

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE GESTÃO E ECONOMIA
CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM GESTÃO FINANCEIRA (MBA EM
FINANÇAS)

JENNIFER KUNG

**Previsão e estresse de cenários da taxa de inadimplência de crédito no
Brasil via Modelagem Estatística**

MONOGRAFIA DE ESPECIALIZAÇÃO

CURITIBA - PR

2017

JENNIFER KUNG

**Previsão e estresse de cenários da taxa de inadimplência de crédito no
Brasil via Modelagem Estatística**

Monografia de Especialização apresentada ao Departamento Acadêmico de Gestão e Economia da Universidade Tecnológica Federal do Paraná como requisito parcial para obtenção do título de “Especialista em MBA de Finanças”.

Orientador: Prof. Thiago Cavalcante Nascimento

CURITIBA – PR

2017

TERMO DE APROVAÇÃO

PREVISÃO E ESTRESSE DE CENÁRIOS DA TAXA DE INADIMPLÊNCIA DE CRÉDITO NO BRASIL VIA MODELAGEM ESTATÍSTICA

POR

JENNIFER KUNG

Esta monografia foi apresentada no dia 21 de junho de 2017, como requisito parcial para a obtenção do título de Especialista em MBA em Gestão Financeira – Departamento Acadêmico de Gestão e Economia – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. A candidata apresentou o trabalho para a Banca Examinadora composta pelos professores abaixo assinados. Após a deliberação, a Banca Examinadora considerou o trabalho **aprovado**.



Prof. Dr. Thiago Cavalcante Nascimento
Orientador / Presidente da Banca



Prof. Dr. Ricardo Lobato Torres
Membro da Banca



Prof. Dr. Antonio Barbosa Lemes Junior.
Membro da Banca / Coordenador de Curso

RESUMO

Kung, Jennifer. Previsão e estresse de cenários da taxa de inadimplência de crédito no Brasil via Modelagem Estatística. 2017. 52. Monografia Especialização em Gestão Financeira (MBA em Finanças) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2017.

Neste trabalho estudou-se a taxa de inadimplência de crédito geral de pessoas físicas do Brasil, e foram ajustados modelos estatísticos via metodologia de série temporal. Foram dois tipos de modelos testados neste trabalho, ARIMA e ARIMAX, os dois modelos mostraram bons ajustes a taxa de inadimplência. Contudo, quando se comparou a previsão em longo prazo das taxas, o modelo multivariado, ARIMAX, mostrou-se mais sensível a comportamentos de crescimento e decrescimento da taxa, enquanto a previsão do modelo ARIMA quase não apresenta grandes oscilações. No teste de estresse foi construído cenário econômico adverso baseado na crise econômica que o Brasil vem enfrentando e, estressou-se a taxa de inadimplência por simulação empírica baseada nos valores históricos e também se simulou valores pela função `simulate.Arima` do *software* estatístico R utilizando o modelo ARIMAX ajustado. Os resultados de teste de estresse servem como ferramenta complementar para auxiliar na criação e manutenção da política de crédito para que os bancos possam estar preparados para absorver as perdas relacionadas às operações de crédito e preservar o sistema financeiro, garantindo a estabilidade da economia.

Palavras-chave: Previsão, ARIMA, ARIMAX, teste de estresse

ABSTRACT

Kung, Jennifer. Brazil's credit default rate forecast and stress testing utilizing statistics modeling. 2017. 52. Monograph - Managerial finance (MBA in Finance) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2017.

It was studied the credit default rate of Brazil and adjusted statistics models utilizing time series methodology. Two types of time series models were adjusted in this work, ARIMA and ARIMAX, both models showed well adjusted to credit default rate. But, when compared the long term forecast results of both models, the forecast of ARIMAX model is more sensible to the oscillation, decrease and increase of the default rate. The stress test study's scenarios were developed base on financial crises that Brazil have been through this latest years and, stressed default rate base on this scenario was simulated utilizing two techniques, first was a empirical simulation base on historical rate and the second was simulated using the `simulate.Arima` function of statistical software R. The stress test results serve as a complementary tool to assist in the creation and maintenance of credit policy so that banks can be prepared to absorb losses related to credit operations and preserve the financial system, thus ensuring the stability of the economy.

Palavras-chave: Forecast, ARIMA, ARIMAX, Stress test

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Fluxograma do processo de construção do modelo ARIMA	28
Figura 2 - Fluxograma do processo de construção do modelo ARIMAX	29
Figura 3 - Taxa de inadimplência de carteira de crédito de pessoa física	31
Figura 4 - Índice de emprego formal	32
Figura 5 - Taxa de pessoas desocupadas	32
Figura 6 - PIB Mensal (em trilhões)	33
Figura 7 - Índice nacional de preço ao consumidor (IPCA)	33
Figura 8 - Dívida líquida do setor público em relação ao PIB (%).....	34
Figura 9 - Indicadores de produção	35
Figura 10 - Taxa de Juros - Selic	35
Figura 11 - Custo Unitário do Trabalho	36
Figura 12 - Taxa de Câmbio – compra - valor médio do período.....	36
Figura 13 - Série de taxa de inadimplência e sua respectiva FAC.....	37
Figura 14 - Série após a diferenciação simples e sua respectiva FAC e FACP	38
Figura 15 - Resíduos do modelo e sua respectiva FAC e FACP	39
Figura 16 - Ajuste do Modelo – ARIMA(0, 1, 0) × (0, 1, 1)6	40
Figura 17 - Ajuste do Modelo ARIMAX	42
Figura 18 - Previsões da Taxa de Inadimplência do Modelo ARIMA e ARIMAX.....	43
Figura 19 - Previsões da Taxa de Inadimplência do Modelo ARIMA	44
Figura 20 - Previsões da Taxa de Inadimplência do Modelo ARIMAX	44
Figura 21 - Histórico da classificação de risco do Brasil das três principais agências de risco	45
Figura 22 - Taxa cambial do dólar.....	46
Figure 23 - Índice Ibovespa	46
Figura 24 - Taxa de inadimplência estressada a partir da simulação via modelo ARIMAX	47

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	7
1.1 Problemática	7
1.2 Objetivos	12
1.3 Justificativa	12
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	14
2.1 Risco de Crédito.....	14
2.2 Teste de Estresse	15
2.3 Modelos de Previsão de Séries Temporais	16
2.4 Regressão Linear.....	17
2.5 Séries Temporais.....	18
3. METODOLOGIA	21
3.1 Instrumento e Processo de Coleta de Dados	21
3.2 Mecanismos de Análise dos Dados	26
3.3 Validações do modelo.....	29
3.4 Construção de Cenário Econômico.....	30
4. APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	31
4.1 Construção e Validação do Modelo ARIMA	36
4.2 Construção e Validação do Modelo ARIMAX.....	41
4.3 Previsões dos modelos ARIMA e ARIMAX.....	42
4.4 Teste de Estresse	44
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	49
REFERÊNCIAS	51

1. INTRODUÇÃO

A exigência de um sistema financeiro que atue com eficiência na gestão de riscos e na alocação dos recursos e que tenha um alto grau de confiabilidade é muito importante para a economia de um país. (ROCCA, 2001).

As mudanças no ambiente econômico e gerencial como as diversas crises ocorridas internacionalmente no final da década de 60 e início da de 70, trouxeram inovações nas teorias para análise de riscos e de portfólios. (BRUNI et al, 1997)

A introdução de modelagem estatística, como a metodologia *Credit Scoring* para auxiliar na criação de estratégias na concessão de créditos, mais a introdução da exigência de teste de estresse segundo Basileia III são exemplos de inovações inseridas nas análises de risco e portfólios. Esse trabalho será focado no exercício de testes de estresse da taxa de inadimplência de crédito geral pessoa física no Brasil baseado nas técnicas de modelagem de séries temporais.

1.1 Problema

O Sistema Financeiro Nacional (SFN) foi estruturado e regulado pela Lei de Reforma Bancária (1964), Lei do Mercado de Capitais (1965) e pela Lei de Criação dos Bancos Múltiplos (1988). Ele é constituído por todas as instituições financeiras privadas e públicas existentes no país que visam transferir recursos dos agentes econômicos (pessoas, empresas, governo) superavitários para os deficitários. (ASSAF NETO, 2015, p43).

Segundo Assaf Neto (2015), o SFN pode ser dividido em dois grandes subsistemas: subsistema normativo e subsistema de intermediação financeira (operativo).

O subsistema normativo é composto por instituições que definem e executam regras de funcionamento do SFN. É responsável por fiscalizar e exercer as diretrizes básicas do funcionamento do SFN. As instituições que fazem parte desse subsistema são: Conselho Monetário Nacional (CMN), Banco Central (BACEN), Comissão de Valores Mobiliários (CVM), e as instituições especiais, Banco do Brasil, Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) e Caixa Econômica Federal (CEF). (ASSAF NETO, 2015).

O subsistema de intermediação é formado por várias instituições classificadas em bancárias e não bancárias de acordo com a capacidade que apresentam de emitirem moeda; instituições auxiliares do mercado e instituições definidas como não financeiras e o Sistema Brasileiro de Poupança e Empréstimos (SBPE). A intermediação financeira tem sua finalidade

de levantar recursos no mercado financeiro visando sua transferência para diversos agentes de mercado, contribuindo com a realocação de recursos na economia, levando recursos dos “poupadores” (agentes superavitários) para aqueles com carência de caixa (agentes deficitários). (ASSAF NETO, 2015).

O desenvolvimento da intermediação financeira associa-se ao próprio desenvolvimento econômico, e é sabido que a intermediação financeira nos países capitalistas cumpre a importante tarefa de canalizar e transformar eficientemente os recursos de poupança em investimento, assim, quanto mais desenvolvido o estágio de intermediação financeira, maior tende a ser a formação de capital e mais eficiente a alocação de recursos (LOPES; ROSSETTI, 2011).

A intermediação financeira desenvolve-se de forma segmentada, englobando o mercado financeiro dividido em quatro grandes mercados: mercado monetário, mercado de crédito, mercado de capitais e mercado cambial.

