada a primeira diferença da variável resposta, assim como os modelos anteriores. Nota-se que o efeito do índice de emprego formal e distribuído ao longo do tempo, com a defasagem de um mês, e este efeito não foi verificado nos modelos anteriores. O modelo é apresentado na Tabela 11.

Tabela 11 – Modelo de Defasagem Distribuída Polinomial

Grupo	Variável	Transformação	Coefficiente	Nível Descritivo
Atividade econômica	Índice do Emprego Formal - Produtos alimentícios, bebidas e álcool etílico	Variação interanual	-0,9072	0,0014
Atividade econômica	Índice do Emprego Formal - Produtos alimentícios, bebidas e álcool etílico		-3,0293	0,1055
Indicadores monetários	BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês)		0,4102	0,0037
Mercados financeiros e de capitais	Nasdaq - índice mensal		-0,1863	0,0001

Fonte: Elaborado pelo autor

O modelo ajustado possui R^2 de 41,34%. Variáveis explicativas indicadoras de atividade econômica, indicadores monetários e mercado financeiro mostraram-se estatisticamente

significativas para explicar a inadimplência. Nota-se que os sinais dos coeficientes são coerentes com o esperado:

- O índice de emprego formal possui relação negativa com a inadimplência, tanto no mês corrente quanto para a defasagem de um mês. Quanto maior o emprego, menor a inadimplência. Segundo o Banco Central do Brasil, o índice do emprego formal é um indicador da ocupação no mercado de trabalho formal e é calculado a partir do estoque de empregos formais segundo o Cadastro Geral de Empregados e Desempregados do Ministério do Trabalho – Caged. Uma baixa taxa de empregabilidade indica condições econômicas difíceis, afetando o fluxo de caixa das famílias e o peso das dívidas bancárias, aumentando a inadimplência (AVEN, 2008; BELLOTTI; CROOK, 2009; BUNN *et al.*, 2005; CORREA *et al.*, 2011; HAMERLE *et al.*, 2011; SCHECHTMAN; GAGLIANONE, 2012; CASTRO, 2013).
- O papel moeda emitido tem relação positiva com a inadimplência, tanto no mês corrente quanto para a defasagem de um mês. Quanto maior o papel moeda, maior a inadimplência. Segundo o Banco Central do Brasil, o papel moeda emitido corresponde ao passivo monetário do Banco Central, também conhecido como emissão primária de moeda. Inclui a moeda emitida e os fundos da conta reservas bancárias. Se há um valor maior de moeda emitida e reservas bancárias, maior a disponibilidade de fundos para concessão de crédito. Quanto maior a concessão de crédito, mais fácil é o acesso ao crédito, maior a propensão à inadimplência, pois empréstimos de maior risco podem ser aprovados (BONFIM, 2009; SAGNER, 2012; CASTRO, 2013).
- O índice Nasdaq possui relação negativa com a inadimplência, indicando que, quanto maior o índice, menor a inadimplência. Representa o mercado de ações norte-americano, estando listadas mais de 2.800 ações de diferentes empresas. É o segundo maior mercado de ações do mundo, depois da Bolsa de Nova Iorque. Possui a mesma interpretação do índice Dow Jones, pois indica efeitos do mercado de ações dos EUA nos mercados globais (KALIRAI; SCHEICHER, 2002; HANSCHER; MONNIN, 2005; CASTRO, 2013).

O teste Kolmogorov-Smirnov de Normalidade dos resíduos apresentou nível descritivo de 0,0802, indicando que houve normalidade dos resíduos. O teste t-student indicou que o valor médio dos resíduos é zero com nível descritivo de 0,6143. O teste F indicou, com nível descritivo de 0,5223, que os resíduos possuem variâncias iguais para todo t, ou seja, que houve homocedasticidade. Assim, garantiu-se que todas as premissas do modelo foram satisfeitas.

O Gráfico 5 aponta a série real e ajustada para o período de março de 2007 a agosto de 2017, desse modo, considerando os meses fora do tempo. Nota-se que os valores reais apresentaram-se dentro no intervalo de confiança (exceto para o mês de maio de 2017, em que a inadimplência foi de 4,05 e o limite superior foi de 3,78), porém o modelo, assim como o modelo ARIMAX, subestimou a inadimplência.

Gráfico 5 – Série real e ajustada para a inadimplência do sistema financeiro (modelo PDLReg)

4.1.5. Comparação dos modelos

A Tabela 12 apresenta o resumo dos indicadores de comparação – SQE e EPAM – para os modelos propostos (modelo ARIMAX com análise fatorial e modelo de defasagem distribuída polinomial) e o modelo *benchmark* (ARIMAX com variáveis brutas). Observou-se um melhor ajuste do modelo de defasagem distribuída polinomial. O modelo ARIMAX com os fatores como variáveis explicativas foi semelhante ao modelo ARIMAX quanto à *performance*.

Tabela 12 - Resumo dos indicadores de *performance*

Modelo	SQE	EPAM
ARIMAX	0,1650	0,0957
ARIMAX Fatorial	0,1656	0,0894
Modelo de defasagem distribuída polinomial	0,1332	0,0792

Fonte: Elaborado pelo autor

4.2. Obtenção do cenário de estresse

4.2.1. Choques

4.2.1.1. Choques Históricos

Este trabalho considerou a pior variação anual do período de janeiro de 2002 a agosto de 2017 como choque histórico. Esse período abrange a crise de 2002, a crise financeira *subprime* de 2008 e a recente crise de 2016. As duas últimas ainda não foram utilizadas na literatura de teste de estresse no Brasil. Do Gráfico 6 ao Gráfico 12 apresentam-se a evolução de cada variável explicativa utilizada nos modelos macroeconômicos e o ponto que esta demonstrou pior variação.

Gráfico 6 – Consumo de derivados de petróleo - Óleo combustível - Barris/dia (mil)

Gráfico 7 – BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês) - u.m.c. (mil)

Gráfico 8 – Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês) - u.m.c. (mil)

Gráfico 9 – Dow Jones NYSE - índice mensal - Pontos

Gráfico 10 – Nasdaq - índice mensal - Pontos

Gráfico 11 – Importações de bens - mercadorias em geral - Balanço de Pagamentos - mensal - US\$ (milhões)

Gráfico 12 – Índice do Emprego Formal - Produtos alimentícios, bebidas e álcool etílico

A Tabela 13 apresenta as piores variações indicadas pelo cenário histórico (choque histórico), o valor das variáveis no momento atual (setembro de 2017 – último valor disponível para todas as variáveis) e o valor da variável no cenário de estresse. Nota-se que os piores valores históricos variam para cada variável. As variáveis relacionadas ao mercado americano (Dow Jones e Nasdaq) sofreram seus piores valores na crise *subprime* de 2008, por se tratar de uma crise internacional. As variáveis relacionadas ao mercado interno, principalmente sujeitas ao cenário político e monetário (consumo de derivados de petróleo, importação de bens e emprego)

sofreram seus piores choques na crise de 2016. Variáveis relacionadas à moeda sofreram seus piores choques na crise de 2002, justamente relacionada à política econômica no Brasil.

Tabela 13 – Cenário de Estresse Histórico

Variável	Choque Histórico	Data Choque Histórico	Valor em Set/17	Variável em estresse
Consumo de derivados de petróleo - Óleo combustível - Barris/dia (mil)	-40%	Ago./16	81	37
BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês) - u.m.c. (mil)	36%	Nov./02	219.062.346	286.291.210
Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês) - u.m.c. (mil)	36%	Nov./02	183.775.509	237.453.852
Dow Jones NYSE - índice mensal	-42%	Fev./09	22.405	10.447
Nasdaq - índice mensal	-42%	Nov./08	6.453	2.988
Importações de bens - mercadorias em geral - Balanço de Pagamentos – mensal - US\$ (milhões)	-39%	Dez./15	13.700,50	7.037,85
Índice do Emprego Formal - Produtos alimentícios, bebidas e álcool etílico - Índice	-3%	Mar./16	179,06	175,0715

Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.1.2. Choques Hipotéticos

O cenário hipotético proposto neste estudo seguiu o choque indicado por Lu e Yang (2012). Os autores sugerem choque em 3% na taxa de crescimento ou queda das variáveis, o choque mais severo proposto na literatura. Foi selecionada a taxa de crescimento média de 2017 para aplicação do choque. Neste caso, o cenário de estresse é apresentado na Tabela 14.

Tabela 14 – Cenário de Estresse Hipotético

Variável	Variação média em 2017	Choque Hipotético	Valor em Set./17	Variável em estresse
Consumo de derivados de petróleo - Óleo combustível - Barris/dia (mil)	0%	-3%	81	63
BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês) - u.m.c. (mil)	4%	7%	219.062.346	226.012.238
Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês) - u.m.c. (mil)	5%	8%	183.775.509	188.172.755
Dow Jones NYSE - índice mensal	20%	17%	22.405	21.198
Nasdaq - índice mensal	24%	21%	6.453	6.288
Importações de bens - mercadorias em geral - Balanço de Pagamentos – mensal - US\$ (milhões)	8%	5%	13.700	12.152
Índice do Emprego Formal - Produtos alimentícios, bebidas e álcool etílico - Índice	-1%	-4%	179	173

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota-se que os choques históricos geraram valores bem mais severos que os choques hipotéticos. Isso pode indicar uma possível subestimação dos riscos em cenários hipotéticos, conforme sugerido por Breuer e Csiszár (2013). Por sua vez, o período escolhido como crise pode afetar os resultados e o histórico pode não se repetir, e o cenário histórico pode superestimar os riscos (VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012).

4.2.1.3. Choques Probabilísticos

Os choques probabilísticos propostos neste trabalho para os fatores obtidos por meio da análise fatorial se assemelham aos choques propostos por Jokivuolle e Virén (2013) e Januzzi et al. (2012), que propõem a utilização dos percentis, como 99%, como choques nas variáveis macroeconômicas para o Brasil, e por Schechtman e Gaglianone (2012) e Nishikawa (2014),

que indicam a alteração de 1,2 ou 3 desvios padrão nas variáveis macroeconômicas. O cenário de estresse é apresentado na Tabela 15.

Tabela 15 – Cenário de Estresse Probabilístico

Fatores	Valor em Set./17	Três desvios-padrão Schechtman e Gaglianone (2012)	Percentil 99% Januzzi et al. (2012)
Fator 1 - Atividade e Setor externo	0,0991	3,0991	2,3578
Fator 2 - Câmbio e Mercado de Capitais	0,8131	3,8131	1,7144
Fator 3 - Setor Público	-0,0916	2,9084	1,7626
Fator 4 - IFs	-1,5368	1,4632	3,1339

Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.2. Modelo VAR e inadimplência em estresse

O modelo VAR estimado para as variáveis explicativas macroeconômicas é apresentado na Tabela 16. As variáveis, no geral, são significativas para prever umas as outras, com os sinais esperados. Por exemplo, para prever o consumo de derivados de petróleo, os índices Nasdaq e Dow Jones, o índice do emprego formal e a própria variável do consumo de petróleo, todas no mês anterior, são significativas com coeficiente positivo (quanto maior o emprego, maior o consumo de derivados de petróleo).

