

MODELO DE DEFASAGEM DISTRIBUÍDA POLINOMIAL PARA TESTE DE ESTRESSE DO SISTEMA FINANCEIRO NO BRASIL

Polynomial Distributed Lag Model for Stress Testing Brazilian Financial System

Natália Cordeiro Zaniboni

Doutora em Administração - Universidade de São Paulo
email: nzaniboni@usp.br

Alessandra de Ávila Montini

Profª Drª da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade -
Universidade de São Paulo. email: amontini@usp.br

■ RESUMO

Este estudo objetiva propor um modelo de defasagem distribuída polinomial para prever a inadimplência do sistema financeiro brasileiro com base em variáveis macroeconômicas. O modelo estima coeficientes que consideram efeitos defasados das variáveis explicativas na inadimplência. Os modelos mais comumente utilizados em testes de estresse (regressão linear, séries temporais e dados em painel) não consideram que a mudança em uma variável tem um efeito distribuído pelos períodos posteriores. O modelo foi estimado para o período de janeiro de 2004 a fevereiro de 2016, em que a inadimplência foi prevista em função de variáveis macroeconômicas relacionadas a taxa de juros, produção industrial, desemprego e índice Ibovespa de ações. O modelo proposto apresentou menor erro de estimação que os modelos mais comumente utilizados na literatura, indicando que sua utilização é mais adequada.

Palavras-Chave: Risco de crédito, teste de estresse, modelo de defasagem distribuída polinomial.

■ ABSTRACT

This study aims to propose a polynomial distributed lag model to predict the Brazilian financial system default using macroeconomic variables. This model estimates coefficients that consider lagged effects of the explanatory variables in the response variable. The most commonly used models in stress testing (linear regression, time series and panel data) do not consider that the change in a variable has a distributed effect over the later periods. The model was estimated for the period from January 2004 to February 2016, in which a default was estimated using explained macroeconomic variables related to interest, industrial production, unemployment and Ibovespa stock index. The proposed model presented a smaller error than the most commonly models used in the literature, indicating that its use is more adequate.

Key-words: Credit risk, stress test, polynomial distributed lag model.

1 INTRODUÇÃO

Um teste de estresse bancário é uma análise projetada para determinar se o sistema financeiro de um país é robusto o suficiente para suportar o impacto de cenários econômicos adversos. Após a crise *subprime* de 2008 e a sequência de falências bancárias em todo o mundo, os testes de estresse tornaram-se um componente essencial na regulação bancária e na gestão de riscos. Consequentemente, os bancos dedicaram recursos consideráveis para cumprir esses requisitos regulatórios. O teste de estresse também pode servir como uma ferramenta para restaurar a confiança nos sistemas financeiros, aumentando a transparência e reduzindo a incerteza do mercado.

Este artigo propõe a utilização do modelo de defasagem distribuída polinomial para previsão da inadimplência do sistema financeiro no Brasil usando variáveis explicativas macroeconômicas, focado em risco de crédito. O modelo proposto pode ser utilizado em testes de estresse, sendo indicado para a primeira etapa do teste: a identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro ao cenário macroeconômico. Uma aplicação foi realizada para o período de janeiro de 2004 a fevereiro de 2016, em que se verificou o impacto da taxa de juros, da produção industrial, do PIB e do desemprego na inadimplência do sistema financeiro nacional.

A principal contribuição deste trabalho é a utilização de um modelo mais adequado e robusto para previsão da inadimplência, pois o modelo de defasagem distribuída polinomial considera que o efeito das variáveis macroeconômicas na inadimplência é defasado e distribuído ao longo do tempo. Os modelos mais comumente utilizados na literatura, como regressão linear, séries temporais e dados em painel, levam em consideração as defasagens, porém não distribuem o efeito dos impactos das variáveis explicativas na variável resposta (GUJARATI, 2006). O modelo mostrou-se mais adequado pois apresentou menor soma dos quadrados dos erros da previsão da inadimplência para o período de performance selecionado. Além disso, o modelo de defasagem distribuída polinomial identificou o efeito da diminuição da inadimplência com o aumento do PIB a partir

do terceiro mês de defasagem, dado que o resultado da melhoria no desenvolvimento econômico não é imediato na saúde financeira das pessoas físicas e jurídicas.

Os resultados encontrados são importantes, pois a utilização de um modelo mais eficaz para a identificação da vulnerabilidade do sistema financeiro à macroeconomia concede maior robustez aos testes de estresse. Assim, é garantida maior confiança do Banco Central do Brasil e do mercado no sistema financeiro do país. Além disso, as instituições financeiras podem utilizar os resultados dos testes de estresse a fim de tomar decisões relacionadas ao capital que devem possuir em possíveis situações econômicas adversas (HUANG; CHEN; WANG, 2007).

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A seção da revisão bibliográfica é dividida em duas partes. A primeira parte tem o objetivo de levantar os trabalhos relacionados a testes de estresse e os modelos utilizados nestes testes. A segunda parte apresenta as variáveis macroeconômicas que possuem relação com o risco de crédito das instituições, tendo como objetivo subsidiar a análise dos resultados dos modelos do presente estudo.