Os grandes mercados do sistema financeiro são interligados - qualquer acontecimento em qualquer um dos mercados afetam indiretamente ou diretamente os outros; mesmos os eventos internacionais afetam o sistema financeiro brasileiro através da globalização, um exemplo disso é a crise do *Subprime* que aconteceu nos Estados Unidos em julho de 2007.

O sistema financeiro também é muito sensível às decisões políticas e fatores políticos, um exemplo disso é o Plano Real adotado no Brasil na década dos 90, que foi uma decisão política que influenciou bastante no mercado de crédito do Brasil. (LAMEIRA, 2004)

[...] ajustamento do sistema bancário brasileiro ao contexto de estabilização de preços, que em face do virtual fim das receitas inflacionárias passou a expandir a concessão de crédito num quadro de forte crescimento da demanda por empréstimos por parte dos agentes. (PAULA, 2001, p.300)

Segundo Santos, Quinteiros e Vieira (2013), o mercado de crédito pode ser considerado como elemento dinâmico no processo de crescimento. As instituições bancárias (bancos comerciais e múltiplos) são responsáveis pelas principais operações desse mercado. Os bancos têm diversificado seus produtos financeiros e também sua área de serviços prestados a fim de reforçar a captação de recursos.

O mercado do crédito está vinculado à atuação do governo sobre a sua política monetária, que é conduzida e controlada pelo Banco Central. Dado à relevância desta parte da economia, o mercado de crédito, visto que a demanda de recursos em função das necessidades dos agentes econômicos é grande. Tais recursos caracterizados como financiamento de curto,

médio e longo prazo, são instrumentos capazes de gerar dinamismo para a economia. (SANTOS, QUINTAIROS; VIEIRA, 2013).

Para assegurar que o mercado financeiro não quebre, os agentes do subsistema normativo têm o seu papel principal de definir, executar e exercer as regras de funcionamento do SFN. Para prevenir o risco de crédito os bancos centrais de todo o mundo firmaram os acordos de Basileia. Esses acordos são coordenados no Banco de Compensações Internacional (BIS) na cidade de Basileia na Suíça, organização que reúne bancos centrais de vários países. O responsável, no Brasil, por publicar e organizar os acordos firmados é o Comitê de Supervisão Bancária (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2017).

Os grandes bancos aplicam um sistema de prevenção ao risco de crédito bastante complexo, utilizando a metodologia de *Credit Scoring*. O seu conceito já existe por décadas, o objetivo dos modelos de *Credit Scoring* é identificar o perfil dos “bons” e “maus” pagadores. Esta metodologia utiliza modelo de discriminação. Tais modelos auxiliam os bancos na criação da política de crédito, na decisão de concessão, precificação e volume financeiro a ser concedido.

Após a segunda Guerra Mundial, Bill Fair e Earl Isaac (a II Guerra terminou em 1944) em 1996 fundaram a primeira consultoria, Fair-Isaac (FICO) ®¹, com o objetivo de auxiliar os bancos, financeiras e todo o tipo de empresas que concedesse crédito, a desenvolver modelo de *Credit Scoring* e implementá-los na instituição. A FICO até hoje é a referência para soluções de apoio à concessão de crédito nos Estados Unidos. Experian, Equifax e TransUnion também são empresas de soluções renomadas.

De acordo com Thomas et al. (2002), os modelos de *Credit Scoring* para consumidores, pessoas físicas ou jurídicas, baseiam-se na utilização de dados históricos e toda variável relevante na predição do risco deve ser incluída no modelo. O maior problema dos modelos de *Credit Scoring* é isso, dados históricos dos clientes. Os modelos são construídos baseados no histórico do cliente, portanto, esses modelos não conseguem captar fatores econômicos, em outras palavras, os modelos de *Credit Scoring* não são sensibilizados quando acontece alguma mudança no cenário econômico.

Um grande exemplo do problema dos modelos de *Credit Scoring* é a crise do subprime que ocorreu nos Estados Unidos em 2007. Os Estados Unidos mesmo sendo

¹ A FICO (NYSE: FICO) é uma grande empresa de software analítico que ajuda empresas em mais de 90 países a tomar melhores decisões que levem a níveis mais elevados de crescimento, rentabilidade e satisfação do cliente. O uso inovador que a empresa faz do Big Data e de algoritmos matemáticos para prever o comportamento do consumidor está transformando setores inteiros.

pioneiros em implantar decisão de crédito automatizado via metodologia de *Credit Scoring*, não foram capazes de prever a crise do subprime.

A crise financeira mundial iniciada em 2007 assinalou que Basileia I e II mostraram-se insuficientes para impedir a alavancagem excessiva dos bancos, a qual aliada à baixa qualidade do capital e à baixa margem de liquidez compunham o cenário de fragilidade do sistema bancário. Assim, como parte de um movimento contínuo de aprimoramento da estrutura prudencial aplicável às instituições financeiras, o Comitê de Basileia divulgou em dezembro de 2010 dois documentos: Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems e Basel III: International framework for liquidity risk measurement, standards and monitoring, conhecidos como Basileia III. (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2017).

No Brasil, a prática de *Credit Scoring* também já vem sendo utilizada pelos grandes bancos por muito tempo. Porém, como dito anteriormente, os modelos de *Credit Scoring* apesar de auxiliarem na decisão de crédito minimizando o risco de crédito dos clientes possuem fragilidades: os modelos não conseguem captar mudanças no cenário econômico.

Um exemplo da fragilidade dessa prática no Brasil é o constante crescimento da inadimplência de crédito desde o segundo semestre de 2014, segundo dados do Banco Central. O Brasil, atualmente está enfrentando uma crise financeira, cuja causa é bastante complexa, que envolve vários fatores como, a crise política, ética e ações de ordem política-econômica. As notas de crédito dadas pelas principais agências de risco, Fitch, Moody's e S&P, foram rebaixadas de grau de investimento com qualidade média para categoria de especulação com baixa classificação.

A Serasa Experian, em janeiro de 2016, apontou que cerca de 59 milhões de brasileiros começaram o ano na lista de inadimplentes, sendo maior número registrado desde 2012 com o total das dívidas de aproximadamente R\$ 255 bilhões. Segundo os economistas da Serasa Experian, a alta da inadimplência é causada pelo cenário econômico bastante adverso à quitação das dívidas do consumidor: desemprego, taxas de inflação e juros se mantiveram em alta no ano 2015.

Para situações de crise econômica, o acordo de Basileia III tem como seus principais objetivos, melhorar a capacidade dos bancos de absorver choques decorrentes de estresse financeiros e econômicos, qualquer que seja a fonte causadora, para reduzir o risco de transferência de crises financeiras para a economia real. A partir do ano de 2013, segundo Banco Central do Brasil, Basileia III está sendo implementada no Brasil por meio de um conjunto de resoluções, circulares e cartas-circulares editadas a partir do ano de 2013.

O Comitê de Basileia de Supervisão Bancária (BCBS) determinou que em suas exigências regulatórias os Testes de Estresse como medida para avaliar a suficiência de

capital e, possivelmente, estimar um Colchão Adicional de Capital para fazer frente às perdas superiores às perdas não esperadas. (BIS, 2009) Em 2009, o BIS lançou o documento “Principles for sound stress testing practices and supervision”, declarando assim o teste de estresse como ferramenta para gestão de riscos.

[...] Stress testing is an important risk management tool that is used by banks as part of their internal risk management and, through the Basel II capital adequacy framework, is promoted by supervisors. Stress testing alerts bank management to adverse unexpected outcomes related to a variety of risks and provides an indication of how much capital might be needed to absorb losses should large shocks occur. Moreover, stress testing is a tool that supplements other risk management approaches and measures. [...] A stress test is commonly described as the evaluation of the financial position of a bank under a severe but plausible scenario to assist in decision making within the bank. The term “stress testing” is also used to refer not only to the mechanics of applying specific individual tests, but also to the wider environment within which the tests are developed, evaluated and used within the decision-making process. (BIS, 2009)

Segundo o documento do BIS em 2009, o teste de estresse tem um papel principal em proporcionar uma visão do risco à exposição dos fatores exógenos (macroeconômicos), auxilia no planejamento de capital e liquidez, prepara e antecipa as instituições na avaliação de impactos em eventos extremos (cenários sob estresses) e também auxilia no desenvolvimento de planos de controles que identifiquem concentrações de risco e planos de mitigação em casos extremos.

O teste de estresse tem se tornado uma ferramenta fundamental na gestão de risco para garantir liquidez e solvência ao sistema bancário e, auxilia na tomada de decisão da alta administração. O seu benefício principal é poder mostrar uma visão antecipada do capital econômico requerido em um cenário econômico negativo, deixando as instituições preparadas para o evento negativo, é uma forma das instituições financeiras poder garantir a perpetuidade de seus negócios.

Como citado anteriormente, modelos de *Credit Scoring* não possuem a capacidade de se sensibilizar com os eventos econômicos, pois eles são construídos com dados históricos dos clientes, desta forma os modelos de previsão sob teste de estresse preveem riscos dado ao cenário econômico. Os resultados de teste de estresse servem como ferramenta complementar para auxiliar na criação e manutenção da política de crédito, suprimindo a fragilidade dos modelos de *Credit Scoring*.

Com base no exposto, o presente trabalho tem como questionamento central: Atualmente a economia brasileira está enfrentando uma crise, qual seria o comportamento futuro da inadimplência de crédito brasileira?

1.2 Objetivos

Para fins de consecução do problema de pesquisa, o presente trabalho tem como norteadores os seguintes objetivos:

Objetivo Geral: ajustar um modelo de previsão para taxa de inadimplência de crédito no Brasil e, colocar o modelo sob estresse de cenários futuros da economia brasileira.

Objetivos Específicos:

- a) Ajustar o modelo de previsão para taxa de inadimplência de crédito no Brasil;
- b) Criar/simular cenários econômicos futuros para observar como a taxa de inadimplência se comportaria sob cenários estressados.

Este trabalho tem como objetivo ajustar um modelo de previsão para taxa de inadimplência de crédito no Brasil e, colocar o modelo sob estresse de cenários futuros da economia brasileira. Logo, o trabalho será dividido em duas partes, a primeira parte tratará do ajuste do modelo de previsão para taxa de inadimplência de crédito no Brasil e, a segunda parte tratará de criar/simular cenários econômicos futuros para observar como a taxa de inadimplência se comportaria sob cenários estressados.