O modelo VAR estimado para os fatores obtidos por meio da análise fatorial é apresentado na Tabela 17. A análise fatorial cria fatores que não possuem correlação entre si. Logo, naturalmente, os fatores são pouco significativos para explicarem uns os outros, e possuem coeficientes com sinais diferentes do esperado, por exemplo: um aumento do Fator 2 (Câmbio e Mercado de Capitais) gera um aumento do Fator 1 (Atividade e Setor externo). O contrário não ocorreu no modelo, ou seja, um aumento no Fator 1 gera uma queda no Fator 2.

Tabela 16 – Modelo VAR

Variável Resposta	Variável Explicativa (t-1)	Coefficiente	Nível Descritivo
BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês)	BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês)	0,6843	0,0001
	Índice do Emprego Formal - Produtos alimentícios, bebidas e álcool etílico	0,1463	0,0627
	Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês)	0,2468	0,0987
Consumo de derivados de petróleo - Óleo combustível	Consumo de derivados de petróleo - Óleo combustível	0,9698	0,0001
	Nasdaq - índice mensal	0,4590	0,0028
	Dow Jones NYSE - índice mensal	0,5496	0,0044
	Índice do Emprego Formal - Produtos alimentícios, bebidas e álcool etílico	1,3789	0,0254
Dow Jones NYSE - índice mensal	Dow Jones NYSE - índice mensal	0,9593	0,0001
	Importações de bens - mercadorias em geral - Balanço de Pagamentos - mensal	-0,0986	0,0028
	BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês)	1,7210	0,0301
	Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês)	-1,6092	0,0325
Importações de bens - mercadorias em geral - Balanço de Pagamentos - mensal	Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês)	-7,3804	0,0001
	Importações de bens - mercadorias em geral - Balanço de Pagamentos - mensal	0,6715	0,0001
	BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês)	7,5232	0,0001
Índice do Emprego Formal - Produtos alimentícios, bebidas e álcool etílico	Índice do Emprego Formal - Produtos alimentícios, bebidas e álcool etílico	0,8694	0,0001
	BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês)	0,1896	0,0419
	Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês)	-0,1709	0,0531
Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês)	Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês)	0,7483	0,0001
	BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês)	0,2254	0,1028
Nasdaq - índice mensal	Nasdaq - índice mensal	0,8192	0,0001
	Importações de bens - mercadorias em geral - Balanço de Pagamentos - mensal	-0,1496	0,0004

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 17 – Modelo VAR para os fatores

Variável Resposta	Variável Explicativa (t-1)	Coeficiente	Nível Descritivo
Fator 1 - Atividade e Setor externo	Fator 1 - Atividade e Setor externo	0,9706	0,0001
	Fator 2 - Câmbio e Mercado de Capitais	0,1075	0,0001
	Fator 3 - Setor Público	0,0416	0,0427
Fator 2 - Câmbio e Mercado de Capitais	Fator 2 - Câmbio e Mercado de Capitais	0,9542	0,0001
	Fator 1 - Atividade e Setor externo	-0,0951	0,0013
Fator 3 - Setor Público	Fator 3 - Setor Público	0,9744	0,0001
Fator 4 - IFs	Fator 4 – IFs	0,9508	0,0001

Fonte: Elaborado pelo autor

4.3. Aplicação do cenário de estresse e *feedback* para o sistema

Com os modelos obtidos, foi possível aplicar os choques para estimar a inadimplência do sistema financeiro brasileiro em um cenário de estresse. Para cada choque, calculou-se uma inadimplência estimada. Com objetivo de não verificar somente o choque pontual, mas uma trajetória de choques consecutivos (um ano, conforme sugerido pelo Banco Central do Brasil), foi selecionado o ano todo que antecedeu o choque histórico. Para os choques hipotéticos e probabilísticos, considerou-se somente o choque pontual.

Em um cenário de estresse, a pior inadimplência estimada para o período de setembro de 2017 a agosto de 2018 foi de 6,38%, vinda do modelo ARIMAX, pois este apresentava as maiores inadimplências estimadas e gerado pelo choque na variável Meios de pagamento – Papel moeda em poder do público. Para comparação, a pior inadimplência histórica (setembro de 2009) foi de 4,50%. Para a atual crise econômica no Brasil de 2014/2017, a pior inadimplência foi verificada em maio de 2017, no valor de 4,05%.

Foi possível notar uma aderência do valor obtido quando comparado com outros estudos. Scrivani (2012) e Nischikawa (2014) obtiveram mais que 60% de aumento de risco de crédito em um cenário de estresse, porém o escopo de seus estudos foi mais limitado e menos diversificado que toda a carteira de crédito de todo o sistema financeiro, como era o escopo do presente estudo. Nota-se que, no Relatório de Estabilidade Financeira publicado em outubro de 2017, pelo Banco Central do Brasil (BCB, 2017a), que também realiza testes de estresse para todo o sistema financeiro, a projeção dos ativos problemáticos em estresse teve uma variação de 59% em relação ao cenário base. Os ativos problemáticos consideram as obrigações em atraso há mais de 90 dias e as obrigações que apresentam indicativos que não serão integralmente honradas sem que seja necessário recurso a garantias ou a colaterais (BCB, 2017b). A estimativa do Banco Central indica que o sistema bancário está preparado para absorver os choques, apesar da piora nos indicadores econômicos. Este comparativo está representado na Tabela 18.

Tabela 18 – Comparativo dos impactos do cenário de estresse

Estudo	Escopo	Medida de risco	Valor Histórico/Cenário Base	Cenário de estresse	Δ
Scrivani (2012)	Carteira de Crédito Pessoal PF de uma IF	Perda Esperada (PD x LGD x EAD)	11,1%	18,6%	68%
Nischikawa (2014)	Carteira de Crédito Atacado de uma IF	Inadimplência	5,5%	9,12%	66%
(BCB, 2017a)	Carteira de Crédito do SFN	Ativos problemáticos	6,81%	10,81%	59%
Presente estudo	Carteira de Crédito do SFN	Inadimplência	3,80%	6,15%	62%

Fonte: Elaborado pelo autor

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho teve como objetivo propor uma metodologia para construção de um teste de estresse, com foco em risco de crédito, para o sistema financeiro brasileiro. Após a definição do escopo do teste de estresse (neste trabalho, o risco de crédito), foi necessária a identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro, a calibração de um cenário de estresse, em que foram quantificados os fatores macroeconômicos de modo que indicassem um cenário adverso e plausível, a análise do impacto do cenário obtido para as instituições e o *feedback* para o sistema.

Como contribuições para a literatura brasileira em testes de estresse, a metodologia propôs um conjunto de técnicas não comumente utilizadas na literatura, como (i) a utilização da análise fatorial para obtenção de fatores macroeconômicos considerando, consequentemente, um conjunto abrangente de variáveis macroeconômicas no modelo; (ii) um modelo de defasagem distribuída polinomial para identificação das vulnerabilidades da inadimplência do sistema financeiro que considera defasagens no efeito das variáveis macroeconômicas na inadimplência e (iii) a realização de choques hipotéticos e históricos ainda não propostos no Brasil para obtenção do cenário de estresse.

A medida de risco de crédito utilizada no estudo é a taxa de inadimplência do sistema financeiro no Brasil. É definida como a relação entre o saldo em atraso superior a 90 dias dos contratos de crédito sobre o saldo de todos os contratos e abrange todas as operações de empréstimo, financiamento, adiantamento e arrendamento mercantil concedidas pelas instituições integrantes do sistema financeiro nacional.

As variáveis explicativas macroeconômicas foram selecionadas conforme o estudo de Zaniboni (2013), feito de uma forma mais abrangente que os estudos tradicionais relacionados a risco de crédito. No total, mais de 300 variáveis explicativas macroeconômicas foram selecionadas. A base de dados tem estrutura temporal e é apurada mensalmente. Após um conjunto de testes estatísticos que selecionam as variáveis, com objetivo de atender todas as premissas estatísticas de modelos de séries temporais e proporcionar maior robustez ao modelo, foram selecionadas 29 variáveis

explicativas que representam atividade econômica, câmbio, setor externo, indicadores monetários e mercado financeiro e de capitais.

Na etapa de identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro, os dois modelos propostos no presente estudo revelaram melhor *performance* que o modelo *benchmark* utilizado. A análise fatorial, que teve como objetivo criar fatores como variáveis explicativas em modelos, representando um conjunto grande de variáveis de forma mais parcimoniosa, gerou quatro fatores que representaram 80,18% da variabilidade das variáveis originais e foram interpretados como atividade e setor externo, câmbio e mercado de capitais, setor público e instituições financeiras. Esse modelo apresentou uma soma dos quadrados dos erros de 0,1656, enquanto o modelo ARIMAX com as variáveis originais apresentou uma soma dos quadrados dos erros de 0,1650.

O modelo de defasagem distribuída polinomial, que estima modelos de regressão em que os efeitos das variáveis explicativas são distribuídos ao longo do tempo, indicou a menor soma dos quadrados dos erros (0,1332) ao comparar-se com os modelos apresentados. O efeito do índice de emprego formal e distribuído ao longo do tempo, com a defasagem de um mês, não foi verificado nos modelos anteriores. Além disso, o papel moeda emitido e o índice Nasdaq foram significativos no modelo.

Para a obtenção do cenário de estresse, foram propostos dois choques ainda não propostos no Brasil para testes de estresse: um histórico, utilizando as crises de 2002, 2008 e 2016, e um hipotético, que seguiu o proposto na literatura internacional. Os choques históricos geraram valores bem mais severos que os choques hipotéticos, indicando uma possível subestimação dos riscos no Brasil em cenários hipotéticos mais comumente propostos.

Ao dar o *feedback* para o sistema, foi calculada a inadimplência para todos os choques propostos usando modelos VAR para verificar o impacto do choque nas demais variáveis explicativas dos modelos. Notou-se um aumento de 62% na inadimplência, semelhante ao obtido pelo Banco Central do Brasil em seu Relatório de Estabilidade Financeira e de trabalhos anteriores. Nesse relatório, foi indicado que o sistema bancário está preparado para absorver os choques, apesar da piora nos indicadores econômicos.

Como limitações do estudo, aponta-se que o escopo limitado ao risco de crédito não possibilitou a análise da resiliência do sistema financeiro como um todo, bem como não verificou o impacto desses cenários de estresse em riscos de liquidez, por exemplo. Além

disso, o período considerado para a construção dos modelos foi relativamente pequeno, dada a limitação de algumas variáveis explicativas selecionadas. O modelo que relaciona a inadimplência com a macroeconomia, neste estudo, é único, e diferentes carteiras de crédito podem ser vulneráveis à economia de formas diferentes.

Como sugestões para estudos futuros, pode-se verificar, sob esta metodologia, o impacto de cenários de estresse em diferentes tipos de instituições financeiras, como públicas e privadas, nacionais ou estrangeiras. Além disso, é possível verificar este impacto em carteiras de crédito concedidas a pessoas físicas e a pessoas jurídicas.