2.1 Testes de estresse para risco de crédito

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

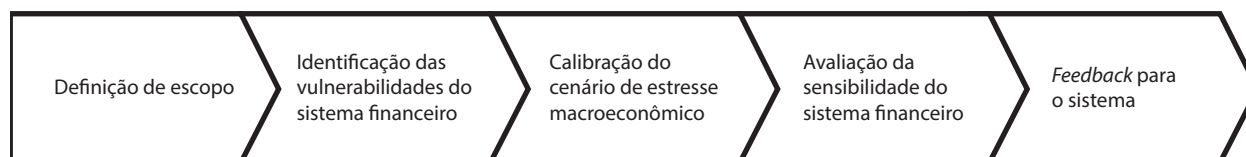
Um teste de estresse macro pode ser definido como a avaliação da exposição a risco de uma ou um grupo de instituições financeiras em um cenário plausível de estresse. O objetivo destes testes é fazer com que os riscos sejam mais compreensíveis,

identificando as potenciais perdas de uma carteira em situação econômica anormal. Essa ferramenta é utilizada por instituições financeiras em seus sistemas de gestão, geralmente para gestão do risco de crédito, para tomada de decisão em tolerância a riscos e de alocação de capital.

A Figura 1 apresenta uma visão geral dos passos para a 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 vulne-

rabilidades 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 quarto passo é a aplicação dos modelos construídos anteriormente, verificando qual o impacto do cenário obtido no balanço das instituições. O quinto e último passo é o *feedback* para o sistema (SORGE; VIROLAINEN, 2006; VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012).

Figura 1 Visão geral de um teste de estresse



A maior parte dos estudos relacionados a testes de estresse foca 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). Este trabalho foca nas metodologias utilizadas para este passo do teste de estresse.

Vlieghe (2001) estudou a relação entre variáveis macroeconômicas e falências de empresas no Reino Unido com objetivo de realizar testes de estresse. O modelo de vetores autorregressivos foi utilizado. A base de dados utilizada abrangeu o período de 1975 a 1999.

Kalirai e Scheicher (2002) utilizaram dados da provisão para perdas de crédito dos bancos da Áustria. 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.

Hoggarth et al. (2005) utilizaram um modelo de vetores autorregressivos 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 possuem relação com 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 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. Finalmente, os autores destacam desafios metodológicos que precisam ser superados. Indicam que as metodologias existentes não levam em consideração a correlação dos riscos no tempo e instituições com o pequeno histórico de informações que as instituições têm como base de dados.

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 de vetores autorregressivos, a taxa de falências das empresas do setor foi estimada com base nas variáveis macroeconômicas PIB canadense, taxa de juros real, preço de matérias primas, PIB norte-americano e taxa de juros norte-americana.

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.

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, ou seja, a identificação de variáveis macroeconômicas significantes para previsão da classificação do risco das operações de crédito, foi estimado um modelo de vetores autorregressivos.

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. Através de um modelo de vetores autorregressivos, o crescimento do PIB, a inflação, os preços do mercado imobiliário e

o crescimento monetário do país foram as variáveis macroeconômicas significativas.

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 com mecanismo de correção de erros (VAR/VECM) com variáveis exógenas. Os modelos foram avaliados por meio do *backtesting* das estimativas e da geração de cenários de stress. 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 baseado em análise de cenários. Constataram uma relação negativa entre o crescimento do PIB e a inadimplência de uma instituição financeira no Brasil. Além disso, encontraram relação entre a qualidade de crédito e os tipos de empréstimos, indicando que a falta de granularidade em testes de estresse macro deixa de capturar este efeito. 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 usa a previsão da inadimplência combinada com informações das exposições e concentração de tipos de empréstimos para estimar as perdas de crédito usando um modelo VaR.

Jokivuolle e Virén (2013) apresentam um modelo empírico baseado em variáveis macroeconômicas para empréstimos bancários a grandes empresas. O modelo capta a relação positiva entre a probabilidade de descumprimento (PD) e perda dado o descumprimento (LGD) e o movimento contra-cíclico com o ciclo econômico. Foi utilizado um modelo de duas equações para PD e LGD que é estimado com dados de séries temporais de 1989 a 2008 na Finlândia.

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

Tabela 1 Principais metodologias de modelagem em testes de estresse

Dados em painel			Séries Temporais	Regressão Linear
Países	Instituições financeiras	Tipos de empréstimos		
(BIKKER; HU, 2001) (MAJNONI; CAVALLLO, 2001) (LAEVEN; MAJNONI, 2002)	(SALAS; SAURINA, 2002) (QUAGLIARIELLO, 2004) (VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006)	(VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012)	(VLIEGHE, 2001) (KALIRAI; SCHEICHER, 2002) (VIROLAINEN, 2004) (HOGGARTH; SORESENSEN; ZICCHINO, 2005) (HANSCHER; MONNIN, 2005) (MISINA; TESSIER; DEY, 2006) (SANTOS, 2008) (VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012) (JANUZZI; PEROBELLI; BRESSAN, 2012) (LU; YANG, 2012)	(KOENKER; XIAO, 2002) (KALIRAI; SCHEICHER, 2002) (FUNGÁČOVÁ; JAKUBÍK, 2013)

Fonte: Elaborado pelo autor

Os modelos apresentados têm a vantagem de ser intuitivos, de necessitar de pequena capacidade computacional e de utilizar uma caracterização ampla do cenário macroeconômico. As desvantagens são utilizar funções lineares que não costumam ser adequadas e que 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 tem capacidade limitada para avaliar as condições financeiras de cada instituição ou carteira de crédito, que são muitas vezes o foco da análise. O modelo de regressão linear tem a desvantagem de desconsiderar a evolução da inadimplência ao longo do tempo (VAZQUEZ; TABAK; SOUTO, 2012).