Na primeira etapa do trabalho serão testados dois tipos de modelos estatísticos para ajustar a taxa de inadimplência, dois modelos de séries temporais, sendo um modelo de auto regressivo e média móvel (ARIMA) univariado e o outro modelo nomeado modelo de auto regressivo e médias móveis com efeito de variáveis exógenas (ARIMAX) multivariado. O modelo ARIMA é um modelo conhecido e já amplamente utilizado para ajuste de modelo de previsão. A proposta do trabalho é poder mostrar alternativa para modelo de previsão.

Na segunda etapa do trabalho será realizado o teste de estresse utilizando o modelo ajustado na primeira etapa. A simulação dos cenários econômicos será feita pela função `simulate.Arima()` do *software* estatístico R.

A metodologia de ajustes dos modelos da primeira etapa e simulação de cenários para o teste de estresse e também as descrições dos dados a serem utilizados no trabalho estará descrita no capítulo 3.

1.3 Justificativa

A justificativa prática para o trabalho é, como já dito anteriormente, o teste de estresse. Este teste é uma ferramenta amplamente utilizada para gestão de risco pelos os bancos e também já se tornou uma das exigências da Basileia III, com o objetivo de melhorar a capacidade dos bancos de absorver choques financeiros e para reduzir o risco de transferência de crises financeiras para a economia real. O teste de estresse pode antecipar a visão do risco sob cenários estressado e assim auxiliar na criação da política de crédito e também nas decisões financeiras.

Os testes de estresse trazem vantagens ao mercado financeiro, pois, permitem uma visão prospectiva do risco do portfólio de crédito da instituição financeira à exposição dos fatores exógenos e proporcionam aos bancos a superar as limitações da dependência de dados históricos, isto é, como havia citado anteriormente os modelos de risco de crédito que auxiliam na construção da política do bancos levam somente em consideração o dados histórico do cliente, desta forma faz com que os modelos não consigam capturar efeitos exógenos, por isso quando em combinação ao teste de estresse é possível fazer com que os bancos superem um pouco a dependência dos dados históricos.

Como os resultados do teste de estresse fornece uma visão do cenário futuro sob um acontecimento adverso no ambiente econômico, é possível também preparar e antecipar as instituições financeiras na avaliação dos impactos de eventos extremos, capazes de resultar em perdas significativas, facilitando o desenvolvimento de controles que identifiquem concentrações de risco e planos de mitigação em casos extremos.

Quanto à justificativa teórica, sabe se que modelos univariados já são conhecidos e amplamente utilizadas nos exercícios de teste de estresse, porém modelos como ARIMAX, modelo de séries temporais multivariadas, ainda não são tão conhecidos.

Segundo o Chatfield (1996), os modelos univariados apresentam bons resultados de previsões para efeitos de correlações de curto prazo, mas quando se necessitam de previsão de longo prazo os modelos univariados em comparação aos modelos multivariados são mais fracos. Logo, espera-se que o este modelo multivariado sugerido no trabalho tenha melhor resultado que o modelo univariado.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesta seção será apresentada a fundamentação/embasamento do que seria o teste de estresses, como que funciona o exercício. Além disso, também a explicação e definição dos modelos estatísticos ARIMA e ARIMAX e suas grandes diferenças.

2.1 Risco de Crédito

De acordo com o Assaf Neto (2015), o risco de crédito é a possibilidade de uma instituição financeira não receber os valores prometidos pelos títulos que mantém em sua carteira de ativos recebíveis, ou seja, para um banco é a possibilidade do cliente não honrar os seus deveres parciais ou totais de pagar a dívida com o banco.

O risco de crédito é afetado pela política de concessão e manutenção de crédito e, também da eficiência administrativa da instituição. Segundo o Assaf Neto (2015), os juros cobrados nas operações de crédito pelas instituições financeiras devem atender a três objetivos, cobrir todas as despesas administrativas, cobrir o risco de crédito determinado pela inadimplência esperada e remunerar os acionistas pelo capital aplicado.

Nos últimos tempos, as instituições financeiras têm se preocupado mais ainda em investir nas técnicas de análises de créditos. Como citado anteriormente, o risco de crédito é afetado pela política de concessão e manutenção de crédito, tendo boas práticas de análise de crédito aumenta-se o poder de identificação de perfil de maus clientes.

A primeira medida voltada à gestão de risco de crédito foi estabelecida em 1988 pelo Banco de Compensações Internacionais (BIS), foram fixadas regras de dimensionamento do capital dos bancos. Após essa orientação inicial outros documentos voltados a gestão de risco de crédito foram elaborados pelo BIS.

Uma prática bastante utilizada pelos bancos para auxiliar na construção das políticas de créditos são os modelos baseados na metodologia de *Credit Scoring*. O objetivo dessa metodologia é identificar o perfil dos “bons” e “maus” pagadores, ou seja, modelos de discriminação ou identificação de perfil.

At a more systemic and formal level, rating systems develop into the third category of credit assessment method, known as credit scoring models. These scoring models provide a rating system that is formalised into a mathematical or statistical model, and all credits are assessed using the same data and methodology. As such,

they are more rigorous and transparent in their approach than rating systems that still depend on judgement, although they are designed to provide the same level of decision support. (BROWN, K. & MOLES, P., 2014)

A utilização de modelos de *Credit Scoring* tem resolvido parte do problema de gestão de risco de crédito, pois, tais modelos possuem fragilidades por utilizar informações históricas do cliente para ajustar modelos. Esses modelos não conseguem capturar eventos exógenos, logo para situações de crise econômica os modelos podem apontar riscos errôneos dos clientes. Nesse caso, o acordo de Basileia III foi criado com o objetivo de melhorar a capacidade dos bancos de absorver choques decorrentes de estresse financeiros e econômicos, qualquer que seja a fonte causadora, para reduzir o risco de transferência de crises financeiras para a economia real e, um dos exercícios recomendados pelo acordo é o teste de estresse.

2.2 Teste de Estresse

O teste de estresse é uma ferramenta que utiliza as informações históricas em combinação com técnicas estatísticas para avaliar a resiliência do sistema financeiro aos eventos extremos, em outras palavras, avaliar a estabilidade do sistema ou entidade dado a alguns cenários hipotéticos. Os cenários hipotéticos são simulados via técnicas estatísticas ou empíricas; podem ser cenários normais (esperados), adversos ou positivos. (CIHAK, 2007)

Jorion (2006) comenta que teste de estresse é um método de risco não estatístico por não associar a uma probabilidade como os modelos estatísticos de previsão. O teste de estresse é por sua vez, exigência do Comitê de Basileia como uma das sete condições a satisfazer para utilizar modelos internos. O teste pode ser descrito como um processo para identificar e gerenciar situações que poderiam causar perdas extraordinárias.

Os testes de estresse são uma ferramenta amplamente utilizada para a gestão de risco das instituições financeiras. Os bancos centrais e os bancos individuais realizam esses testes para determinar as potenciais fontes de risco que podem encontrar em cenários de mudança severa nas condições macroeconômicas e avaliar a sua capacidade de resistência a tais eventos. Ao testarem a si mesmos ou o sistema financeiro como um todo além da capacidade operacional normal, as vulnerabilidades podem ser quantificadas e a estabilidade do sistema ou da entidade em questão pode ser estudada e obtida com mais facilidade. (TABAK, B. et al., 2012)

Segundo Matthew, Hilvers e Slack (2004), o processo do teste de estresse inclui as seguintes etapas: construção de cenários no contexto de um quadro macroeconômico coerente;

mapear os cenários simulados para que possa ser utilizado para análise dos balanços e das demonstrações de resultados das instituições financeiras; gerar análises numéricas considerando efeitos secundários possíveis; e por último resumir e interpretar os resultados. As etapas, não necessariamente, devem seguir a mesma sequência.

De acordo com Jorion (2006) a parte mais sensível do teste de estresse é a construção de cenários. O cenário fornece uma descrição dos movimentos conjuntos das variáveis financeiras. O cenário pode ser histórico, ou seja, extraído de eventos históricos ou prospectivos (hipotéticos), extraído de desenvolvimentos econômicos e políticos plausíveis.

Os cenários fornecem uma descrição dos movimentos conjuntos das variáveis financeiras. Esses cenários podem ser históricos, extraídos de eventos históricos, ou também podem ser prospectivos (hipotéticos), ou seja, extraído de desenvolvimentos econômicos e políticos plausíveis. Muitas vezes os cenários não são associados a uma probabilidade de que ele aconteça, o que dificulta a interpretação dos resultados, porém, quando bem utilizado, o teste de estresse é um complemento importante na avaliação de riscos (JORION, 2006). Desta forma, pode-se dizer que o objetivo do teste de estresse não é prever exatamente a variável estudada e sim o comportamento/tendência da variável, isso quer dizer que o objetivo é estudar a possibilidade de crescimento ou decréscimo da variável.

O teste de estresse era utilizado originalmente em nível da carteira para entender o risco mascarado de uma carteira a partir de eventos extremos nos preços de mercado. Agora, o exercício se tornou amplamente utilizado como instrumento de gestão de risco pelas instituições financeiras. As técnicas do teste têm sido aplicadas em contexto como medir a sensibilidade de um grupo de instituições (Bancos Comerciais) ou mesmo do sistema financeiro como um todo dado a choques de economia. (JONES et al, 2004)

2.3 Modelos de Previsão de Séries Temporais

A previsão é a arte de dizer o que vai acontecer e, em seguida, explicar o porquê que não aconteceu. Prever valores futuros de uma série temporal é um problema importante para muitas áreas de estudos, como na economia, planejamento de produção, previsão de vendas, controle de estoques e gerenciamento de risco financeiro. (CHATFIELD, 1996)

Existe uma grande variedade de procedimentos de previsão e é importante ressaltar que nenhum método é aplicável universalmente, para cada área e situação deve-se estudar o método mais apropriado.