REFERÊNCIAS

- ACHARYA, V.; ENGLE, R.; PIERRET, D. Testing macroprudential stress tests: The risk of regulatory risk weights. **Journal of Monetary Economics**, v. 65, p. 36–53, 2014.
- AIKMAN, D. et al. **Funding liquidity risk in a quantitative model of systemic stability**. 12th Annual Conference of the Central Bank of Chile. **Anais...**Santiago, Chile: 2010
- ALMEIDA, P. R. V. DE et al. Modelo de análise das relações de longo prazo do crescimento do PIB per capita e das emissões de CO2 provenientes de combustíveis fósseis no Brasil. **Revista Gestão, Inovação e Negócios**, v. 2, n. 2, p. 1–12, 2016.
- ARCHER, C. C.; BIGLAISER, G.; DEROUEN, K. Sovereign Bonds and the “Democratic Advantage”: Does Regime Type Affect Credit Rating Agency Ratings in the Developing World? **International Organization**, v. 61, n. 2, p. 341–365, 11 abr. 2007.
- ASSUNÇÃO, J.; CHEIN, F. Condições de crédito no Brasil rural. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 45, n. 2, p. 367–407, 2007.
- AVEN, B. An Empirical Analysis of Credit Risk Factors of the Slovenian Banking System. **Managing Global Transitions**, v. 6, n. 3, p. 317–334, 2008.
- BAI, J.; NG, S. Large Dimensional Factor Analysis. **Foundations and Trends in Econometrics**, v. 3, n. 2, p. 89–163, 2008.
- BANK OF ENGLAND, B. **Financial Stability Report**. Londres. 2010.
- BCB. **Relatório de Estabilidade Financeira**: 16. Brasília, DF. 2017.
- BCB. **RESOLUÇÃO Nº 4.557**. Brasília, DF. 2017.
- BELLOTTI, T.; CROOK, J. Credit Scoring With Macroeconomic Variables Using Survival Analysis. **Journal of the Operational Research Society**, v. 60, n. 12, p. 1699–1707, 2009.
- BELLOTTI, T.; CROOK, J. Forecasting and stress testing credit card default using dynamic models. **International Journal of Forecasting**, v. 29, n. 4, p. 563–574, 2013.
- BONFIM, D. Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics. **Journal of Banking & Finance**, v. 33, n. 2, p. 281–299, fev. 2009.
- BRASIL, B. C. DO. Relatório de Estabilidade Financeira. **Publicação semestral do Banco Central do Brasil (BCB)**, v. 16, n. 1, p. 70, 2017.
- BÄRUNING, F.; KOOPMAN, S. J. Forecasting macroeconomic variables using collapsed dynamic factor analysis. **International Journal of Forecasting**, v. 30, n. 3, p. 572–584, 2014.
- BREITUNG, B. Y. J.; EICKMEIER, S. Dynamic factor models. **Allgemeines Statistisches Archiv**, v. 90, n. 1, p. 27–42, 2006.
- BREUER, T.; CSISZÁR, I. Systematic stress tests with entropic plausibility constraints. **Journal of Banking & Finance**, v. 37, n. 5, p. 1552–1559, maio 2013.
- BREUER, T.; JANDAČKA, M.; RHEINBERGER, K. How to Find Plausible, Severe, and Useful Stress Scenarios. **International Journal of Central Banking**, p. 205–224, 2009.

BRONDANI, L. A. et al. Influência do índice Dow Jones industrial average sobre o índice Ibovespa. **Horizontes Empresariales**, v. 12, n. 2, p. 23–44, 2013.

BUNN, P.; CUNNINGHAM, A.; DREHMANN, M. Stress testing as a tool for assessing systemic risk. **Bank of England Financial Stability Review**, p. 116–126, 2005.

CASTRO, V. Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPSI. **Economic Modelling**, v. 31, p. 672–683, mar. 2013.

COOPER, D. R.; SCHINDLER, P. S. **Métodos de pesquisa em administração**. 1. ed. Porto Alegre: Bookman, 2003. v. 9

CORREA, A. et al. **Credit default and business cycles: an empirical investigation of brazilian retail loans**: 260. Brasília. 2011.

DEUTSCHE BUNDESBANK, B. **A macroeconomic reverse stress test**. Discussion Paper. Frankfurt am Main. 2015.

DOUMPOS, M.; PASIOURAS, F. Developing and Testing Models for Replicating Credit Ratings: A Multicriteria Approach. **Computational Economics**, v. 25, n. 4, p. 327–341, jun. 2005.

FANG-YING, Y. **The credit risk macro stress testing of the Chinese banking system**. 2011 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). **Anais...** Mianyang, China: Ieee, maio 2011. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5968369>>

FERRAZ, R. DE S. B. **Estimativa de preços de contratos futuros sobre petróleo utilizando o método do filtro de kalman**. Dissertação de mestrado apresentada a Pontifícia Universidade do Rio de Janeiro, 2009.

FILHO, F. DE H. B. A crise econômica de 2014/2017. **Estudos Avançados**, v. 31, n. 89, p. 51–60, 2017.

FORNI, M. et al. The Generalized Dynamic-Factor Model: Identification and Estimation. **The Review of Economics and Statistics**, v. 82, n. 4, p. 540–554, 2000.

FORNI, M. et al. Do financial variables help forecasting inflation and real activity in the euro area? **Journal of Monetary Economics**, v. 50, n. 6, p. 1243–1255, 2003.

FRASCAROLI, B. F.; SILVA, C.; FILHO, O. Os Ratings de Risco Soberano e os Fundamentos Macroeconômicos dos Países: Um Estudo Utilizando Redes Neurais Artificiais. **Revista Brasileira de Finanças**, v. 7, n. 1, p. 73–106, 2009.

FUNGÁČOVÁ, Z.; JAKUBÍK, P. Bank Stress Tests as an Information Device for Emerging Markets: The Case of Russia. **Czech Journal of Economics and Finance**, v. 63, n. 1, p. 87–105, 2013.

GAMBIAGI, F.; VILLELA, A. **Economia Brasileira Contemporânea**. Rio de Janeiro. Elsevier, 2011.

GANBAATAR, T.-A.; SELENGE, O.-E. Bank Specific Credit Stress Testing: A Case of Mongolia. **Procedia Economics and Finance**, v. 1, n. 1, p. 148–157, 2012.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 1996.

GRANGER, C. W. J. Testing for causality. **Journal of Economic Dynamics and Control**, v. 2, n. 1, p. 329–352, 1980.

GUJARATI, D. **Econometria Básica**. 4ª Edição. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006

- HAMERLE, A. et al. Integrating macroeconomic risk factors into credit portfolio models. **The Journal of Risk Model Validation**, v. 5, n. 2, p. 3–24, 2011.
- HANSCHER, E.; MONNIN, P. **Measuring and forecasting stress in the banking sector: evidence from Switzerland**. Bank for International Settlements, 22, 2005.
- HARMAN, H. H. **Modern Factor Analysis**. 2. ed. Chicago: The University of Chicago Press, 1967.
- HOGGARTH, G.; SORENSEN, S.; ZICCHINO, L. **Stress tests of UK banks using a VAR approach**. Bank of England, 282, 2005.
- HOLLAUER, G.; BAHIA, L. D.; ISSLER, J. V. **Modelos vetoriais de correção de erros aplicados à previsão de crescimento da produção industrial**. Brasília, DF, 2006.
- HOSMER, D.; LEMESHOW, S. **Applied Logistic Regression**. 2. ed. Nova York: John Wiley & Sons, 1989. v. 6.
- JACOBSON, T.; LINDE, J.; ROSZBACH, K. Exploring interactions between real activity and the financial stance. **Journal of Financial Stability**, v. 1, n. 3, p. 308–341, abr. 2005.
- JANUZZI, F. V.; PEROBELLI, F.; BRESSAN, A. A. Aplicação do CF@R e de Cenários de Stress no Gerenciamento de Riscos Corporativos. **Estudos Econômicos**, v. 42, n. 3, p. 545–579, 2012.
- JOKIVUOLLE, E.; VIRÉN, M. Cyclical default and recovery in stress testing loan losses. **Journal of Financial Stability**, v. 9, n. 1, p. 139–149, abr. 2013.
- JONES, M. T.; HILBERS, P.; SLACK, G. **Stress Testing Financial Systems: What to Do When the Governor Calls**: 127. International Monetary Fund, 2004.
- KALIRAI, H.; SCHEICHER, M. **Macroeconomic Stress Testing: Preliminary Evidence for Austria**. Austrian National Bank, 2002.
- KANAGARETNAM, K.; KRISHNAN, G.; LOBO, G. An Empirical Analysis of Auditor Independence in the Banking Sector. **Accounting Review**, v. 86, n. 6, p. 2011–2046, 2010.
- KIM, H. H.; SWANSON, N. R. Forecasting financial and macroeconomic variables using data reduction methods: New empirical evidence. **Journal of Econometrics**, v. 178, n. 2, p. 352–367, 2014.
- LIM, C.; MCALEER, M.; MIN, J. C. H. ARMAX modelling of international tourism demand. **Mathematics and Computers in Simulation**, v. 79, n. 9, p. 2879–2888, maio 2009.
- LIU, D.; JANSEN, D. W. Macroeconomic forecasting using structural factor analysis. **International Journal of Forecasting**, v. 23, n. 4, p. 655–677, 2007.
- LU, W.; YANG, Z. Stress Testing of Commercial Banks' Exposure to Credit Risk: A Study Based on Write-off Nonperforming Loans. **Asian Social Science**, v. 8, n. 10, p. 16–22, 29 jul. 2012.
- MACEDO, L. Modernização da pecuária de corte bovina no Brasil e a importância do crédito rural. **Informações Econômicas**, v. 36, n. 7, p. 83–95, 2006.
- MAJNONI, G.; CAVALLO, M. Do Banks Provision for Bad Loans in Good Times? Empirical Evidence and Policy Implications. **The World Bank, Policy Research Working Paper Series: 2619**, 2001, n. February, 2001.

MARCELLINO, M.; STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Macroeconomic forecasting in the Euro area: Country specific versus area-wide information. **European Economic Review**, v. 47, n. 1, p. 1–18, 2003.

MCVITTIE, E. **Re-thinking economic risks to retail credit portfolios**. Credit Scoring & Credit Control XIII. **Anais...**Edinburgh: University of Edinburgh Business School, 2013

MISHKIN, F. S. **Is monetary policy effective during financial crises?****American Economic Review**. National Bureau of Economic Research, 2009.

MISINA, M.; TESSIER, D.; DEY, S. **Stress Testing the Corporate Loans Portfolio of the Canadian Banking Sector**. Bank of Canada, 2006.

MOURA, Fernando Alves de. **Previsão do consumo de energia elétrica por setores através do modelo SARMAX**. 2011. Dissertação (Mestrado em Administração) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011. doi:10.11606/D.12.2011.tde-15122011-180812. Acesso em: 2018-02-15..