Muitos autores têm usado modelos de defasagem distribuída polinomial para explicar efeitos em séries de tempo como alternativa aos modelos anteriormente citados, pois consideram os efeitos defasados e subsequentes ao longo do tempo (GUJARATI, 2006). No campo da economia, o modelo foi

proposto por Almon (1965) para prever o efeito de apropriações de capital e gastos da indústria. Outros trabalhos que aplicaram este modelo estudaram o efeito do estoque de dinheiro na taxa de câmbio na Alemanha (FRENKEL, 1976), das taxas de câmbio nas exportações dos Estados Unidos para o Canadá e Japão (SUKAR; ZOUBI, 1996), das regulações ambientais em inovações tecnológicas no México (MANAGI et al., 2005), de notícias macroeconômicas no preço de um título de dez anos do Tesouro Americano (VEREDAS, 2006), da formação de novos negócios no crescimento do emprego na Espanha (CAROD; SOLÍS; BOFARULL, 2008), de investimento, de gastos do governo, da inflação e do consumo no crescimento econômico (PIB) de Camarões (FOUDA, 2015).

No Brasil, trabalhos estudaram o efeito da taxa de câmbio em exportações (DUTRA; SILVEIRA; SILVEIRA, 2014; INSFRAN; SILVEIRA; SILVEIRA, 2014; MARQUES; SILVEIRA; SILVEIRA, 2014; SILVEIRA et al., 2010), de períodos de crise nas volatilidades dos retornos das ações do índice BOVESPA (SANTOS; ZIEGELMANN, 2012) e de investimento destinado a pesquisas acadêmicas na criação de pa-

tentes (REZENDE; CORRÊA; DANIEL, 2013) por meio destes modelos.

2.2 Variáveis macroeconômicas e risco de crédito

O constructo desta seção é baseado em pesquisas que buscam relacionar contextos macroeconômicos com indicadores de inadimplência ou risco de crédito de um país, pois possui o objetivo de entender como a economia impacta neste risco de instituições financeiras. As variáveis macroeconômicas mais comumente utilizadas para explicar a variação do risco de crédito são taxa de juros, produção industrial, PIB, desemprego e índice Ibovespa de ações.

A taxa de juros foi indicada como um fator importante para explicação da inadimplência pois afeta diretamente os custos dos empréstimos. Além disso, a taxa de juros é uma ferramenta utilizada para controle de inflação. Um aumento na taxa de juros pode gerar queda na inflação, indicando maior poder aquisitivo das famílias e menor inadimplência. Este fator econômico foi utilizado em modelos para previsão do risco de crédito em países como a China (FANG-YING, 2011), Reino Unido (HOGGARTH; SORENSEN; ZICCHINO, 2005; VLIEGHE, 2001) Finlândia (JOKIVUOLLE; VIRÉN, 2013; SORGE; VIROLAINEN, 2006) Áustria (KALIRAI; SCHEICHER, 2002), Brasil (SANTOS, 2008). A produção industrial também se apresentou como um indicador relevante na explicação da inadimplência pois é considerada uma *proxy* para a demanda. Quando a demanda aumenta, os riscos de inadimplência diminuem. Estes resultados foram corroborados por estudos em países como Áustria (KALIRAI; SCHEICHER, 2002), Reino Unido (BELLOTTI; CROOK, 2009), Estados Unidos (HAMERLE et al., 2011), Suécia (QU, 2008) e Chile (SAGNER, 2012).

O PIB é um dos indicadores mais utilizados para representar o ambiente macroeconômico, pois a evolução do PIB reflete a condição geral de uma economia. Se o desempenho da economia for fraco,