A previsão é uma forma de extrapolação, declarações condicionais sobre o futuro com base na suposição específica. Portanto, as previsões não são sagradas, elas possuem um erro associado e oscilam de acordo com os cenários. Para a previsão a longo prazo, pode ser útil produzir várias previsões diferentes com base em conjuntos alternativos de suposições, para que cenários alternativos possam ser explorados. (CHATFIELD, 1996)

Segundo Chatfield (2001) os métodos de previsão podem ser classificados em três grupos:

- Subjetiva: as previsões baseadas em julgamentos, experiência do conhecimento ou a qualquer outra informação relevante ao assunto.
- Univariada: as previsões de uma dada variável baseado no modelo ajustado com as observações do passado da série temporal, de modo que $\hat{x}(N, k)$ depende somente de x_N, x_{N-1}, \dots , ou seja, utiliza-se do seu próprio histórico para prever o futuro.
- Multivariada: as previsões de uma dada variável dependem, pelo menos de uma ou mais séries, denominadas variáveis preditoras ou explicativas.

Na prática, os procedimentos de previsões devem envolver uma combinação dos três métodos citados acima.

2.4 Regressão Linear

No final do século XIX, Francis Galton desenvolveu a análise de regressão. Galton estudou a relação entre a altura dos pais e seus filhos e observou que há uma relação entre a altura dos pais e das crianças, as alturas das crianças dos pais altos e baixos pareciam reverter ou regredir a média do grupo. Galton então desenvolveu uma descrição matemática para explicar a tendência de regressão, que deu a origem dos modelos de regressão de hoje. (NETER et al, 2005)

Os modelos de regressão são a forma formal de expressar a mudança da tendência da variável resposta de acordo com s) variável(eis) preditor(a)s. A equação matemática da regressão é descrita supondo que uma única variável dependente (Y) e duas ou mais variáveis explicativas ou independentes ($X_i, i = 1, \dots, k$). O modelo

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k + e$$

é chamado de modelo de regressão linear múltipla com k variáveis regressoras. (NETER et al, 2005)

2.5 Séries Temporais

Série temporal é uma sequência de observações feitas em um período de tempo (CRYER; CHAN, 2008). Este tipo de dados é extremamente comum e surgem em vários campos do conhecimento como na Economia, preços diários de ações, taxa mensal de desemprego, produção industrial. Na Medicina têm-se eletrocardiograma, eletroencefalograma. Na Epidemiologia, número mensal de novos casos de meningite. Na Meteorologia, a precipitação pluviométrica, temperatura diária, velocidade do vento, e etc.

O propósito da análise de séries temporais geralmente é duplo: compreender ou modelar o mecanismo estocástico que dá origem a uma série observada e, para prever ou prever os valores futuros de uma série baseada na história dessa série e, possivelmente, outras séries ou fatores relacionados. (CRYER; CHAN, 2008).

Modelo ARIMA

Utilização dos modelos ARIMA para previsão é conhecidos também como metodologia de Box-Jenkins. Os modelos ARIMA (autoregressivos integrados e de médias móveis) são modelos univariados, isto é, são capazes de explicar a própria série somente com o seu histórico (CHATFIELD, 1996).

Dado que $W_t = \nabla^d X_t$ seja a d-ésima diferença da série X_t , o modelo ARIMA(p, d, q) pode ser definidas das formas a seguir,

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + \dots + \phi_p W_{t-p} + \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q} + e_t$$

ou

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d X_t = (1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q) e_t.$$

Sendo que p é a ordem do processo auto regressivo, d é a ordem da diferenciação, q é a ordem do processo de médias móveis e e_t o ruído branco. (MORETTI; TOLOI, 2004)

Na prática, muitas vezes as séries contêm componentes sazonais periódicos que se repetem a cada s observação. Por exemplo, em observações mensais $s = 12$, espera-se que X_t

dependa dos termos X_{t-12} e X_{t-24} . Este modelo foi definido por Box e Jenkins em 1970 como modelo ARIMA sazonal, conhecido como SARIMA.

Dado que $W_t = \nabla^d \nabla_S^D X_t$ seja d-ésima diferença sucessiva e a D-ésima diferença sazonal da série X_t , o modelo SARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)_S pode ser definido da seguinte forma,

$$W_t = \alpha_1 W_{t-1} + \dots + \alpha_p W_{t-p} + \phi_1 W_{t-S} + \dots + \phi_P W_{t-PS} + \epsilon_t + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \beta_q \epsilon_{t-q} \\ + \theta_1 \epsilon_{t-S} + \dots + \theta_Q \epsilon_{t-SQ}$$

ou

$$\phi(B)\Phi(B^S)W_t = \theta(B)\Theta(B^S)\epsilon_t.$$

Sendo que,

$$\phi(B) = (1 - \alpha_1 B - \dots - \alpha_p B^p),$$

$$\Phi(B^S) = (1 - \phi_1 B^S - \dots - \phi_P B^{PS}),$$

$$W_t = \nabla^d \nabla_S^D X_t = (1 - B)(1 - B^S)X_t,$$

$$\theta(B) = (1 + \beta_1 B + \dots + \beta_q B^q),$$

$$\Theta(B^S) = (1 + \theta_1 B^S + \dots + \theta_Q B^{QS}),$$

$B^j = X_{t-j}$ é o operador de retardo, p e q são as ordens autoregressivas e de médias móveis de curto prazo, enquanto P e Q representam tais ordens para os componentes sazonais, respectivamente (CHATFIELD, 1996).

Modelo ARIMAX

Modelo ARIMAX é a generalização multivariada dos modelos ARIMA. Um caso especial é a classe de modelos de função de transferência que se concentra em descrever a relação entre uma variável de saída e uma ou mais variáveis explicativas do modelo multivariável, ou seja, o modelo depende de um ou mais variáveis explicativas (independentes) para explicar a variável resposta (CHATFIELD, 1996).

While univariate models can be very useful for describing short term correlation effects, for forecasting studies, it is clear that multivariate models should also have much to offer in gaining a better understanding of the underlying structure of given system and is getting better forecast. [...] While multivariate models can usually be found which give a better fit than univariate models, there are a number of reasons why better forecasts required values of the explanatory variables are not available and need themselves to be forecast. In addition, multivariate models are perhaps more vulnerable to misspecification than univariate models. This emphasizes the importance of getting sufficient background information so as to understand the context and identify all relevant explanatory variables (CHATFIELD, 1996).

Segundo Box et al (2008), de forma análoga à definição do modelo ARIMA, sejam W_t e Z_t séries estacionárias e $W_t = \nabla^d \nabla_S^D Y_t$ e $Z_t^i = \nabla^d \nabla_S^D X_t^i$ ($i = 1, \dots, n$) sejam a d -ésima diferença sucessiva e a D -ésima diferença sazonal das séries Y_t e X_t , respectivamente. Logo, pode-se definir o modelo da seguinte forma,

$$W_t = \gamma_1 Z_{t-a_1}^1 + \dots + \gamma_n Z_{t-a_n}^n + \alpha_1 W_{t-1} + \dots + \alpha_p W_{t-p} + \phi_1 W_{t-S} + \dots + \phi_P W_{t-PS} + \epsilon_t \\ + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \beta_q \epsilon_{t-q} + \theta_1 \epsilon_{t-S} + \dots + \theta_Q \epsilon_{t-QS}$$

sendo que Y_t é a série resposta (dependente), $X_t^1, X_t^2, \dots, X_t^n$ são as n séries explicativas (independentes), ϵ_t é o ruído branco, a_1, a_2, \dots, a_n indicam as defasagens que as séries explicativas $X_t^1, X_t^2, \dots, X_t^n$ influenciam na série resposta Y_t .

A interpretação dos parâmetros $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n$ é o mesmo da regressão, isto é, efeito do quanto que a cada unidade da variável explicativa aumenta ou diminuiu a variável resposta.

Tanto para os modelos ARIMA quanto ARIMAX, os procedimentos usuais de identificação, estimação e validação dos modelos serão aplicados antes da previsão. Detalhes podem ser obtidos em Box, Jenkins and Reisel (2008), Andrews (2013). Para a construção dos modelos ARIMAX, a correlação cruzada da variável preditora com a variável resposta deve ser analisada para determinação de quais covariáveis serão incorporadas no modelo, bem como a defasagem adequada das mesmas.

3. METODOLOGIA

Este capítulo objetiva definir a metodologia que será utilizada no trabalho, bem como apontar quais ferramentas serão utilizadas na condução e análise dos resultados. O trabalho é um estudo do tipo quantitativo.

3.1 Instrumento e Processo de Coleta de Dados

Os dados utilizados neste trabalho estão disponíveis no site do Banco Central do Brasil (BCB). O período de treinamento, período selecionado para validação do modelo ajustado, selecionado para o estudo é de 2012 a 2016, e o período de teste é de junho de 2016 a março de 2017. Utilizou-se como série resposta neste trabalho, a taxa de inadimplência considerando atraso acima de 90 dias, e quanto às variáveis explicativas, inicialmente foram selecionadas 9 variáveis para analisar: Índice do Emprego Formal, Taxa de Pessoas Desocupadas, PIB Mensal, Índice nacional de preços ao consumidor (IPCA), Dívida Líquida do Setor Público, Indicadores da produção, Taxa de Selic, Custo unitário do trabalho e Taxa de câmbio.

Abaixo estão as descrições de metadados retiradas do site do Banco Central de cada variável estudada no trabalho.

Inadimplência da carteira de crédito - Pessoas físicas (Código 21084)

Percentual da carteira de crédito do Sistema Financeiro Nacional com pelo menos uma parcela com atraso superior a 90 dias. Inclui operações contratadas no segmento de crédito livre e no segmento de crédito direcionado.

Os dados referem-se às operações de crédito realizadas pelas instituições financeiras no Brasil (não inclui dados de agências e subsidiárias de bancos brasileiros no exterior), com devedores predominantemente domiciliados no país. Algumas operações específicas são pactuadas com devedores domiciliados no exterior. Instituições financeiras abrangidas: associação de poupança e empréstimo, bancos comerciais, bancos de câmbio, bancos de desenvolvimento, bancos de investimento, bancos múltiplos, caixas econômicas, companhias

hipotecárias, sociedades de arrendamento mercantil, sociedades de crédito, financiamento e investimento e sociedades de crédito imobiliário.