NISCHIKAWA, W. E. **Modelo de Estresse Macroeconômico da Inadimplência para Bancos de Atacado**. Dissertação (Mestrado em Administração) - Fundação Getúlio Vargas, 2014.

PARASCHIV, F.; MUDRY, P. A.; ANDRIES, A. M. Stress-testing for portfolios of commodity futures. **Economic Modelling**, v. 50, p. 9–18, 2015.

PESARAN, M. H. et al. **Macroeconomic Dynamics and Credit Risk : A Global Perspective***. Cambridge, 2005.

QU, Y. Macro Economic Factors and Probability of Default. **European Journal of Economics, Finance and Administrative Sciences**, n. 13, p. 192–215, 2008.

QUAGLIARIELLO, M. **Bank's performance over the business cycle: evidence from Italy**: Forum on Stress Tests. Bank of England, 2004.

RUMMEL, R. J. **Applied Factor Analysis**. 1. ed. [s.l.] Northwestern University Press, 1970.

SAGNER, A. EL INFLUJO DE CARTERA VENCIDA COMO MEDIDA DE RIESGO DE CREDITO: ANALISIS Y APLICACION. **Revista de Análisis Económico**, v. 27, n. 1, p. 27–54, 2012.

SALAS, V.; SAURINA, J. Credit Risk in Two Institutional Regimes: Spanish Commercial and Savings Banks. **Journal of Financial Services Research**, v. 22, n. 3, p. 203–224, 2002.

SANTOS, Toni Ricardo Eugenio dos. **Testes de estresse em sistemas financeiros: uma aplicação ao Brasil**. 2008. Dissertação (Mestrado em Teoria Econômica) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2008. doi:10.11606/D.12.2008.tde-30062008-144144. Acesso em: 2018-02-15.

SCHECHTMAN, R.; GAGLIANONE, W. P. Macro stress testing of credit risk focused on the tails. **Journal of Financial Stability**, v. 8, n. 3, p. 174–192, set. 2012.

SCRIVANI, H. **Avaliação para adequação de capital em risco de crédito sob um modelo de teste de estresse: uma abordagem objetiva**. Dissertação (mestrado em Administração) - Fundação Getúlio Vargas, 2012.

SORGE, M.; VIROLAINEN, K. A comparative analysis of macro stress-testing

methodologies with application to Finland. **Journal of Financial Stability**, v. 2, n. 2, p. 113–151, jun. 2006.

SOUSA, Mariana Orsini Machado de. **A crise norte-americana do subprime: medindo o contágio para os BRICS**. 2011. Dissertação (Mestrado em Teoria Econômica) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011. doi:10.11606/D.12.2011.tde-19092011-144700. Acesso em: 2018-02-15.

STEVENSON, W. J. **Estatística aplicada à administração**. [s.l.] Brasil, Harper & Row do, 1991.

STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Forecasting inflation. **Journal of Monetary Economics**, v. 44, n. 2, p. 293–335, 1999.

STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes. **Journal of Business & Economic Statistics**, v. 20, n. 2, p. 147–162, 2002a.

STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Forecasting Using Principal Components From a Large Number of Predictors. **Journal of the American Statistical Association**, v. 97, n. 460, p. 1167–1179, 2002b.

VAN DEN END, J.; HOEBERICHTS, M.; TABBAE, M. **Modelling Scenario Analysis and Macro Stress-testing**. Nederlandsche Bank, 2006.

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

VIROLAINEN, K. **Macro stress testing with a macroeconomic credit risk model for Finland**. Bank of Finland, 2004.

VLIEGHE, G. W. **Indicators of fragility in the UK corporate sector**. [s.l.: s.n.].

WILLMOTT, C. J.; MATSUURA, K. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. **Climate Research**, v. 30, n. 1, p. 79–82, 2005.

WILSON, T. C. Portfolio Credit Risk. **Economic Policy Review**, v. 4, n. 3, p. 71–82, 1998.

WOOLDRIDGE, J. **Introdução à Econometria: uma abordagem moderna**. 4. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2010.

ZANIBONI, Natália Cordeiro. **A inadimplência do sistema financeiro no Brasil explicada por meio de fatores macroeconômicos**. 2013. Dissertação (Mestrado em Administração) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2013. doi:10.11606/D.12.2013.tde-10022014-144515. Acesso em: 2018-02-15.

APÊNDICES

Apêndice A - Estatística descritiva das variáveis explicativas utilizadas

Variáveis	Mínimo	Média	Mediana	Máximo	Desvio padrão
v1395 'Consumo de derivados de petróleo - Óleo combustível	0,43	0,8	0,83	1,24	0,19
v1397 Consumo de derivados de petróleo - Demais derivados	0,82	1,14	1,18	1,38	0,16
v1384 Produção de tratores de esteiras	0,47	1,92	2,05	3,99	0,83
v7387 Vendas de veículos pelas concessionárias - Ônibus	6,47	21,67	21,77	35,87	6,78
v11771 Índice da taxa de câmbio real (INPC) - Jun/1994=100 - Peso argentino - mensal	23,98	31,85	30,9	45,31	4,68
v11756 'Índice da taxa de câmbio real (IPCA) - Jun/1994=100 - Peso argentino	24,64	32,71	31,67	46,5	4,73
v7847 Nasdaq - índice mensal	13,78	34,46	29,72	64,29	12,98
v11766 Índice da taxa de câmbio real (IPC-FIPE) - Jun/1994=100 - Peso argentino - mensal	28,59	37,28	35,97	52,01	5,1
v11759 Índice da taxa de câmbio real (IPA-DI) - Jun/1994=100 - Iene japonês - mensal	32,86	39,43	38,54	54,93	4
v11761 Índice da taxa de câmbio real (IPA-DI) - Jun/1994=100 - Peso argentino - mensal	32,97	40,67	39,67	56,91	4,71
v11769 Índice da taxa de câmbio real (INPC) - Jun/1994=100 - Iene japonês - mensal	45,16	54,9	53,48	78,37	6,12
v11754 Índice da taxa de câmbio real (IPCA) - Jun/1994=100 - Iene japonês	46,36	56,4	54,65	80,43	6,33
v11764 Índice da taxa de câmbio real (IPC-FIPE) - Jun/1994=100 - Iene japonês - mensal	51,89	64,35	62,54	89,95	7,14
v20104 Outros artigos de uso pessoal e doméstico	46,7	80,79	79,4	159,3	20,51
v7846 Dow Jones NYSE - índice mensal	70,63	141,36	133,12	219,48	34,97
v7358 Faturamento real da indústria de bens de capital mecânicos (1999=100)	75,88	147,61	149,18	209,54	31,7
v20270 Passivo - Empréstimos - Outras Sociedades de Depósitos	32,34	167,38	171,59	386,29	67,15
v25253 Índice do Emprego Formal - Produtos alimentícios, bebidas e álcool etílico	139,37	172,11	175,73	187,37	11,21
v1406 Consumo de energia elétrica - Brasil - Total	304,95	361,51	369,34	416,53	29,84
v7415 Desembolsos do sistema BNDES - Total	43,95	634,89	539,77	1.904,19	459,81

Variáveis	Mínimo	Média	Mediana	Máximo	Desvio padrão
v1785 BM - Base monetária restrita (média nos dias úteis do mês)	874,81	2.921,25	3.331,95	4.480,42	1.175,60
v20272 Passivo - Outros itens (líquido) - Outras Sociedades de Depósitos	1.710,05	5.446,48	4.472,52	11.412,41	3.134,10
v22712 Importações de bens - mercadorias em geral - Balanço de Pagamentos - mensal	7.919,80	15.302,19	15.196,65	23.185,50	3.808,65
v1822 Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês)	614.020,33	1.257.957,57	1.243.080,86	1.909.837,33	380.151,22
v1783 BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês)	756.773,99	1.534.356,22	1.537.215,37	2.277.622,97	445.932,48
v1785 BM - Base monetária restrita (média nos dias úteis do mês)	1.090.231,24	1.929.486,19	1.974.349,51	2.653.697,19	446.761,27

Apêndice B – Testes de causalidade de Granger, co-integração e exogeneidade

Variável	Descrição	Nível Descritivo Granger	Estatística Teste Co-integração	Nível Descritivo Exogeneidade	Nível Descritivo Estacionariedade
INTERA_v1397	Consumo de derivados de petróleo - Demais derivados	0,0260	18,5792	0,1335	0,0897
MM3_INTERA_v1395	Consumo de derivados de petróleo - Óleo combustível	0,0046	21,4276	0,4751	0,0540
MM3_INTERA_v1406	Consumo de energia elétrica - Brasil - Total	0,0003	36,5565	0,2806	0,0958
MM3_INTERA_v7415	Desembolsos do sistema BNDES - Total	0,0047	24,6740	0,1291	0,0304
MM3_INTERA_v7358	Faturamento real da indústria de bens de capital mecânicos (1999=100)	0,0278	21,7934	0,4194	0,0831
MM3_INTERA_v20104	Outros artigos de uso pessoal e doméstico	0,0708	17,3792	0,3668	0,0619
MM3_INTERA_v1384	Produção de tratores de esteiras	0,0082	24,9684	0,4626	0,0794
MM3_INTERA_v7387	Vendas de veículos pelas concessionárias - Ônibus	0,0421	21,5536	0,2995	0,0799
INTERA_v25253	Índice do Emprego Formal - Produtos alimentícios, bebidas e álcool etílico	0,0481	21,5228	0,0831	0,0139
INTERA_v11754	Índice da taxa de câmbio real (IPCA) - Jun/1994=100 - Iene japonês	0,0000	54,5779	0,0815	0,0252
INTERA_v11756	Índice da taxa de câmbio real (IPCA) - Jun/1994=100 - Peso argentino	0,0006	27,2542	0,0613	0,0556
INTERA_v11759	Índice da taxa de câmbio real (IPA-DI) - Jun/1994=100 - Iene japonês - mensal	0,0000	53,3704	0,0862	0,0187
INTERA_v11761	Índice da taxa de câmbio real (IPA-DI) - Jun/1994=100 - Peso argentino - mensal	0,0085	18,6834	0,0826	0,0569
INTERA_v11764	Índice da taxa de câmbio real (IPC-FIPE) - Jun/1994=100 - Iene japonês - mensal	0,0000	54,1128	0,0665	0,0236
INTERA_v11769	Índice da taxa de câmbio real (INPC) - Jun/1994=100 - Iene japonês - mensal	0,0000	54,6355	0,0805	0,0246
INTERA_v11771	Índice da taxa de câmbio real (INPC) - Jun/1994=100 - Peso argentino - mensal	0,0006	27,0440	0,0631	0,0556
MM3_INTERA_v11759	Índice da taxa de câmbio real (IPA-DI) - Jun/1994=100 - Iene japonês - mensal	0,0000	65,3512	0,9476	0,0828
INTERA_v11766	Índice da taxa de câmbio real (IPC-FIPE) - Jun/1994=100 - Peso argentino - mensal	0,0008	26,5726	0,0561	0,0551