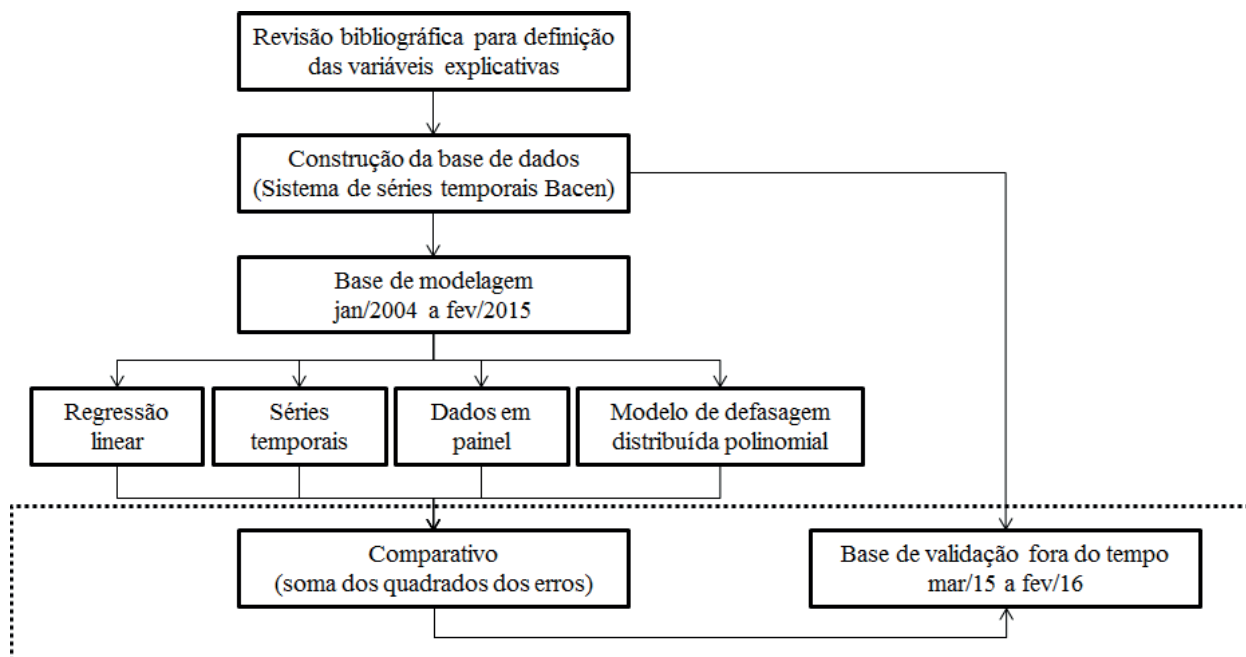
a capacidade de pagamento de crédito dos clientes se deteriora. O número de descumprimentos dos contratos de crédito aumenta durante uma recessão. Autores utilizaram o PIB para explicar a variação da inadimplência no Reino Unido (BUNN; CUNNINGHAM; DREHMANN, 2005; HOGGARTH; SORENSEN; ZICCHINO, 2005; VLIEGHE, 2001), Suíça (HANSCHER; MONNIN, 2005), Finlândia (SORGE; VIROLAINEN, 2006), Canadá (MISINA; TESSIER; DEY, 2006), Holanda (VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006), China (FANG-YING, 2011; LU; YANG, 2012), Brasil (SCHECHTMAN; GAGLIANONE, 2012), entre outros.

Naturalmente, o desemprego também é extremamente relevante para o indicador de inadimplência de um sistema financeiro. Um alto nível de desemprego indica baixa capacidade financeira das pessoas físicas e jurídicas, aumentando a inadimplência. O indicador foi utilizado em estudos no Reino Unido (BELLOTTI; CROOK, 2009; BUNN, 2005), Brasil (CORREA et al., 2014; SCHECHTMAN; GAGLIANONE, 2012) e Estados Unidos (HAMERLE et al., 2011).

Indicadores do mercado de ações também são importantes, pois um aumento nos preços das ações representa uma melhora nas condições financeiras. Espera-se que um bom desempenho do mercado de ações contribua para redução do risco de crédito, comprovado em países como China (QU, 2008), Áustria (KALIRAI; SCHEICHER, 2002), Suíça (HANSCHER; MONNIN, 2005), Estados Unidos (PEDERZOLI; TORRICELLI, 2005) e Portugal (BONFIM, 2009).

3 METODOLOGIA

O objetivo do trabalho é propor um modelo de defasagem distribuída polinomial para aplicação em teste de estresse. Assim, este modelo deve ser comparado com os modelos mais comumente utilizados na literatura. Para atingir este objetivo, o processo metodológico é apresentado na Figura 2.

Figura 2 Processo metodológico


Fonte: Elaborado pelo autor

3.1 Base de dados

A base de dados utilizada foi construída a partir do sistema de séries temporais do Banco Central do Brasil. O período utilizado foi janeiro de 2004 a fevereiro de 2016, sendo que o período de janeiro de 2004 a fevereiro de 2015 foi utilizado como período de modelagem e o período de março de 2015 a fevereiro de 2016 foi utilizado como período de validação fora do tempo (performance). Os dados foram analisados a partir de 2004, pois a economia brasileira se estabiliza a partir desta data, com a entrada do Plano Real.

As variáveis explicativas, selecionadas com base na revisão bibliográfica, foram: taxa de juros, produção industrial, PIB, desemprego e índice Ibovespa de ações. Estas variáveis foram padronizadas para evitar possíveis distorções de ordem de grandeza. Também foram utilizadas as primeiras diferenças das variáveis para evitar possíveis problemas de estacionariedade e tendência.

A variável resposta do modelo, a inadimplência, é definida como a relação entre o saldo em atraso superior a noventa dias dos contratos de crédito sobre o saldo de todos os contratos na data base. Abrange todas as operações de empréstimo, financiamento,

adiantamento e arrendamento mercantil, concedidas pelas instituições integrantes do sistema financeiro nacional. A apuração é feita pelo Depec, departamento econômico do Banco Central do Brasil. Os modelos utilizaram a primeira diferença da inadimplência como variável resposta para evitar possíveis distorções por ser não estacionária.