Essa variável está disponível no site do Banco Central e a fonte origem também é o próprio Banco Central.

Índice do Emprego Formal (Código 25239)

O índice do emprego formal é um indicador da ocupação no mercado de trabalho formal ao longo do tempo. É calculado a partir do estoque de empregos formais segundo o Cadastro Geral de Empregados e Desempregados do Ministério do Trabalho - Caged - e as flutuações mensais das admissões líquidas de desligamentos.

Esta série está disponível no site do Banco Central e sua fonte origem é o Ministério do Trabalho e Emprego.

Taxa de Pessoas Desocupadas

Essa variável é calculada pela razão entre as variáveis Pessoas desocupadas e População na força de trabalho, cujos códigos de referência no site do BCB são 24380 e 24378.

A população na força de trabalho na semana de referência compreendem as pessoas de 14 anos ou mais de idade ocupadas e as pessoas de 14 anos ou mais de idade desocupadas nesse período.

São classificadas como população ocupada na semana de referência as pessoas que, nesse período, possui 14 anos ou mais de idade e trabalharam pelo menos uma hora completa em trabalho remunerado em dinheiro, produtos, mercadorias ou benefícios (moradia, alimentação, roupas, treinamento etc.) ou em trabalho sem remuneração direta em ajuda à atividade econômica de membro do domicílio ou, ainda, as pessoas que tinham trabalho remunerado do qual estavam temporariamente afastadas nessa semana.

Consideram-se como ocupadas temporariamente afastadas de trabalho remunerado as pessoas que não trabalharam durante pelo menos uma hora completa na semana de referência por motivo de: férias, folga, jornada de trabalho variável, licença maternidade e fatores ocasionais. Assim, também foram consideradas as pessoas que, na data de referência,

estavam, por período inferior a 4 meses: afastadas do trabalho em licença remunerada por motivo de doença ou acidente da própria pessoa ou outro tipo de licença remunerada; afastadas do próprio empreendimento sem serem remuneradas por instituto de previdência; em greve ou paralisação. Além disso, também, foram consideradas ocupadas as pessoas afastadas por motivos diferentes dos já citados, desde que tivessem continuado a receber ao menos uma parte do pagamento e o período transcorrido do afastamento fosse inferior a 4 meses.

População desocupada é aquela pessoa com 14 anos ou mais de idade que não estava ocupada na semana de referência, que tomaram alguma providência efetiva para conseguir um trabalho no período de referência de 30 dias e que estavam disponíveis para iniciar um trabalho na semana de referência. Também são classificadas como desocupadas as pessoas não ocupadas e disponíveis para iniciar um trabalho na semana de referência que, no entanto, não tomaram providência efetiva para conseguir trabalho no período de referência de 30 dias porque já haviam conseguido trabalho para começar após a semana de referência.

Estas séries estão disponíveis no site do Banco Central e sua fonte origem é o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

PIB mensal – valores correntes (Código 4380)

O PIB mensal é um indicador produzido pelo Banco Central do Brasil (BCB) para utilização no cálculo da relação entre agregados econômicos mensais (como dívida pública, saldo em transações correntes e saldo de crédito) e o PIB. Isto é feito porque o PIB, oficialmente calculado no Brasil pelo IBGE, é divulgado apenas em frequência trimestral, diferentemente de várias informações econômicas compiladas pelo Banco Central, como as citadas acima. Note que não se trata de cálculo do PIB a partir de informações primárias, mas apenas de uma estimativa que é feita via interpolação dos valores trimestrais já divulgados ou dos projetados.

O PIB mensal é estimado com base em informações divulgadas da produção da indústria de transformação, do consumo de energia elétrica, da exportação de produtos primários e de índices de preços. Inicialmente se obtém a estimativa do índice em volume a partir das três primeiras séries citadas. Essas estimativas são ajustadas aos dados de volume do PIB trimestral divulgado pelo IBGE, ou à projeção do Banco Central para o PIB real quando as Contas Nacionais Trimestrais referentes ao período mais recente ainda não foram

divulgadas pelo IBGE. EM seguida, para obter a estimativa do PIB nominal, o índice mensal de volume é inflacionado por uma média ponderada do IGP-DI e do IPCA.

Essa variável está disponível no site do Banco Central e a fonte origem também é o próprio Banco Central.

Índice nacional de preços ao consumidor (Código 13522)

Índice de preços de abrangência nacional que pesquisa famílias com rendimento mensal entre 1 e 40 salários mínimos qualquer que seja a fonte de rendimento. O IPCA é uma média aritmética ponderada dos 11 índices metropolitanos mensais, que são calculados pela fórmula de Laspeyres, à exceção dos itens sazonais alimentícios, onde é aplicada a fórmula de Paasche. Para agregar os índices regionais, a variável utilizada como ponderador é a população residente urbana de cada região, obtida dos levantamentos censitários. Os pesos baseiam-se na população residente, para que o resultado esteja mais próximo dos índices metropolitanos das regiões mais populosas, que concentram os maiores contingentes de trabalhadores assalariados. Utiliza-se o rendimento total urbano de cada região, obtido da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios - PNAD. A escolha dessa variável está ligada à amplitude da população e do indicador, e seu objetivo é aferir a inflação sob a ótica da demanda final familiar.

Esta série está disponível no site do Banco Central e sua fonte origem é o IBGE.

Dívida Líquida do Setor Público em relação ao PIB (Código 4504)

O conceito de setor público utilizado para mensuração é o de setor público não-financeiro mais Banco Central. Considera-se como setor público não financeiro as administrações diretas federal, estaduais e municipais, as administrações indiretas, o sistema público de previdência social e as empresas estatais não-financeiras federais, estaduais e municipais, exceto as empresas do Grupo Petrobras e do Grupo Eletrobras. Considera-se também a empresa Itaipu Binacional.

Essa variável está disponível no site do Banco Central e a fonte origem também é o próprio Banco Central.

Indicadores da produção (Código 21859)

É o indicador do nível de produção das indústrias. O painel de produtos e de informantes acompanhado é uma amostra intencional obtida a partir das informações da Pesquisa Industrial Anual – Empresa (PIA-Empresa) e da Pesquisa Industrial Anual – Produto (PIA-Produto) do ano de 2010, representando aproximadamente 85% do Valor da Transformação Industrial da PIA-Empresa do ano de 2010, abrangendo 944 produtos e 7.800 unidades locais a partir de janeiro de 2012.

A base de ponderação é fixa e tem como referência a estrutura do valor da transformação industrial (VTI) de 2010. A fórmula de cálculo adotada é uma adaptação de Laspeyres - base fixa em cadeia, com atualização de pesos.

O Índice Base Fixa Mensal (número-índice) compara a produção do mês de referência do índice com a média mensal produzida no ano base da pesquisa (2012). Foi realizado o encadeamento das séries de Índices de Base Fixa, encerradas em fevereiro de 2014 (base média 2002 = 100), com a série que se iniciou em janeiro de 2012 (base 2012 = 100), mantendo-se inalteradas as comparações mês contra igual mês do ano anterior, acumulado no ano e acumulado nos últimos 12 meses.

Esta série está disponível no site do Banco Central e sua fonte origem é o IBGE.

Taxa de juros - Selic acumulada (Código 4189)

Essa variável é a Taxa de juros Selic acumulada no mês anualizada base 252. O metadados desta variável ainda está em construção no site do BCB, logo não possui os detalhes da construção desta variável.

A variável está disponível no site do Banco Central e a fonte origem também é o próprio Banco Central.

Custo unitário do trabalho (Código 11777)

O cálculo do indicador utiliza a seguinte fórmula geral:

$$ULC = \frac{FS}{PFI} \times \frac{1}{TxCbN}$$

Sendo, *ULC* significa Unit Labor Cost, ou seja, Custo Unitário do Trabalho em português, *FS* índice de folha de pagamento de salários nominal, *PFI* o índice de produção física industrial e *TxCbN* é a taxa de câmbio nominal de venda (fim de período).

Em virtude do fim da pesquisa IBGE-PIMES, o indicador passou a utilizar a fonte de dados CNI. O índice CNI de Folha de pagamentos de salários em valor real primeiramente é transformado em índice de valor nominal, ou seja, é inflacionado, com base na variação do INPC.

O indicador compara somente a produtividade dos setores industriais de Brasil e EUA.

A variável está disponível no site do Banco Central e a fonte origem também é o próprio Banco Central.

Taxa de câmbio - Livre - Dólar americano (compra) - Média de período (Código 3697)

As taxas anuais estão disponíveis desde 1942 e as mensais, desde janeiro de 1953. As taxas médias são calculadas para compra e para venda, utilizando-se as cotações diárias do período em referência (mês/ano). As taxas médias mensais e anuais foram calculadas com base nos dias corridos até dezembro de 1973, utilizando-se, a partir de janeiro de 1974, a ponderação pelos dias úteis.

A variável está disponível no site do Banco Central e a fonte origem também é o próprio Banco Central.

3.2 Mecanismos de Análise dos Dados

Antes de inicializar a modelagem da taxa de inadimplência devem-se fazer primeiramente análises descritivas das variáveis para a possível contextualização das séries explicativas levantadas com a taxa de inadimplência ao longo do período estudado, e para auxiliar na construção de cenários de estresses.

Após realizar análises descritivas dos dados, a modelagem é dividida em duas etapas: ajuste do modelo ARIMA e ajuste do modelo ARIMAX.

Segundo o Chatfield (1996), para começar a construir um modelo ARIMA é necessário que a série esteja estacionária, isto significa de modo simplificado que a média e variância da série é estatisticamente constante. Caso a série não seja estacionária é necessário avaliar se precisa aplicar diferenciação ou transformação na série para obter a estacionariedade. Uma vez obtida a estacionariedade da série, procede-se com a identificação e estimação do modelo ARIMA. A identificação dos termos autorregressivos (AR) e de médias móveis (MA) é por meio de avaliação da função de autocorrelação parcial (FACP) e da função de autocorrelação (FAC), respectivamente. A estimação é feita pelo método de máxima verossimilhança.