Variável	Descrição	Nível Descritivo Granger	Estatística Teste Co-integração	Nível Descritivo Exogeneidade	Nível Descritivo Estacionariedade
MM3_INTERA_v11764	Índice da taxa de câmbio real (IPC-FIPE) - Jun/1994=100 - Iene japonês - mensal	0,0000	68,3510	0,9969	0,0998
MM3_INTERA_v11769	Índice da taxa de câmbio real (INPC) - Jun/1994=100 - Iene japonês - mensal	0,0000	68,9491	0,9180	0,0994
INTERA_v20256	Ativo - Recolhimentos em depósitos - Outras Sociedades de Depósitos	0,0417	17,5263	0,1560	0,0610
INTERA_v1785	BM - Base monetária restrita (média nos dias úteis do mês)	0,0000	42,4166	0,0885	0,0790
INTERA_v1783	BM - Papel moeda emitido (média nos dias úteis do mês)	0,0457	16,3746	0,1789	0,0518
INTERA_v1822	Meios de pagamento - Papel moeda em poder do público (média nos dias úteis do mês)	0,0424	17,5503	0,2167	0,0568
INTERA_v20270	Passivo - Empréstimos - Outras Sociedades de Depósitos	0,0048	19,0451	0,0935	0,0334
MM3_INTERA_v20272	Passivo - Outros itens (líquido) - Outras Sociedades de Depósitos	0,0041	24,6887	0,7720	0,0143
INTERA_v7846	Dow Jones NYSE - índice mensal	0,0000	49,0669	0,1511	0,0658
INTERA_v7847	Nasdaq - índice mensal	0,0000	43,0792	0,1075	0,0689
INTERA_v22712	Importações de bens - mercadorias em geral - Balanço de Pagamentos - mensal	0,0011	30,7148	0,0531	0,0102

Apêndice C – Correlação das variáveis explicativas selecionadas entre si

VAR	INTERA_+11754	INTERA_+11756	INTERA_+11759	INTERA_+11761	INTERA_+11764	INTERA_+11766	INTERA_+11769	INTERA_+11771	INTERA_+1184	INTERA_+1185	INTERA_+1187	INTERA_+1182	INTERA_+20256	INTERA_+20270	INTERA_+22712	INTERA_+22525	INTERA_+7846	INTERA_+7847	MDI_INTERA_+11759	MDI_INTERA_+11764	MDI_INTERA_+11769	MDI_INTERA_+1184	MDI_INTERA_+1185	MDI_INTERA_+1187	MDI_INTERA_+20104	MDI_INTERA_+20272	MDI_INTERA_+7158	MDI_INTERA_+7187	MDI_INTERA_+7415	END	
INTERA_+11754	1	0,6654938	0,79713079	0,5859528	0,99919628	0,6787226	0,99979878	0,86290316	-0,21682587	-0,25802769	-0,54804614	-0,23870276	-0,253798228	-0,40228469	-0,542870024	-0,315738807	-0,72222698	-0,70387238	0,930897536	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	
INTERA_+11756	0,6654938	1	0,664075669	0,57898744	0,670201485	0,99929988	0,685739052	0,99977873	-0,279311985	-0,26123566	-0,56038856	-0,210294723	-0,191518891	-0,283096826	-0,3983276	-0,23437442	-0,39225046	-0,376438893	0,588833936	0,563026259	0,57708432	-0,31022362	-0,16893213	-0,357810894	-0,171380735	-0,001376156	-0,111788748	-0,34145445	-0,315194862	0,933186106	
INTERA_+11759	0,79713079	0,664075669	1	0,626186615	0,93198883	0,679591627	0,981887876	0,88238202	-0,28510475	-0,27793003	-0,57077812	-0,260755241	-0,289783228	-0,494130886	-0,572848319	-0,336451156	-0,74540899	-0,660095648	0,84048927	0,918399748	0,918727584	-0,325803628	-0,297482472	-0,498748317	-0,388024173	-0,347108819	-0,38853277	-0,397361611	-0,317203724	0,938303582	
INTERA_+11761	0,5859528	0,57898744	0,626186615	1	0,757913847	0,961322152	0,571661987	0,93879161	-0,139784058	-0,19903179	-0,28893574	-0,126483525	-0,227279879	-0,378757283	-0,166278191	-0,366871595	-0,259061581	0,527422598	0,688188948	0,698611381	-0,301688499	-0,011247185	-0,28454877	-0,047941798	0,642022519	-0,059948626	-0,218826289	-0,234151766	-0,196880153		
INTERA_+11764	0,99919628	0,670201485	0,93198883	0,57919147	1	0,862816392	0,999252158	0,687881891	-0,26207915	-0,23210084	-0,53139823	-0,224338046	-0,594884896	-0,351358623	-0,32373329	-0,166478394	-0,694432636	0,91930111	0,842688155	0,84940441	-0,317871061	-0,32242605	-0,488991085	-0,318442992	-0,301338028	-0,122522219	-0,425734852	-0,34814188	-0,02827145		
INTERA_+11766	0,6787226	0,99929988	0,679591627	0,961322152	0,862816392	1	0,877275818	0,999504803	-0,279438615	-0,244402822	-0,376727997	-0,217288265	-0,206479602	-0,262411712	-0,398707321	-0,241566453	-0,80328304	-0,362000442	0,582213007	0,574250618	0,54736331	-0,310507117	-0,147233479	-0,3387563	-0,173209947	-0,02036187	-0,114223598	-0,33966965	-0,315202348	0,933703889	
INTERA_+11769	0,99979878	0,685739052	0,981887876	0,571661987	0,999252158	0,877275818	1	0,863484339	-0,11861435	-0,262716653	-0,54803523	-0,24487943	-0,24231316	-0,49889878	-0,54739454	-0,23334632	-0,74614481	-0,69618173	0,933313102	0,94366921	0,94315148	-0,312348299	-0,332891389	-0,483503889	-0,322731717	-0,305881536	-0,312105362	-0,426665279	-0,31894465	-0,01228548	
INTERA_+11771	0,86290316	0,99977873	0,88238202	0,93879161	0,687881891	0,999504803	0,863484339	1	-0,278777356	-0,242884216	-0,374359663	-0,21703588	-0,191539956	-0,288881445	-0,387861392	-0,239793028	-0,38454486	-0,367233989	0,588884351	0,580431782	0,55487525	-0,305984223	-0,15960231	-0,357245796	-0,175133852	-0,07923334	-0,11588892	-0,3401218	-0,319689809	-0,191186578	
INTERA_+1184	-0,31805639	-0,33412201	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	-0,279311985	-0,26123566	-0,56038856	-0,210294723	-0,191518891	-0,283096826	-0,3983276	-0,23437442	-0,39225046	-0,376438893	0,588833936	0,563026259	0,57708432	-0,31022362	-0,16893213	-0,357810894	-0,171380735	-0,001376156	-0,111788748	-0,34145445	-0,315194862	0,93328899		
INTERA_+1182	-0,21682587	-0,25802769	-0,54804614	-0,23870276	-0,253798228	-0,40228469	-0,542870024	-0,315738807	-0,72222698	-0,70387238	0,930897536	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	0,93328899
INTERA_+20256	-0,21682587	-0,25802769	-0,54804614	-0,23870276	-0,253798228	-0,40228469	-0,542870024	-0,315738807	-0,72222698	-0,70387238	0,930897536	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	0,93328899
INTERA_+20270	-0,253798228	-0,40228469	-0,542870024	-0,315738807	-0,72222698	-0,70387238	0,930897536	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106	
INTERA_+22712	-0,40228469	-0,542870024	-0,315738807	-0,72222698	-0,70387238	0,930897536	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106		
INTERA_+22525	-0,315738807	-0,72222698	-0,70387238	0,930897536	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106				
INTERA_+7846	-0,72222698	-0,70387238	0,930897536	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106					
INTERA_+7847	-0,70387238	0,930897536	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106						
MDI_INTERA_+11759	0,930897536	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106							
MDI_INTERA_+11764	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106								
MDI_INTERA_+11769	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106									
MDI_INTERA_+1384	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106										
MDI_INTERA_+1385	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106											
MDI_INTERA_+1408	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106												
MDI_INTERA_+20104	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106													
MDI_INTERA_+20272	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106														
MDI_INTERA_+7158	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106															
MDI_INTERA_+7187	-0,42497805	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106																
MDI_INTERA_+7415	-0,34727824	0,93328899	0,943887821	0,943381456	-0,31805639	-0,33412201	-0,48428386	-0,31884549	-0,29016171	-0,39944852	-0,42497805	-0,34727824	-0,315194862	0,933186106																	