3.2 Modelo de defasagem distribuída polinomial

O modelo de defasagem distribuída polinomial, também chamado de 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 imediata no tempo t e também 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 (1):

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

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 (2):

$$\beta_p = \alpha_0 + \alpha_1 p + \alpha_2 p^2 \quad (2)$$

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

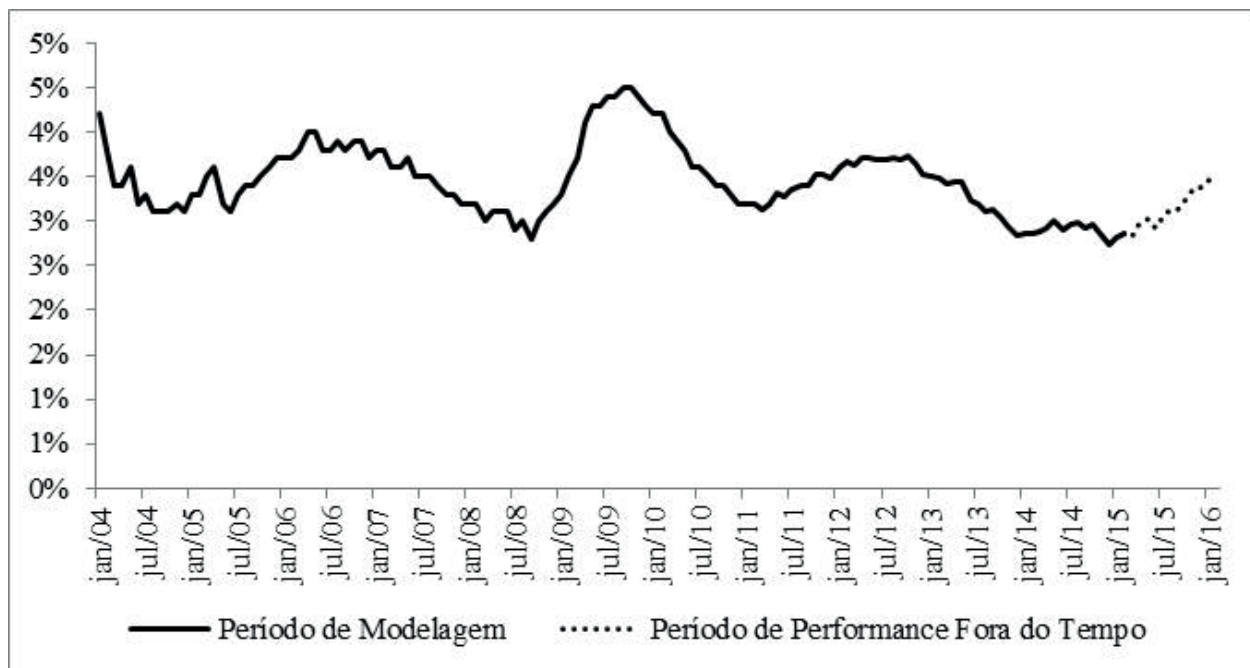
Este modelo proposto será comparado aos modelos mais comumente utilizados (regressão linear,

dados em painel e séries temporais) por meio da soma dos quadrados dos erros para um período de performance.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

O Gráfico 1 apresenta a evolução da variável resposta, a inadimplência, para o período de 2004 a 2016. Nota-se uma elevação da inadimplência no período de setembro de 2008 a dezembro de 2009, caracterizado por uma crise financeira mundial, denominada crise do *subprime*. Esta crise foi desencadeada a partir da quebra de instituições financeiras dos Estados Unidos devido à inadimplência de empréstimos hipotecários de alto risco. Um novo aumento pode ser verificado a partir de janeiro de 2015, período caracterizado pela crise econômica no Brasil. O nível da inadimplência situou-se entre 3% e 5% no período, mesmo em alguns cenários de crise.

Gráfico 1 Evolução da inadimplência do sistema financeiro no Brasil



Fonte: Elaborado pelo autor

O modelo proposto por este trabalho foi o modelo de defasagem distribuída polinomial, estimado por meio do PROC PDLREG do software SAS. O modelo é apresentado na Tabela 2, possui um R^2 de

50,30% e não apresenta ruído branco. Nota-se que a taxa de juros CDI e o PIB são significativos na previsão da inadimplência de forma defasada, sendo que a taxa de juros afeta a inadimplência com até um

mês de defasagem de forma negativa. Uma possível interpretação para o resultado é que uma baixa taxa de juros pode acarretar um aumento da inflação, que pode causar um menor poder aquisitivo das famílias, comprometendo mais sua renda e aumentando a inadimplência (PESARAN et al., 2005; VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006).

A outra variável do modelo, o PIB, afeta a inadimplência com até quatro meses de defasagem, sendo que afeta positivamente no mês de referência e nos dois meses seguintes e negativamente no ter-

ceiro e no quarto mês posterior ao mês de referência. No início, um aumento do PIB indica um aumento também da disponibilidade de crédito: mais fácil é o acesso ao crédito e maior é a propensão a inadimplência, pois empréstimos de maior risco podem ser aprovados (SAGNER, 2012). Posteriormente, um alto PIB indica melhor desenvolvimento econômico: começa a afetar e aumentar o lucro das empresas e há uma maior capacidade de pagamento das pessoas físicas e jurídicas (LU; YANG, 2012).