Após ajustar um modelo estimando os parâmetros autorregressivos e de médias móveis, espera-se que um bom ajuste tenha os resíduos com média zero, variância constante, aleatoriamente distribuído, ou seja, comportem-se como ruído branco. Analisar os resíduos por meio da FAC e FACP residual para verificar se ainda existe alguma autocorrelação não modelada, e utilizar os testes Box-Pierce ou Ljung-Box para verificar a ausência de autocorrelação. É importante também verificar a normalidade dos resíduos, pois quando os erros não seguem uma distribuição normal, o intervalo de confiança da previsão torna-se não confiável. Se caso os resíduos não se encontram aleatórios, e também não seguem distribuição normal, deve-se refazer todo o processo até obter resíduos não autocorrelacionados.

Desta forma, pode-ser ilustrar o passo a passo do ajuste do modelo ARIMA com o fluxograma da Figura 1.

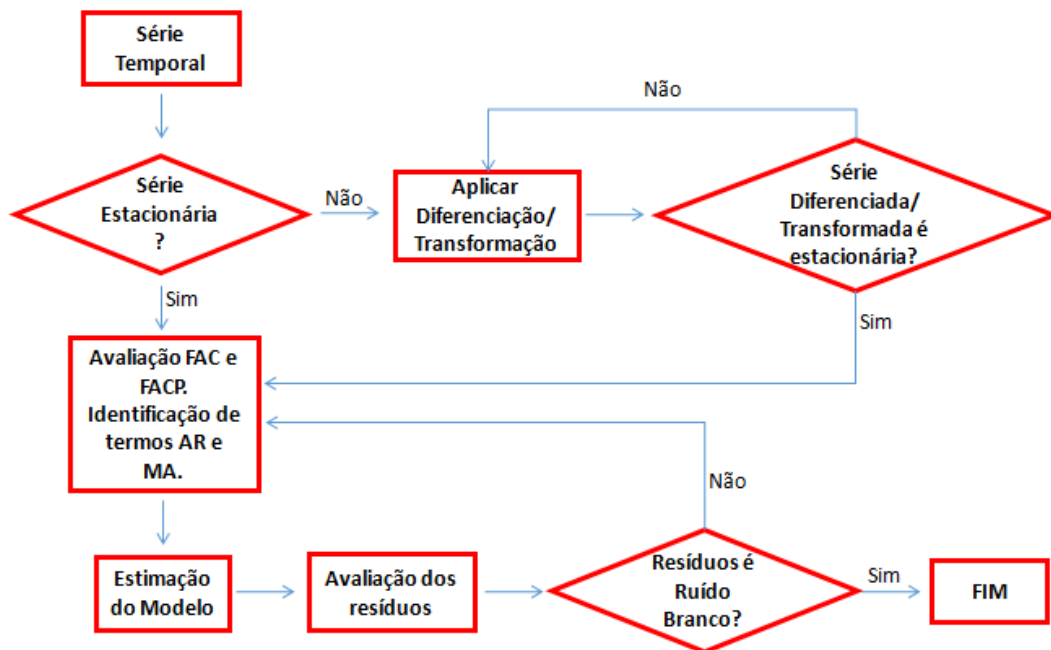


Figura 1 - Fluxograma do processo de construção do modelo ARIMA

Fonte: Chatfield (1996)

De forma análoga à construção do modelo ARIMA, para o ajuste do modelo ARIMAX seguem basicamente os mesmos passos. Assim como na construção do modelo ARIMA para construção do modelo ARIMAX também é necessário que a série esteja estacionária. Contudo além da série resposta, as séries explicativas também devem estar estacionárias a fim de construir o modelo ARIMAX.

Primeiro passo a fazer é, caso as séries explicativas não sejam estacionárias, deve-se aplicar diferenciação ou transformação necessária nas séries. É comum aplicar a mesma diferenciação em todas as séries explicativas, ainda que seja necessária a diferenciação em apenas uma delas.

Após obter estacionariedade das séries explicativas e resposta, os próximos passos são similares aos passos da construção do modelo ARIMA. A correlação e a defasagem entre a série resposta e as séries explicativas são verificadas a partir da função de correlação cruzada (CCF) estimada. O passo a passo do ajuste deste modelo também pode ser ilustrado por um fluxograma, segue-o na Figura 2.

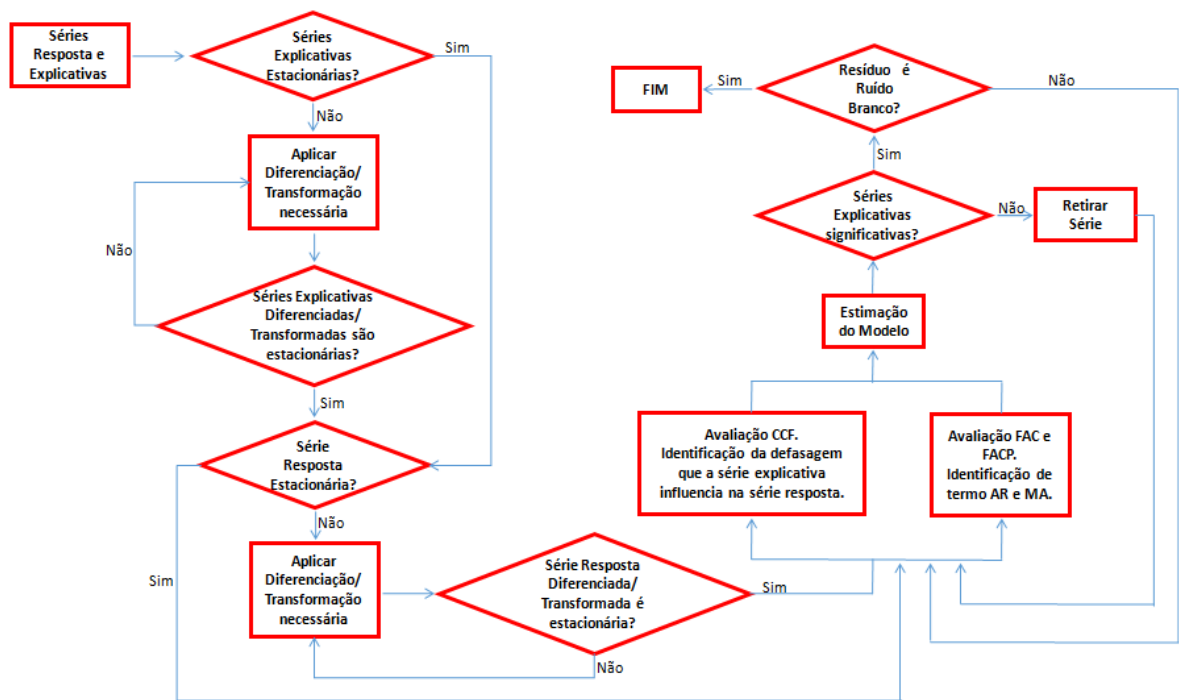


Figura 2 - Fluxograma do processo de construção do modelo ARIMAX

Fonte: Chatfield (1996)

3.3 Validações do modelo

Todas as análises deste trabalho serão desenvolvidas no programa estatístico R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2017) por meio da função Arima do pacote tseries e forecast do pacote forecast. Analisou-se os resíduos por meio do correlograma residual e se testou a significância das autocorrelações discrepantes pelos testes de Box-Pierce e de Ljung-Box.

Quanto à avaliação da normalidade residual, utilizou-se o teste de normalidade Shapiro Wilk, pela função shapiro.test. Optou-se pelo melhor modelo, baseando-se na menor variância estimada, significância dos parâmetros estimados, parcimônia, erro absoluto médio, raiz do erro quadrático médio.

Para fazer a comparação entre as previsões dos modelos, além da análise gráfica, também foram avaliados o erro absoluto médio e raiz do erro quadrático médio de previsão.

3.4 Construção de Cenário Econômico

Como já citado no capítulo 2, de acordo com Jorion (2006) os cenários não necessariamente devem estar associado a uma probabilidade, e sim podem ser baseados em algum fato histórico extremo como, por exemplo, a que crise de subprime em 2008 que afetou significativamente na bolsa de valores do Brasil e do mundo.

Neste trabalho dois cenários serão construídos, o primeiro cenário será um cenário hipotético baseado na crise política do Brasil nos últimos 4 anos e, o segundo cenário será simulado a partir da função simuladora de modelos ARIMA do software R, `simulate.Arima()`.

4. APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Nesta seção são apresentados os resultados passo a passo da construção e validação dos modelos ARIMA e ARIMAX para previsão da taxa de inadimplência e, a construção de cenários econômicos. No final dessa seção, é apresentada a comparação da precisão desses dois modelos e resultados dos estresses de cenários.

Para o modelo ARIMAX são consideradas de início as séries de taxa de pessoas desocupadas, índice de emprego formal, PIB mensal, índice nacional de preços ao consumidor (IPCA), endividamento do governo federal, taxa de selic, custo unitário do trabalho, indicadores de produção e preço de compra do dólar como séries explicativas. Cada uma dessas séries citadas está representada nas figuras abaixo

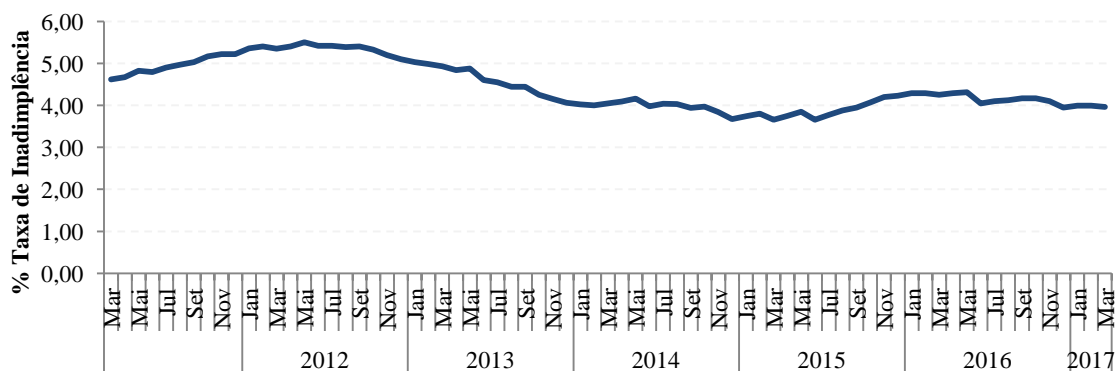


Figura 3 - Taxa de inadimplência de carteira de crédito de pessoa física

Fonte: Banco Central (2017)

Na taxa de inadimplência da carteira de crédito de pessoa física na Figura 3, no período observado no gráfico de Março-11 a Mar-17, verifica-se que por volta do segundo semestre de 2012 a taxa de inadimplência atingiu um pico de quase 5,5% de inadimplência geral e após este ponto a taxa esteve em constante decaimento até Dez-14, entre Dez-14 até Jun-15, a taxa manteve-se com pequena oscilação, mas em termos médios manteve-se constante, isto é, os incrementos entre os meses não passam de 5%. Começando Jun-15 a taxa houve um constante crescimento até Jan-16. Entre Jan-16 e Mai-16 a taxa manteve-se praticamente estável, em Jun-16 houve um decaimento, mas depois aumentou um pouco a taxa, mas mesmo assim não voltou ao mesmo patamar de antes de Jun-16.