Apêndice D – Código SAS utilizado

```
%MACRO MERGE;
```

```
%DO I = 1 %TO 54;
```

```
DATA T2_&I.;
SET T&I.;
ATTRIB ANOMES FORMAT=DDMMYY10.;
MES = SUBSTR(Data,1,2);
ANO = SUBSTR(Data,4,4);
ANOMES = MDY(MES,1,ANO);
WHERE DATA NE 'Fonte';
RUN;
```

```
%END;
```

```
%MEND;
```

```
%MERGE;
```

```
DATA BASE2;
SET NAT.TAB;
WHERE ANOMES >= '01JAN2006'D AND ANOMES <= '01AUG2017'D;
RUN;
```

```
/* vou usar 2007, mas para calcular as interanuais, filtro 2006 */
```

```
/* TRATAMENTOS */
```

```
/*10 TRANSFORMAR EM NUMERO */
```

```
DATA CONTContentsForBASE (KEEP=NAME VARNUM);
SET CONTContentsForBASE2;
WHERE NAME NOT IN ('Data' 'ANOMES' 'MES' 'ANO' 'INAD');
RUN;
/*490*/
```

```
DATA CONTENTS;
SET CONTContentsForBASE;
ATTRIB VARNUM2 FORMAT=$32.;
VARNUM2 = COMPRESS(NAME,"kd");
varnum3 = cat("v",substr(VARNUM2,1,8));
RUN;
```

```
OPTIONS MPRINT;
```

```
%MACRO NUMERICA;
```

```
%DO I = 1 %TO 490;
```

```
DATA _NULL_;
SET CONTENTS;
```

```
CALL SYMPUTX('VAR',NAME);
CALL SYMPUTX('VAR2',varnum3);
WHERE VARNUM = &I.;
RUN;
```

```
DATA BASE2 (drop="&VAR."n);
SET BASE2;
&VAR2. = INPUT("&VAR."n,commax32.2);
RUN;
```

```
%END;
%MEND;
%NUMERICA;
```

```
DATA NAT.BASE2;
SET BASE2;
RUN;
```

```
/*CONTCONTENTSFORBASE2_0000*/
```

```
DATA NOVOCONTENTS (KEEP=NAME VARNUM);
SET CONTCONTENTSFORBASE2_0000;
WHERE NAME NOT IN ('Data' 'ANOMES' 'MES' 'ANO' 'INAD');
RUN;
```

```
PROC DELETE DATA=MISSING;RUN;
```

```
OPTIONS MPRINT;
%MACRO NUMERICA;
```

```
%DO I = 6 %TO 491;
```

```
DATA _NULL_;
SET NOVOCONTENTS;
CALL SYMPUTX('VAR',NAME);
WHERE VARNUM = &I.;
RUN;
```

```
PROC SQL;
CREATE TABLE TESTE AS
SELECT "&VAR." AS VAR FORMAT=$32.,
        NMISS(&VAR.) AS MISS
FROM NAT.BASE2;
QUIT;
```

```
PROC APPEND BASE=MISSING DATA=TESTE;RUN;
```

```
%END;
%MEND;
%NUMERICA;
```

```
DATA MISSING2;
SET MISSING;
ID = _N_;
WHERE MISS>0;
RUN;
```

```
OPTIONS MPRINT;
%MACRO NUMERICA;
```

```
%DO I = 1 %TO 109;
```

```
DATA _NULL_;
SET MISSING2;
CALL SYMPUTX('VAR',VAR);
WHERE ID = &I.;
RUN;
```

```
DATA NAT.BASE2 (DROP=&VAR.);
SET NAT.BASE2;
RUN;
```

```
%END;
%MEND;
%NUMERICA;
```

```
/* VAR ANUAL E MM3 */
```

```
DATA NOVOCONTENTS2 (KEEP=NAME ID);
SET CONTCONTENTSFORBASE2_0001;
ID = _N_;
WHERE NAME NOT IN ('Data' 'ANOMES' 'MES' 'ANO' 'INAD');
RUN;
/*377*/
```

```
OPTIONS MPRINT;
%MACRO DERIVADAS;
```

```
%DO I = 1 %TO 377;
```

```
DATA _NULL_;
SET NOVOCONTENTS2;
CALL SYMPUTX('VAR',NAME);
WHERE ID = &I.;
RUN;
```

```
DATA NAT.BASE2 ;
SET NAT.BASE2;
LAG12 = LAG12(&VAR.);
INTERA_&VAR. = (&VAR./LAG12)-1;
```

```
LAG1 = LAG1(INTERA_&VAR.);
LAG2 = LAG2(INTERA_&VAR.);
MM3_INTERA_&VAR. = MEAN(INTERA_&VAR.,LAG1,LAG2);
```

```
RUN;
```

```
%END;
%MEND;
%DERIVADAS;
```

```
DATA NAT.BASE2 ;
SET NAT.BASE2;
WHERE ANOMES >= '01MAR2007'D ;
RUN;
```

```
PROC DELETE DATA=MISSING;RUN;
```

```
OPTIONS MPRINT;
%MACRO NUMERICA;
```

```
%DO I = 6 %TO 1139;
```

```
DATA _NULL_;
SET CONTENTSFORBASE2_0002;
CALL SYMPUTX('VAR',NAME);
WHERE VARNUM = &I.;
RUN;
```

```
PROC SQL;
CREATE TABLE TESTE AS
SELECT "&VAR." AS VAR FORMAT=$32. INFORMAT=$32.,
        NMISS(&VAR.) AS MISS
FROM NAT.BASE2;
QUIT;
```

```
PROC APPEND BASE=MISSING DATA=TESTE FORCE;RUN;
```

```
%END;
%MEND;
%NUMERICA;
```

```
DATA MISSING2;
SET MISSING;
ID = _N_;
WHERE MISS>0;
RUN;
```

```
OPTIONS MPRINT;
%MACRO NUMERICA;
```

```
%DO I = 1 %TO 96;
```

```
DATA _NULL_;
SET MISSING2;
CALL SYMPUTX('VAR',VAR);
WHERE ID = &I.;
RUN;
```

```
DATA NAT.BASE2 (DROP=&VAR.);
SET NAT.BASE2;
RUN;
```

```
%END;
%MEND;
%NUMERICA;
```

```
PROC CORR DATA= NAT.BASE2 OUT=CORRELACOE;
RUN;
```

```
PROC ARIMA DATA=NAT.BASE2 ;
IDENTIFY VAR=INAD STATIONARITY=(ADF);
RUN;
```

```
PROC ARIMA DATA=NAT.BASE2 ;
IDENTIFY VAR=INAD(1) STATIONARITY=(ADF);
RUN;
```

```
DATA SASUSER.BASEDOUT17;
SET BASE;
RUN;
```

```
ods graphics off;
PROC ARIMA DATA=SASUSER.BASEDOUT17 ;
IDENTIFY VAR=INAD STATIONARITY=(ADF);
RUN;
```

```
ods graphics on;
PROC ARIMA DATA=SASUSER.BASEDOUT17 ;
IDENTIFY VAR=INAD(1) STATIONARITY=(ADF);
RUN;
```

```
PROC CONTENTS DATA=SASUSER.BASEDOUT17 OUT=VAR;
RUN;
```

```
%MACRO GRANGER;
```

```
%DO IND_GRANG = 1 %TO 1043;
```



```
DATA _NULL_ ;
SET SASUSER.VAR;
CALL SYMPUT('VAR', VAR);
WHERE VARNUM = &IND_GRANG.;
RUN;
```

```
ods output CausalityTest = granger;
proc varmax data=SASUSER.BASEDOUT17;
model inad = &VAR. / p=1 dify=(1) noprint;
causal group1=(inad) group2=(&VAR.);
output out=b;
run;
```

```
DATA GRANGER;
SET GRANGER;
VAR = "&VAR.";
RUN;
```

```
PROC APPEND BASE=SASUSER.GRANGER DATA=GRANGER;
RUN;
```

```
%END;
%MEND;
%GRANGER;
```

```
/* A hipótese nula do teste de causalidade é que o grupo 1 é influenciado somente por
ele mesmo, e não
pelo grupo 2 .... ou seja, quero quem rejeita a hipótese nula */
```

```
DATA REJEITADAS;
SET SASUSER.GRANGER ;
N = _N_;
WHERE PROBCHISQ LE 0.1;
RUN;
```

```
/*NOTE: There were 374 observations read from the data set SASUSER.GRANGER.
WHERE PROBCHISQ<=0.1;
NOTE: The data set WORK.REJEITADAS has 374 observations and 5 variables.
*/
```

```
%MACRO cointegracao;
```

```
%DO IND_COINT = 301 %TO 374;
```

```
DATA _NULL_ ;SET REJEITADAS;CALL SYMPUT('VAR', VAR);WHERE N
= &IND_COINT.;RUN;
```

```
ods output TraceTest=teste;
proc varmax data=SASUSER.BASEDOUT17;
```

```

model inad &VAR. / p=1 cointtest=(johansen=(TYPE=TRACE));
run;

```

```

data teste (keep = Trace );
set teste;
run;

```

```

proc transpose data=teste out=teste2;
run;
data teste2 (rename = (col1 = NONE col2=ATLEAST1));
set teste2;
VAR = "&VAR.";
run;

```

```

PROC APPEND BASE=SASUSER.COINTEG DATA=teste2;
RUN;

```

```

%END;
%MEND;
%cointegracao;

```

```

DATA SELEZIONADAS;
SET SASUSER.COINTEG ;
N = _N_;
WHERE NONE GT 15.49;
RUN;

```

```

/*NOTE: There were 360 observations read from the data set SASUSER.COINTEG.
WHERE NONE>15.49;
NOTE: The data set WORK.SELEZIONADAS has 360 observations and 6 variables.
*/

```

```

%MACRO exogeneidade;

```

```

%DO IND_EXO      = 1 %TO 1;

```

```

DATA _NULL_      ;SET SELEZIONADAS;CALL SYMPUT('VAR',
VAR);WHERE N = &IND_EXO.;RUN;

```

```

ods output WeakExogeneity=teste;
proc varmax data=SASUSER.BASEDOUT17;
model inad &VAR. / p=(1) ;
cointeg rank=1 exogeneity;
run;

```

```

data teste ;
set teste;
where Variable = "&VAR.";
run;

```

```
PROC APPEND BASE=SASUSER.EXOGENEIDADE DATA=teste;
RUN;
```

```
%END;
%MEND;
%exogeneidade;
```

```
DATA SELECCIONADAS;
SET SASUSER.EXOGENEIDADE ;
N = _N_;
WHERE PROBCHISQ GE 0.05;
RUN;
```

```
/*NOTE: There were 81 observations read from the data set
SASUSER.EXOGENEIDADE.
```

```
WHERE PROBCHISQ>=0.05;
```

```
NOTE: The data set WORK.SELECCIONADAS has 81 observations and 5 variables.*/
```

```
%MACRO DIF;
```

```
%DO IND_ESTAC = 1 %TO 1;
```

```
DATA _NULL_ ;SET selecionadas;CALL SYMPUT('VAR',
VARIABLE);WHERE N = &IND_ESTAC.;RUN;
```

```
ods output StationarityTests=teste;
PROC ARIMA DATA=SASUSER.BASEDOUT17 ;
IDENTIFY VAR=&VAR. STATIONARITY=(ADF);
RUN;
quit;
```

```
data teste (rename=(ProbTau=ProbTauDif0));
set teste ;
var = "&VAR.";
where Type = 'Zero Mean' and lags = 0;
run;
```

```
ods output StationarityTests=teste2;
PROC ARIMA DATA=SASUSER.BASEDOUT17 ;
IDENTIFY VAR=&VAR.(1) STATIONARITY=(ADF);
RUN;
quit;
data teste2 (rename=(ProbTau=ProbTauDif1));
set teste2 ;
var = "&VAR.";
where Type = 'Zero Mean' and lags = 0;
run;
```

```
data teste3;
merge teste teste2;
```

```

by var;
run;
data teste3 (keep = var ProbTauDif0 ProbTauDif1);
set teste3;
run;

```

```

PROC APPEND BASE=SASUSER.ESTACION DATA=teste3;
RUN;

```

```

%END;
%MEND;
%DIF;

```

```

DATA SELECCIONADAS;
SET SASUSER.ESTACION ;
N = _N_;
WHERE PROBTAUDIF0 LE 0.1;
RUN;

```

```

/*NOTE: There were 29 observations read from the data set SASUSER.ESTACION.
   WHERE PROBTAUDIF0<=0.1;
NOTE: The data set WORK.SELECCIONADAS has 29 observations and 4 variables.
*/

```

```

PROC SQL;
CREATE TABLE RESTESTES AS
SELECT      A.VAR,
            A.PROBCHISQ AS PVALORGRANGER ,
            B.NONE AS VALORCOINTEG ,
            C.PROBCHISQ AS PVALORexog ,
            D.PROBTAUDIF0 AS PVALORESTAC

FROM SASUSER.GRANGER AS A
LEFT JOIN SASUSER.COINTEG AS B ON A.VAR=B.VAR
LEFT JOIN SASUSER.EXOGENEIDADE AS C ON A.VAR=C.VARIABLE
LEFT JOIN SASUSER.ESTACION AS d ON A.VAR=d.VAR

WHERE A.VAR IN (SELECT VAR FROM SELECCIONADAS) AND
B.VAR IN (SELECT VAR FROM SELECCIONADAS) AND
C.VARIABLE IN (SELECT VAR FROM SELECCIONADAS) AND
d.VAR IN (SELECT VAR FROM SELECCIONADAS);
QUIT;