Tabela 2 Modelo de Defasagem Distribuída Polinomial

Variável	Coefficiente	Estatística t	Nível Descritivo
Intercepto	3,4326	141,92	< 0,0001
4392 - Taxa de juros CDI acumulada no mês anualizada (0)	-0,0923	-2,13	0,0350
4392 - Taxa de juros CDI acumulada no mês anualizada (1)	-0,1936	-4,48	0,0000
4192 - PIB acumulado nos últimos 12 meses (0)	0,0888	4,38	0,0000
4192 - PIB acumulado nos últimos 12 meses (1)	0,0525	4,63	0,0000
4192 - PIB acumulado nos últimos 12 meses (2)	0,0162	2,68	0,0082
4192 - PIB acumulado nos últimos 12 meses (3)	-0,0201	-1,74	0,0846
4192 - PIB acumulado nos últimos 12 meses (4)	-0,0564	-2,75	0,0068

Fonte: Elaborado pelo autor

O segundo modelo estimado foi o modelo de regressão linear múltipla, que é apresentado na Tabela 3. As variáveis taxa de desemprego da Região metropolitana no Brasil, taxa de juros Selic e PIB acumulado dos últimos 12 meses foram significativas para prever a inadimplência, sendo que: (i) quanto maior o desemprego, maior a inadimplência. Uma maior taxa de desemprego pode causar um menor poder aquisitivo das famílias (BUNN et al., 2005; SCHECHTMAN; GAGLIANONE, 2012); (ii) quanto maior a taxa de

juros, menor a inadimplência. Uma baixa taxa de juros pode acarretar um aumento da inflação, que pode causar um menor poder aquisitivo das famílias, comprometendo mais sua renda e aumentando a inadimplência (PESARAN et al., 2005; VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006); (iii) quanto maior o PIB, menor a inadimplência, indicando maior atividade econômica do país (FANG-YING, 2011; FUNGÁČOVÁ; JAKUBÍK, 2013).

Tabela 3 Modelo de Regressão Linear

Variável	Coefficiente	Estatística t	Nível Descritivo
Intercepto	-3,3517	-390,6	< 0,0001
10777 - Taxa de desemprego Região metropolitana Brasil (na semana) %	0,0421	-2,1	0,0377
4189 - Taxa de juros Selic acumulada no mês anualizada % a.a.	-0,0630	-7,9	< 0,0001
4382 - PIB acumulado dos últimos 12 meses Valores correntes (R\$ milhões)	-0,0834	-3,54	0,0006

Fonte: Elaborado pelo autor

O terceiro modelo foi o modelo de séries temporais ARIMA com variáveis explicativas, apresentado na Tabela 4. As variáveis taxa de desemprego da Região metropolitana no Brasil e taxa de juros CDI foram significativas para explicar a inadimplência,

sendo que (i) quanto maior o desemprego, maior a inadimplência (BUNN *et al.*, 2005; SCHECHTMAN; GAGLIANONE, 2012) e (ii) quanto maior a taxa de juros, menor a inadimplência (PESARAN *et al.*, 2005; VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006).

Tabela 4 Modelo de Séries Temporais

Variável	Coefficiente	Estatística t	Nível Descritivo
Intercepto	-0,0047	-0,45	0,0655
AR(5)	-0,9702	-17,77	< 0,0001
MA(5)	-0,8691	-9,36	< 0,0001
10777 - Taxa de desemprego Região metropolitana Brasil (na semana) %	0,0954	1,97	0,0513
4392 - Taxa de juros CDI acumulada no mês anualizada base 252 % a.a.	-0,2419	-2,49	0,0138

Fonte: Elaborado pelo autor

O quarto modelo estimado foi o modelo de dados em painel com efeitos fixos. A inadimplência, variável resposta, foi dividida por tipo de instituição (QUAGLIARIELLO, 2004; SALAS; SAURINA, 2002; VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006), sendo dividida por instituições financeiras públicas e privadas. O modelo é apresentado na Tabela 5, e

nota-se que as variáveis taxa de juros e taxa de desemprego foram significativas, sendo que: (i) quanto maior o desemprego, maior a inadimplência (BUNN *et al.*, 2005; SCHECHTMAN; GAGLIANONE, 2012) e (ii) quanto maior a taxa de juros, menor a inadimplência (PESARAN *et al.*, 2005; VAN DEN END; HOEBERICHTS; TABBAE, 2006).

Tabela 5 Modelo de Dados em Painel

Variável	Coefficiente	Estatística t	Nível Descritivo
Efeito fixo – Instituição financeira privada	1,8846	30,43	< 0,0001
Intercepto	2,4380	55,61	< 0,0001
4390 Taxa de juros Selic acumulada no mês % a.m.	-0,1549	-3,70	0,0003
10777 Taxa de desemprego Região metropolitana Brasil (na semana) %	0,2887	6,93	< 0,0001

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 6 apresenta a soma dos quadrados dos erros dos modelos para o período de performance (março de 2015 a fevereiro de 2016). Nota-se que o modelo proposto apresentou menor soma dos quadrados dos erros para este período, mostrando-se mais adequado para previsão da inadimplência em testes de estresse que os modelos mais utilizados na literatura.

Tabela 6 Soma dos quadrados dos erros dos modelos

Modelo	Soma dos Quadrados dos Erros
Regressão Linear	1,6349
Séries Temporais	0,0917
Dados em Painel	0,3243
Modelo com defasagem distribuída polinomial	0,0714

Fonte: Elaborado pelo autor

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O trabalho teve como objetivo propor um modelo de defasagem distribuída polinomial para previsão da inadimplência com base em variáveis macroeconômicas. O modelo traz contribuições para a literatura pois utiliza uma técnica de estimação de coeficientes que considera as defasagens do efeito das variáveis explicativas (macroeconômicas) na variável resposta (inadimplência do sistema financeiro brasileiro). Além de considerar a defasagem, ele considera que o efeito é distribuído ao longo do tempo. Ou seja, um choque ou alteração em uma variável macroeconômica pode gerar alterações na inadimplência por um período de tempo.