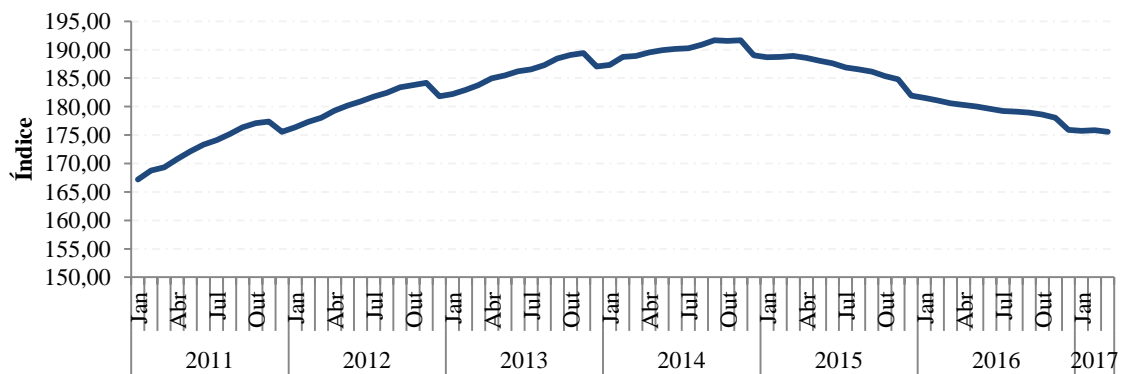


Figura 4 - Índice de emprego formal

Fonte: Ministério do Trabalho e Emprego (2017)

Claramente pode-se observar pela Figura 4 que a série do índice de emprego formal no Brasil é uma série que possui tendência e, no período observado no gráfico até Nov-14 o índice mostrou constante crescimento, porém começando Dez-14 até o último ponto observado no gráfico o índice vem caindo constantemente. Esta variável indica o poder aquisitivo/econômico das famílias

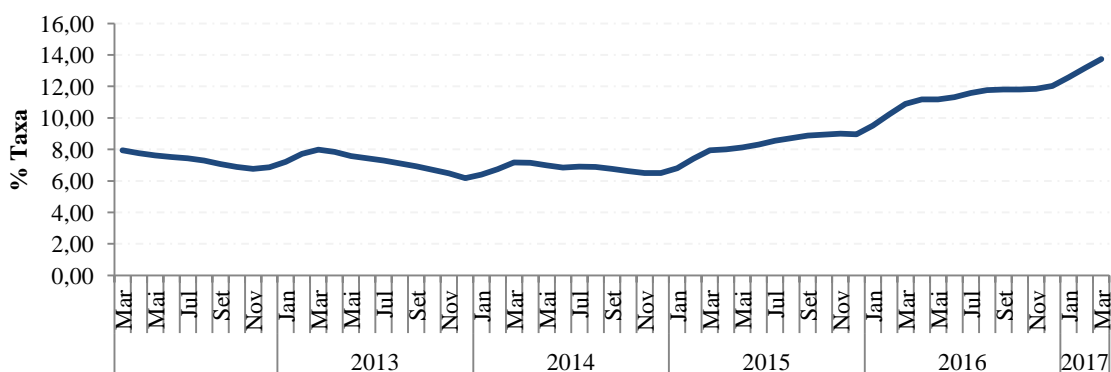


Figura 5 - Taxa de pessoas desocupadas

Fonte: IBGE (2017)

Assim como se observa um decaimento no índice de emprego formal desde Dez-14 na Figura 4, também se observa na Figura 5 um aumento constante da taxa de pessoas desocupadas desde Dez-14. A taxa pessoas desocupadas mede a relação entre o número de pessoas desocupadas (procurando trabalho) e o número de pessoas economicamente ativas num determinado período de referência, da mesma forma que o índice de emprego formal esta variável está correlacionado ao poder aquisitivo das famílias, logo se espera que o aumento da taxa reflita em algum momento negativamente na taxa de inadimplência.

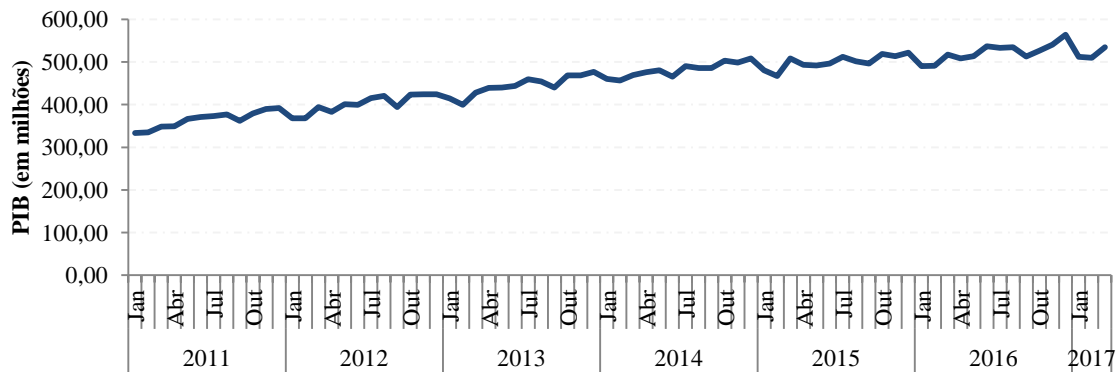


Figura 6 - PIB Mensal (em milhões)

Fonte: Banco Central (2017)

Observa-se uma tendência de constante crescimento do PIB brasileiro com algumas oscilações, no começo do ano de 2017 observou-se uma queda no PIB. Contudo, o PIB utilizado nesse trabalho refere-se aos valores correntes, isto é, não se aplica correção do preço/inflação, assim a análise isolada desse indicador (não atrelado ao atrelado IPCA) pode acarretar interpretação errônea de crescimento. O PIB é uma variável que mede a atividade econômica e o nível de riqueza de um país. Quanto mais se produz, mais se está consumindo, investindo e vendendo. Quando o PIB está alto isto significa que a economia está em crescimento, em consequência têm-se mais dinheiro disponível, as empresas em crescimento geram mais empregos resultando maior renda per capita e aumento do consumo, e também gera o aumento da oferta de produtos e serviços fazendo com que o preço desses caia controlando a inflação. Logo, PIB é um indicador que indiretamente afetará na inadimplência dos pagadores do banco.

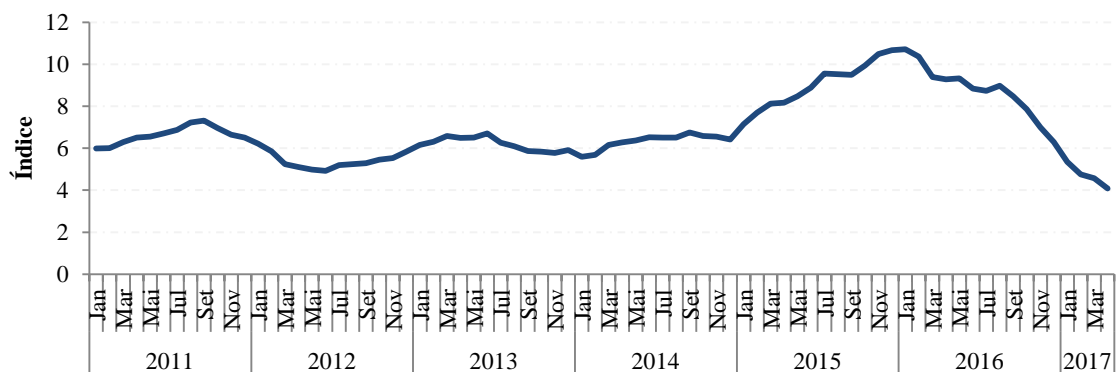


Figura 7 - Índice nacional de preço ao consumidor (IPCA)

Fonte: Banco Central (2017)

O índice nacional de preço ao consumidor (IPCA), inflação, como mostra na Figura 7, por volta do segundo semestre de 2011, havia decaído até Jun-12, a partir de Jun-13. Pode-se observar pelo gráfico o leve crescimento constante do índice até final de 2014. Houve um aumento expressivo no índice no final do ano 2014 houve um aumento expressivo ao final até Jan-16, após Jan-16 que o índice mostrou alguns meses de estabilidade e a partir de Ago-16, mostrou decréscimo significativo até o último mês observado do gráfico.

A inflação é um indicador macroeconômico definido como um aumento contínuo e generalizado no índice de preços. Ela também afeta no poder aquisitivo/econômico das famílias, quando acontece aumento na taxa de inflação do país, impacta diretamente no poder de pagamento dos clientes.