```

```

%MACRO MODELO;

```

```

%DO ID1 = 1 %TO 9;
%DO ID2 = 1 %TO 11;
%DO ID3 = 1 %TO 3;
%DO ID4 = 1 %TO 3;
%DO ID5 = 1 %TO 1;

```

```
%DO ID6 = 1 %TO 2;
```

```
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V1', VAR);WHERE GRUPO =
"Atividade econômica" AND IND=&ID1.;RUN;
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V2', VAR);WHERE GRUPO =
"Câmbio" AND IND=&ID2.;RUN;
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V3', VAR);WHERE GRUPO =
"Crédito" AND IND=&ID3.;RUN;
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V4', VAR);WHERE GRUPO =
"Indicadores monetários" AND IND=&ID4.;RUN;
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V5', VAR);WHERE GRUPO =
"Mercado de trabalho" AND IND=&ID5.;RUN;
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V6', VAR);WHERE GRUPO =
"Mercados financeiros e de capitais" AND IND=&ID6.;RUN;
```

```
ods output ParameterEstimates = estimativas;
proc varmax data=INAD_MDLG;
model inad = &V1. &V2. &V3. &V4. &V5. &V6./ p=(2) dify=(1) ;
output out=b;
run;
```

```
data COEF;
set estimativas;
if Probt < 0.1 then COEF = 1; ELSE COEF = 0;
WHERE Parameter NE "CONST1";
RUN;
```

```
PROC SQL;
CREATE TABLE COEF AS
SELECT DISTINCT SUM(COEF)/7 AS COEF
FROM COEF;
QUIT;
```

```
DATA B (KEEP = N FOR1);
SET B;
N = _N_;
WHERE INAD = .;
RUN;
```

```
DATA INAD_VLDC2;
MERGE INAD_VLDC B;
RUN;
```

```
DATA INAD_VLDC2;
SET INAD_VLDC2;
RESIDUO_OOT = (INAD-FOR1)**2;
if (INAD-FOR1)>=0 THEN RESIDUO = (INAD-FOR1);
ELSE if (INAD-FOR1)<0 THEN RESIDUO = (INAD-FOR1)*-1;
```

```
WHERE DATA NE .;
RUN;
```

```
PROC SQL;
CREATE TABLE RESULTADO AS
SELECT DISTINCT "&v1." as v1, "&v2." as v2, "&v3." as v3, "&v4." as v4, "&v5." as
v5, "&v6." as v6,
      SUM(A.RESIDUO_OOT) AS RESIDUO_OOT ,
      MEAN(A.RESIDUO) AS EPAM ,
      B.COEF
FROM INAD_VLDC2 AS A,
      COEF AS B
GROUP BY 1,2,3,4,5,6;
QUIT;
```

```
PROC APPEND BASE = SASUSER.ARIMAX_DOUT_2017_V1
DATA=RESULTADO FORCE;
RUN;
```

```
%END;
%END;
%END;
%END;
%END;
%END;
%END;
%MEND;
%MODELO;
```

```
data ver;
set SASUSER.ARIMAX_DOUT_2017_V1;
where coef ge 1;
run;
```

```
proc delete data = SASUSER.ARIMAX_DOUT_2017_V1 ;run;
```

```
ods output ParameterEstimates = estimativas;
proc varmax data=INAD_MDLG;
model inad = MM3_INTERA_v7415      MM3_INTERA_v11759
      MM3_INTERA_v20272      INTERA_v1785      INTERA_v25253
      INTERA_v7846
/ p=(2) dify=(1) ;
output out=b;
run;
```

```
%MACRO MODELO;
```

```
%DO ID1 = 1 %TO 9;
%DO ID2 = 1 %TO 11;
%DO ID3 = 1 %TO 3;
%DO ID4 = 1 %TO 3;
```

```
%DO ID6 = 1 %TO 2;
```

```
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V1', VAR);WHERE GRUPO =
"Atividade econômica" AND IND=&ID1.;RUN;
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V2', VAR);WHERE GRUPO =
"Câmbio" AND IND=&ID2.;RUN;
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V3', VAR);WHERE GRUPO =
"Crédito" AND IND=&ID3.;RUN;
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V4', VAR);WHERE GRUPO =
"Indicadores monetários" AND IND=&ID4.;RUN;
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V6', VAR);WHERE GRUPO =
"Mercados financeiros e de capitais" AND IND=&ID6.;RUN;
```

```
ods output ParameterEstimates = estimativas;
proc varmax data=INAD_MDLG;
model inad = &V1. &V2. &V3. &V4. &V6. / p=2 dify=(1);
output out=b;
run;
```

```
data COEF;
set estimativas;
if Probt < 0.1 then COEF = 1; ELSE COEF = 0;
WHERE Parameter NE "CONST1";
RUN;
```

```
PROC SQL;
CREATE TABLE COEF AS
SELECT DISTINCT SUM(COEF)/7 AS COEF
FROM COEF;
QUIT;
```

```
DATA B (KEEP = N FOR1);
SET B;
N = _N_;
WHERE INAD = .;
RUN;
```

```
DATA INAD_VLDC2;
MERGE INAD_VLDC B;
RUN;
```

```
DATA INAD_VLDC2;
SET INAD_VLDC2;
RESIDUO_OOT = (INAD-FOR1)**2;
if (INAD-FOR1)>=0 THEN RESIDUO = (INAD-FOR1);
ELSE if (INAD-FOR1)<0 THEN RESIDUO = (INAD-FOR1)*-1;
WHERE DATA NE .;
RUN;
```

```

PROC SQL;
CREATE TABLE RESULTADO AS
SELECT DISTINCT "&v1." as v1, "&v2." as v2, "&v3." as v3,"&v4." as v4,"&V6." as
V6,
      SUM(A.RESIDUO_OOT) AS RESIDUO_OOT ,
      MEAN(A.RESIDUO) AS EPAM ,
      B.COEF
FROM INAD_VLDC2 AS A,
      COEF AS B
GROUP BY 1,2,3,4,5;
QUIT;

```

```

PROC APPEND BASE = SASUSER.ARIMAX_DOUT_2017_V2
DATA=RESULTADO FORCE;
RUN;

```

```

%END;
%END;
%END;
%END;
%END;
%MEND;
%MODELO;

```

```

data ver;
set SASUSER.ARIMAX_DOUT_2017_V2;
where coef eq 1;
run;

```

```

ods output PrameterEstimates = estimativas;
proc varmax data=INAD_MDLG;
model inad = MM3_INTERA_v7358      INTERA_v11769
      MM3_INTERA_v20272      INTERA_v1785      INTERA_v25253

```

```

/ p=1 dify=(1) ;
output out=b;
run;

```

```

%MACRO MODELO;

```

```

%DO ID1 = 1 %TO 9;
%DO ID2 = 1 %TO 11;
%DO ID3 = 1 %TO 3;
%DO ID4 = 1 %TO 3;
%DO ID6 = 1 %TO 2;

```

```

DATA _NULL_;;SET Var;CALL SYMPUT('V1', VAR);WHERE GRUPO =
"Atividade econômica" AND IND=&ID1.;RUN;

```



```
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V2', VAR);WHERE GRUPO =
"Câmbio" AND IND=&ID2.;RUN;
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V3', VAR);WHERE GRUPO =
"Crédito" AND IND=&ID3.;RUN;
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V4', VAR);WHERE GRUPO =
"Indicadores monetários" AND IND=&ID4.;RUN;
DATA _NULL_ ;SET Var;CALL SYMPUT('V6', VAR);WHERE GRUPO =
"Mercados financeiros e de capitais" AND IND=&ID6.;RUN;
```

```
ods output ParameterEstimates = estimativas;
proc varmax data=INAD_MDLG;
model inad = &V1. &V2. &V3. &V4. &V6. / p=(2) dify=(1) ;
output out=b;
run;
```

```
data COEF;
set estimativas;
if Probt < 0.1 then COEF = 1; ELSE COEF = 0;
WHERE Parameter NE "CONST1";
RUN;
```

```
PROC SQL;
CREATE TABLE COEF AS
SELECT DISTINCT SUM(COEF)/6 AS COEF
FROM COEF;
QUIT;
```

```
DATA B (KEEP = N FOR1);
SET B;
N = _N_;
WHERE INAD = .;
RUN;
```

```
DATA INAD_VLDC2;
MERGE INAD_VLDC B;
RUN;
```

```
DATA INAD_VLDC2;
SET INAD_VLDC2;
RESIDUO_OOT = (INAD-FOR1)**2;
if (INAD-FOR1)>=0 THEN RESIDUO = (INAD-FOR1);
ELSE if (INAD-FOR1)<0 THEN RESIDUO = (INAD-FOR1)*-1;
WHERE DATA NE .;
RUN;
```

```
PROC SQL;
CREATE TABLE RESULTADO AS
SELECT DISTINCT "&v1." as v1, "&v2." as v2, "&v3." as v3, "&v4." as v4, "&V6." as
V6,
SUM(A.RESIDUO_OOT) AS RESIDUO_OOT ,
```

```

        MEAN(A.RESIDUO) AS EPAM ,
        B.COEF
FROM INAD_VLDC2 AS A,
    COEF AS B
GROUP BY 1,2,3,4,5;
QUIT;

```

```

PROC APPEND BASE = SASUSER.ARIMAX_DOUT_2017_V6
DATA=RESULTADO FORCE;
RUN;

```

```

%END;
%END;
%END;
%END;
%END;
%MEND;
%MODELO;

```

```

data ver;
set SASUSER.ARIMAX_DOUT_2017_V6;
where coef ge 1;
run;
ods output ParameterEstimates = estimativas;
proc varmax data=INAD_MDLG;
model inad =MM3_INTERA_v1395INTERA_v1822          INTERA_v7846
/ p=2 dify=(1) ;
output out=b;
run;

```

```
%MACRO MODELO;
```

```

%DO ID1 = 1 %TO 9;
%DO ID3 = 1 %TO 3;
%DO ID4 = 1 %TO 3;
%DO ID6 = 1 %TO 2;

```

```

DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V1', VAR);WHERE GRUPO =
"Atividade econômica" AND IND=&ID1.;RUN;
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V3', VAR);WHERE GRUPO =
"Crédito" AND IND=&ID3.;RUN;
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V4', VAR);WHERE GRUPO =
"Indicadores monetários" AND IND=&ID4.;RUN;
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V6', VAR);WHERE GRUPO =
"Mercados financeiros e de capitais" AND IND=&ID6.;RUN;

```

```

ods output ParameterEstimates = estimativas;
proc varmax data=INAD_MDLG;
model inad = &V1. &V3. &V4. &V6. / p=1 dify=(1) ;
output out=b;