Este modelo pode ser utilizado para testes de estresse, que são ferramentas para verificar a estabilidade do sistema financeiro e sua robustez em cenários de econômicos adversos. São muito utilizados na gestão de riscos e exigidos pelos órgãos reguladores em todo o mundo.

O primeiro passo para realizar um teste deste tipo é verificar a relação entre o risco das instituições financeiras (neste trabalho foi analisando somente o risco de crédito) e o ambiente macroeconômico. Grande parte dos estudos na literatura propõem para este fim modelos de regressão, séries temporais ou dados em painel. Estes modelos podem considerar a defasagem da relação entre as variáveis macroeconômicas e o risco, porém não consideram que este efeito é distribuído ao longo dos períodos posteriores aos choques na economia.

Neste trabalho, o modelo de defasagem distribuída polinomial (modelo proposto) é comparado aos modelos mais comumente utilizados na literatura (regressão linear, séries temporais e dados em painel). A revisão bibliográfica serviu de apoio para a seleção das variáveis explicativas, que foram a taxa de juros, a produção industrial, o PIB, o desemprego e o índice Ibovespa. A variável resposta dos modelos é a inadimplência para o sistema financeiro nacional, que é definida como a relação entre o saldo em atraso superior a noventa dias dos contratos de crédito sobre o saldo de todos os contratos na data base.

A base de dados utilizada foi construída a partir do sistema de séries temporais do Banco Central do Brasil para o período de janeiro de 2004 a fevereiro

de 2016, sendo que o período de janeiro de 2004 a fevereiro de 2015 foi utilizado como período de modelagem e o período de março de 2015 a fevereiro de 2016 foi utilizado como período de validação fora do tempo (performance).

Para o período de modelagem, notou-se que as variáveis taxa de juros, PIB e taxa de desemprego possuem relação significativa com a inadimplência, em que: (i) quanto maior o desemprego, maior a inadimplência, (ii) quanto maior a taxa de juros, menor a inadimplência e (iii) quanto maior o PIB, menor a inadimplência. Somente o modelo de defasagem distribuída polinomial capturou o efeito da diminuição da inadimplência com o aumento do PIB a partir do terceiro mês de defasagem, pois o resultado da melhoria no desenvolvimento econômico não é imediato. Os modelos foram aplicados para o período de performance, e notou-se que o modelo proposto apresentou menor soma dos quadrados dos erros na estimativa da inadimplência, mostrando-se mais adequado para previsão da inadimplência em testes de estresse que os modelos mais utilizados na literatura.

Ao estimar-se um modelo mais adequado, a área de gestão de riscos das instituições financeiras e o Banco Central do Brasil podem avaliar a sensibilidade do sistema financeiro de forma mais efetiva, garantindo maior qualidade ao teste de estresse e, consequentemente, a estabilidade do sistema financeiro.

Como limitações do estudo, aponta-se que o escopo limitado ao risco de crédito não possibilitou a avaliação do sistema financeiro como um todo, bem como não verificou o impacto destes cenários de estresse em riscos de liquidez, por exemplo. Além disso, o modelo que relaciona a inadimplência com a macroeconomia é único, sendo que diferentes carteiras de crédito podem ser vulneráveis à economia de diferentes formas.

Como sugestões de estudos futuros pode-se verificar, sob esta metodologia, o impacto de cenários de estresse em diversos tipos de instituições financeiras, como públicas ou privadas, nacionais ou estrangeiras. Além disso, é possível diferenciar os modelos em carteiras de pessoas físicas e jurídicas ou operações diferenciadas, como crédito imobiliário ou cartão de crédito, que podem possuir diferentes riscos. Pode-se considerar, também, o spread diferenciado por tipo

de empréstimo como variável explicativa, pois um custo mais alto pode gerar maiores inadimplências.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALMON, S. The Distributed Lag Between Capital Appropriations and Expenditures. **Econometrica**, v. 33, n. 1, p. 178–196, 1965.
- 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.
- BIKKER, J. A.; HU, H. Cyclical patterns in profits, provisioning and lending of banks and procyclicality of the new Basel capital requirements. **Banca Nazionale del Lavoro Quarterly Review**, v. 55, n. 221, p. 143–175, 2001.
- 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.
- BUNN, P. Stress testing as a tool for assessing systemic risks. **Review Literature And Arts Of The Americas**, n. 165, p. 116–126, 2005.
- 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.
- CAROD, J. M. A.; SOLÍS, D. L.; BOFARULL, M. M. New business formation and employment growth: some evidence for the Spanish manufacturing industry. **Small Business Economics**, v. 30, n. 1, p. 73–84, 2008.
- 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.
- CORREA, A. DA S. et al. Credit default and business cycles: an empirical investigation of brazilian retail loans. **Revista Brasileira de Economia**, 260. v. 68, n. 3, p. 337–362, 2014.
- DUTRA, A. DE S.; SILVEIRA, G. S. DA; SILVEIRA, C. V. DA. Taxa de Câmbio e Exportação de Soja no Brasil: Uma Investigação a partir de Modelo de Defasagem Distribuída. **12º ENCONTRO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA - ENIC**. Jaguariúna: 2014
- FANG-YING, Y. **The credit risk macro stress testing of the Chinese banking system**. 2011 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Mianyang, China: Ieee, maio 2011. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5968369>>
- FOUDA, B. B. Distributed Lag Models and Economic Growth: Evidence from Cameroon. **The Social Science Journal**, 2015.
- FRENKEL, J. A. A Monetary Approach to the Exchange Rate: Doctrinal Aspects and Empirical Evidence. **The Scandinavian Journal of Economics**, v. 78, n. 2, p. 200–224, 1976.
- 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.
- GUJARATI, D. **Econometria Básica**. 5ª ed. Porto Alegre: 924 p.
- 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**, v. 22, n. 1, p. 431–449, 2005.
- HOGGARTH, G.; SORENSEN, S.; ZICCHINO, L. Stress tests of UK banks using a VAR approach. **Bank of England Working Papers**, v. 282, n. 1, p. 43, 2005.