```

```
run;
```

```
data COEF;
set estimativas;
if Probt < 0.1 then COEF = 1; ELSE COEF = 0;
WHERE Parameter NE "CONST1";
RUN;
```

```
PROC SQL;
CREATE TABLE COEF AS
SELECT DISTINCT SUM(COEF)/5 AS COEF
FROM COEF;
QUIT;
```

```
DATA B (KEEP = N FOR1);
SET B;
N = _N_;
WHERE INAD = .;
RUN;
```

```
DATA INAD_VLDC2;
MERGE INAD_VLDC B;
RUN;
```

```
DATA INAD_VLDC2;
SET INAD_VLDC2;
RESIDUO_OOT = (INAD-FOR1)**2;
if (INAD-FOR1)>=0 THEN RESIDUO = (INAD-FOR1);
ELSE if (INAD-FOR1)<0 THEN RESIDUO = (INAD-FOR1)*-1;
WHERE DATA NE .;
RUN;
```

```
PROC SQL;
CREATE TABLE RESULTADO AS
SELECT DISTINCT "&v1." as v1, "&v3." as v3, "&v4." as v4, "&v6." as v6,
SUM(A.RESIDUO_OOT) AS RESIDUO_OOT ,
MEAN(A.RESIDUO) AS EPAM ,
B.COEF
FROM INAD_VLDC2 AS A,
COEF AS B
GROUP BY 1,2,3,4;
QUIT;
```

```
PROC APPEND BASE = SASUSER.ARIMAX_DOUT_2017_V5
DATA=RESULTADO FORCE;
RUN;
```

```
%END;
%END;
```

```
%END;
%END;
%MEND;
%MODELO;
```

```
data ver;
set SASUSER.ARIMAX_DOUT_2017_V5;
where coef ge 1;
run;
```

```
DATA TAB;
SET SASUSER.BASEDOUT17;
N = _N_;
RUN;
```

```
DATA INAD_MDLG ;
SET TAB;
IF      N GT 114 THEN INAD=.;
RUN;
```

```
ODS GRAPHICS on;
ODS OUTPUT Anova = anova;
ods output ParameterEstimates = estimativas;
proc varmax data=INAD_MDLG PLOTS=ALL;
model inad =MM3_INTERA_v1395INTERA_v1822          INTERA_v7846
INTERA_v22712
/ p=(6,7) dify=(1) NOINT PRINT=DIAGNOSE ;
output out=b ALPHA=0.1 ;
run;
```

```
proc univariate data= b normal;
var res1;
run;
DATA TAB;
SET SASUSER.BASEDOUT17;
lag1inad =lag1(inad);
dif1=inad - lag1inad;
N = _N_;
RUN;
```

```
DATA INAD_MDLG ;
SET TAB;
IF      N GT 114 THEN INAD=.;
RUN;
```

```
%MACRO MODELO;
```

```
%DO ID1 = 1 %TO 9;
%DO ID2 = 1 %TO 11;
%DO ID3 = 1 %TO 6;
```

```
%DO ID4 = 1 %TO 2;
%DO ID5 = 1 %TO 1;
```

```
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V1', VAR);WHERE GRUPO =
"Atividade econômica" AND n=&ID1.;RUN;
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V2', VAR);WHERE GRUPO =
"Câmbio" AND n=&ID2.;RUN;
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V3', VAR);WHERE GRUPO =
"Indicadores monetários" AND n=&ID3.;RUN;
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V4', VAR);WHERE GRUPO =
"Mercados financeiros e de capitais" AND n=&ID4.;RUN;
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V5', VAR);WHERE GRUPO = "Setor
externo" AND n=&ID5.;RUN;
```

```
ods graphics off;
ods output ParameterEstimates =parametros;
proc pdlreg data=INAD_MDLG ;
model dif1 =&V1. &V2. &V3. &V4. &V5.(1,1) /noint ;
output out=b p=predicted lcl=li ucl=ls;
run;
```

```
data parametros;
set parametros;
if Probt < 0.1 then coef=0; else coef=1;
run;
proc sql;
create table coef as
select "&v1." as v1, "&v2." as v2, "&v3." as v3, "&v4." as v4, "&v5." as v5, sum(coef) as
coef
from parametros
GROUP BY 1,2,3,4,5;
quit;
```

```
proc append base=pdlregv2 data=coef;
run;
```

```
%END;
%END;
%END;
%END;
%END;
%END;
%MEND;
%MODELO;
```

```
data ver;
set pdlregv2;
where coef=0;
run;
```

```
%MACRO MODELO;
```

```
%DO ID1 = 1 %TO 9;
%DO ID3 = 1 %TO 3;
%DO ID4 = 1 %TO 3;
%DO ID5 = 1 %TO 1;
```

```
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V1', VAR);WHERE GRUPO =
"Atividade econômica" AND n=&ID1.;RUN;
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V3', VAR);WHERE GRUPO =
"Indicadores monetários" AND n=&ID3.;RUN;
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V4', VAR);WHERE GRUPO =
"Mercados financeiros e de capitais" AND n=&ID4.;RUN;
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V5', VAR);WHERE GRUPO = "Setor
externo" AND n=&ID5.;RUN;
```

```
ods graphics off;
ods output ParameterEstimates =parametros;
proc pdlreg data=INAD_MDLG ;
model dif1 =&V1.(1,1) &V3. &V4.(1,1) &V5. /noint ;
output out=b p=predicted lcl=li ucl=ls;
run;
```

```
data parametros;
set parametros;
if Probt < 0.1 then coef=0; else coef=1;
run;
proc sql;
create table coef as
select "&v1." as v1, "&v3." as v3,"&v4." as v4,"&v5." as v5,sum(coef) as coef
from parametros
GROUP BY 1,2,3,4,5;
quit;
```

```
proc append base=pdlregv3 data=coef;
run;
```

```
%END;
%END;
%END;
%END;
%END;
%END;
%MEND;
%MODELO;
```

```
data ver;
set pdlregv3;
where coef=0;
run;
```

```
%MACRO MODELO;
```

```
%DO ID1 = 1 %TO 9;
```

```
%DO ID3 = 1 %TO 6;
```

```
%DO ID5 = 1 %TO 1;
```

```
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V1', VAR);WHERE GRUPO =  
"Atividade econômica" AND n=&ID1.;RUN;
```

```
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V3', VAR);WHERE GRUPO =  
"Indicadores monetários" AND n=&ID3.;RUN;
```

```
DATA _NULL_;SET Var;CALL SYMPUT('V5', VAR);WHERE GRUPO = "Setor  
externo" AND n=&ID5.;RUN;
```

```
ods graphics off;
```

```
ods output ParameterEstimates =parametros;
```

```
proc pdlreg data=INAD_MDLG ;
```

```
model dif1 =&V1. &V3.(1,1) &V5. /noint ;
```

```
output out=b p=predicted lcl=li ucl=ls;
```

```
run;
```

```
data parametros;
```

```
set parametros;
```

```
if Probt < 0.11 then coef=0; else coef=1;
```

```
run;
```

```
proc sql;
```

```
create table coef as
```

```
select "&v1." as v1, "&v3." as v3,"&V5." as V5,sum(coef) as coef
```

```
from parametros
```

```
GROUP BY 1,2,3;
```

```
quit;
```

```
proc append base=pdlregv10 data=coef;
```

```
run;
```

```
%END;
```

```
%END;
```

```
%END;
```

```
%END;
```

```
%END;
```

```
%MEND;
```

```
%MODELO;
```

```
data ver;
```

```
set pdlregv10;
```

```
where coef=0;
```

```
run;
```

```
ods graphics on;
```

```
ods output ParameterEstimates =parametros;
```

```
proc pdlreg data=INAD_MDLG ;
model dif1 =INTERA_v25253(1,1) INTERA_v1783 INTERA_v7847 /noint ;
output out=b1 p=predicted lcl=li ucl=ls;
run;
```

```
data b1 (keep =predicted li ls);
set b1;
run;
```

```
proc delete data=pdlregv1;run;
proc delete data=pdlregv2;run;
proc delete data=pdlregv3;run;
```

```
ods graphics on;
ods output ParameterEstimates =parametros;
ods output FitSummary =teste;
```

```
proc pdlreg data=INAD_MDLG ;
model dif1 =INTERA_v25253(1,1) INTERA_v1783 INTERA_v7847 /noint ;
output out=b1 p=predicted lcl=li ucl=ls r=res;
run;
```

```
proc univariate data= b1 normal;
var res;
run;
```

```
DATA TAB;
SET SASUSER.BASEDOUT17;
lag1inad =lag1(inad);
dif1=inad - lag1inad;
N = _N_;
RUN;
```

```
DATA INAD_MDLG ;
SET TAB;
where N le 114 ;
RUN;
```

```
ods output ParameterEstimates =parametros;
proc varmax data=INAD_MDLG ;
model MM3_INTERA_v1395
INTERA_v1822
INTERA_v7846
INTERA_v22712
INTERA_v25253
INTERA_v1783
INTERA_v7847
/noint ;
run;
```



```
PROC FACTOR DATA=SASUSER.BASEDOUT17
```

```
    METHOD=PRIN
```

```
    VARDEF=DF
```

```
/*    SINGULAR=1E-08*/
```

```
    NFACTORS=4
```

```
/*    PRIORS=ONE*/
```

```
    ROTATE=VARIMAX
```

```
    NORM=KAISER
```

```
    MSA
```

```
    PLOTS=SCREE
```

```
    OUT=WORK.FACTFactorsBASE;
```

```
    VAR INTERA_v11766
```

```
INTERA_v1397
```

```
/*INTERA_v1783*/
```

```
INTERA_v1785
```

```
INTERA_v1822
```

```
INTERA_v20256
```

```
INTERA_v20270
```

```
INTERA_v22712
```

```
INTERA_v25253
```

```
INTERA_v7846
```

```
INTERA_v7847
```

```
MM3_INTERA_v11759
```

```
MM3_INTERA_v1384
```

```
MM3_INTERA_v1395
```

```
MM3_INTERA_v1406
```

```
MM3_INTERA_v20104
```

```
MM3_INTERA_v20272
```

```
MM3_INTERA_v7358
```

```
MM3_INTERA_v7387
```

```
MM3_INTERA_v7415
```

```
;
```

```
RUN;
```

```
DATA TAB;
```

```
SET FACTFactorsBASE;
```

```
N = _N_;
```

```
RUN;
```

```
DATA INAD_MDLG ;
```

```
SET TAB;
```

```
where N le 114 ;
```

```
RUN;
```

```
ods output ParameterEstimates =parametros;
```

```
PROC VARMAX DATA=INAD_MDLG ;
```

```
MODEL Factor1 Factor2 Factor3 Factor4 /p=(3);
```

```
RUN;
```

```
ods output ParameterEstimates =parametros;  
PROC VARMAX DATA=INAD_MDLG ;  
MODEL inad= Factor1 Factor2 Factor3 Factor4 /p=(3) noint;  
RUN;
```

```
ODS GRAPHICS on;  
ODS OUTPUT Anova = anova;  
ods output ParameterEstimates = estimativas;  
proc varmax data=INAD_MDLG PLOTS=ALL;  
model inad =Factor1 Factor2 Factor3 Factor4  
/ p=(6,7) dify=(1) NOINT PRINT=DIAGNOSE ;  
output out=b ALPHA=0.1 ;  
run;
```

```
proc univariate data= b normal;  
var res1;  
run;
```