- HUANG, C.-L.; CHEN, M.-C.; WANG, C.-J. Credit scoring with a data mining approach based on support vector machines. **Expert Systems with Applications**, v. 33, n. 4, p. 847–856, nov. 2007.
- INSFRAN, A. N. S.; SILVEIRA, G. S. DA; SILVEIRA, C. V. DA. **Análise do Efeito da Taxa de Câmbio sobre a Exportação de Carne Bovina**. 12º ENCONTRO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA - ENIC. Jaguariúna: 2014
- 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.
- KALIRAI, H.; SCHEICHER, M. Macroeconomic Stress Testing: Preliminary Evidence for Austria. **Oesterreichische Nationalbank (Austrian Central Bank)**, v. 3, n. 1, p. 58–74, 2002.
- KOENKER, R.; XIAO, Z. Inference on the quantile regression process. **Econometrica**, v. 70, n. 4, p. 1583–1612, 2002.
- LAEVEN, L.; MAJNONI, G. Loan Loss Provisioning and Economic Slowdowns : Too Much, Too Late ? **Journal of Financial Intermediation**, v. 12, n. 1, p. 178–197, 2002.
- 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.
- 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.
- MANAGI, S. et al. Environmental Regulations and Technological Change in the Offshore Oil and Gas Industry. **Land Economics**, v. 81, n. 2, p. 303–319, 2005.
- MARQUES, A. B. R.; SILVEIRA, G. S. DA; SILVEIRA, C. V. DA. **Efeito da Taxa de Câmbio Sobre a Exportação de Arroz: Uma análise por meio de modelo econométrico dinâmico**. 12º ENCONTRO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA - ENIC. Jaguariúna: 2014
- MISINA, M.; TESSIER, D.; DEY, S. Stress Testing the Corporate Loans Portfolio of the Canadian Banking Sector. **Financial System Review**, v. 1, n. 1, p. 59–62, 2006.
- PEDERZOLI, C.; TORRICELLI, C. Capital requirements and business cycle regimes: Forward-looking modelling of default probabilities. **Journal of Banking & Finance**, v. 29, n. 12, p. 3121–3140, dez. 2005.
- PESARAN, M. H. et al. Macroeconomic Dynamics and Credit Risk : A Global Perspective . **CESifo Working Paper Series**, v. 995, n. 1, p. 22, 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. **Discussion Papers in Economics**, Forum on Stress Tests. v. 17, n. 1, p. 1–4, 2004.
- REZENDE, A. A. DE; CORRÊA, C. R.; DANIEL, L. P. Os impactos da política de inovação tecnológica nas universidades federais - uma análise das instituições mineiras. **Revista de Economia e Administração**, v. 12, n. 1, p. 100–131, 2013.
- 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, D. G. DOS; ZIEGELMANN, F. A. Estimção e Previsão de Volatilidade em Períodos de Crise: Um Estudo Comparando Modelos GARCH e Modelos Aditivos Semi-Paramétricos. **Revista Brasileira de Finanças**, v. 10, n. 1, p. 49–70, 2012.
- 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: 2019-03-25.
- 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.
- SILVEIRA, G. S. DA et al. **Taxa Real de Câmbio e os efeitos nas exportações agropecuárias: uma análise no período do Plano Real**. 48º Congresso da SOBER. Anais...Campo Grande, MS: 2010
- 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.
- SUKAR, A.; ZOUBI, T. A. Real exchange rates and US bilateral trade. **Journal of Applied Business Research**, v. 4, n. 12, p. 138–144, 1996.
- VAN DEN END, J.; HOEBERICHTS, M.; TABBAE, M. Modelling Scenario Analysis and Macro Stress-testing. **DNB Working Papers**, v. 119, n. 1, p. 1–14, 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.
- VEREDAS, D. Macroeconomic surprises and short-term behaviour in bond futures. **Empirical Economics**, v. 30, n. 4, p. 843–866, 2006.
- VIROLAINEN, K. Macro stress testing with a macroeconomic credit risk model for Finland. **Bank of Finland Discussion Paper**, v. 18, n. 1, p. 1–43, 2004.
- VLIEGHE, G. W. Indicators of fragility in the UK corporate sector. **Bank of England Working Paper**, v. 146, n. 1, p. 1–35, 2001.
- WILSON, T. C. Portfolio Credit Risk. **Economic Policy Review**, v. 4, n. 3, p. 71–82, 1998.