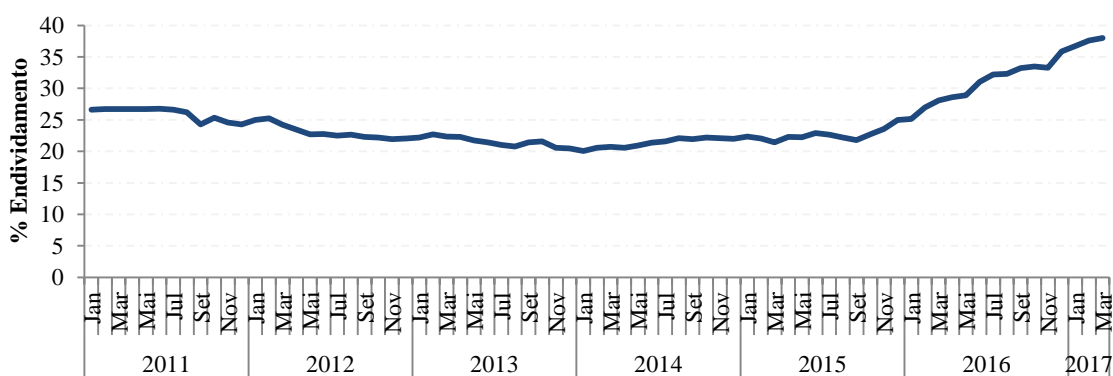


Figura 8 - Dívida líquida do setor público em relação ao PIB (%)

Fonte: Banco Central (2017)

Na Figura 6 observou-se um constante crescimento do PIB brasileiro, contudo ao observar a Figura 8, o endividamento do governo público federal brasileiro também está em constante crescimento desde 2014, o aumento do endividamento público se alavancou mais ainda no último trimestre de 2015 chegando a quase 40% do PIB.

Como já mencionado, o PIB aqui utilizado refere-se aos valores correntes, logo não se deve analisá-lo isoladamente. Ao se observar as Figuras 7 e 8, verifica-se que tanto o IPCA como o endividamento público está em crescimento desde o final do ano de 2014, portanto isto é um indicativo de que o PIB real atrelado ao preço não aponta crescimento. Segundo os dados divulgados pelo IBGE, o PIB com valores encadeados/corrigidos apresenta um decréscimo nos últimos anos.

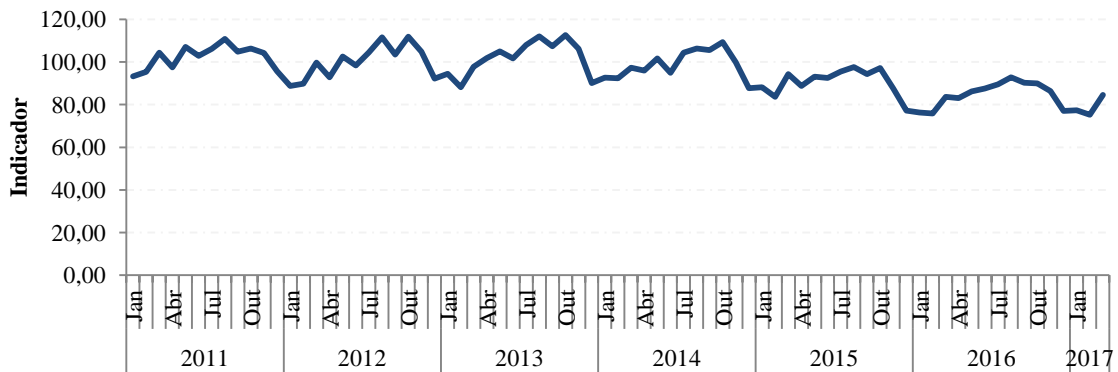


Figura 9 - Indicadores de produção

Fonte: IBGE (2017)

Pode-se observar na Figura 9 que o Índice de Produção possui um comportamento sazonal ao longo do ano e a tendência de decréscimo nos meses observados no gráfico. O efeito sazonal do índice mostra que do começo do ano até o terceiro trimestre do ano sempre mostra um crescimento do índice e no último trimestre do ano mostra uma queda do índice. Ano 2012 e 2013 o nível médio índice de produção do ano são bem próximos, a partir de 2014 mostrou-se uma tendência de decréscimo mais relevante do índice.

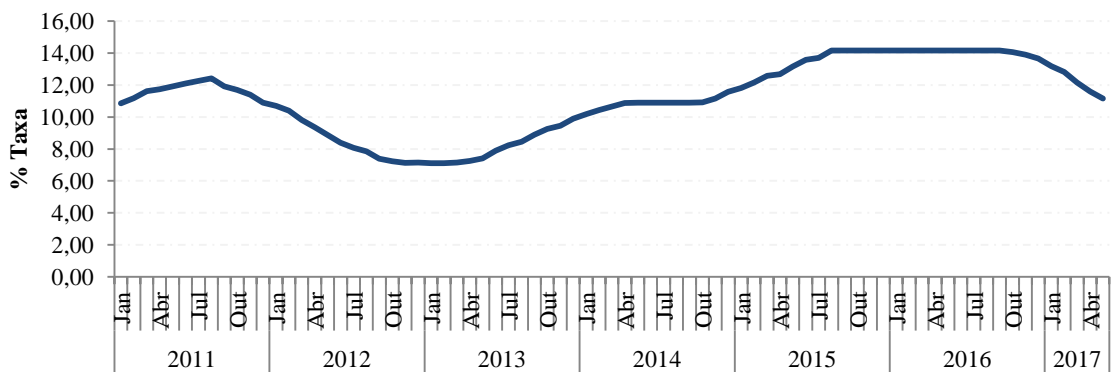


Figura 10 - Taxa de Juros - Selic

Fonte: Banco Central (2017)

A taxa de selic na Figura 10 mostra um constante aumento desde 2013, no segundo semestre de 2015 a terceiro trimestre de 2016 a taxa se manteve estável, e a partir do último trimestre de 2016 mostrou-se queda na taxa.

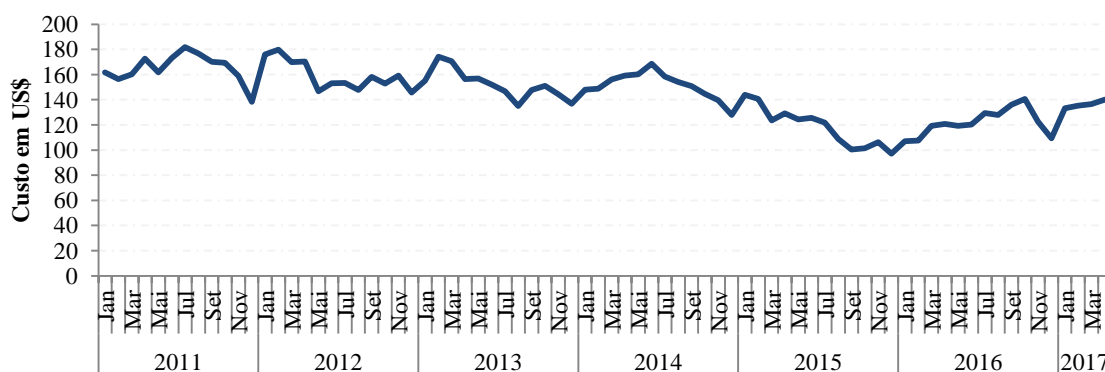


Figura 11 - Custo Unitário do Trabalho

Fonte: Banco Central (2017)

Ao observar a Figura 11, pode-se verificar que desde o segundo semestre de 2014 até final do ano 2015 o custo unitário do trabalho houve um constante decréscimo, em 2016 o índice voltou a crescer, porém ainda não voltou ao patamar que era em 2012 e 2013. O custo unitário do trabalho é um indicador de custo da unidade de trabalho empregada na produção. Quando o custo unitário do trabalho está alto, isto significa que a produtividade industrial está baixa, conseqüentemente a diminuição de competitividade do produto nacional.

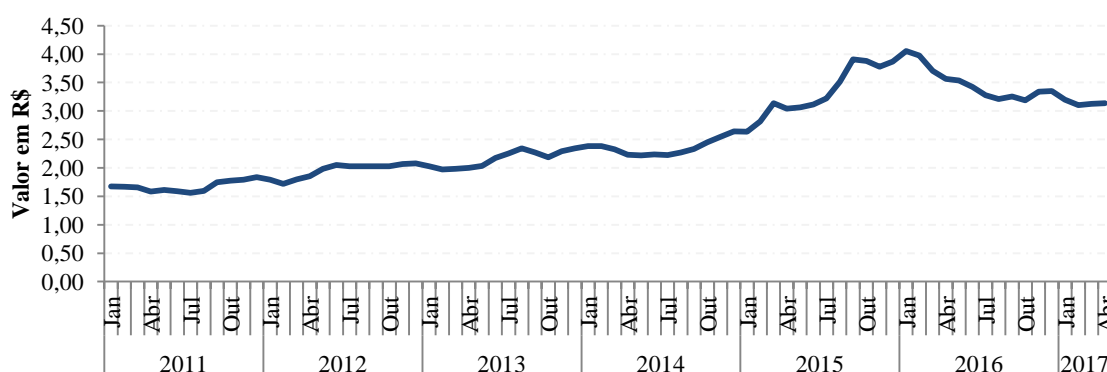


Figura 12 - Taxa de Câmbio – compra - valor médio do período

Fonte: Banco Central (2017)

A taxa de câmbio de dólar (Figura 12) entre os anos 2012 e 2013 tem-se estabilizado em torno de 2 reais, entre 2013 e 2014 houve um aumento na cotação do dólar, porém o desvio não foi tão grande, mas a partir do segundo semestre do ano 2014 a cotação do dólar disparou e não voltou mais aos patamares de 2 reais a cotação. A cotação mais alta chegou a 4 reais, em 2016 a cotação até decaiu, e mostra um período de estabilidade desde último trimestre de 2016, porém em comparação ao ano 2013 a cotação ainda é 30% a mais.

4.1 Construção e Validação do Modelo ARIMA

De acordo com a Figura 1 na Seção 3.2 o primeiro passo que deve ser feito é avaliar se a série é estacionária. No entanto, observa-se na Figura 13, série da taxa de inadimplência e sua respectiva FAC, tendência de decrescimento na série, o que indica a necessidade de uma diferenciação sucessiva na série para retirar a tendência.

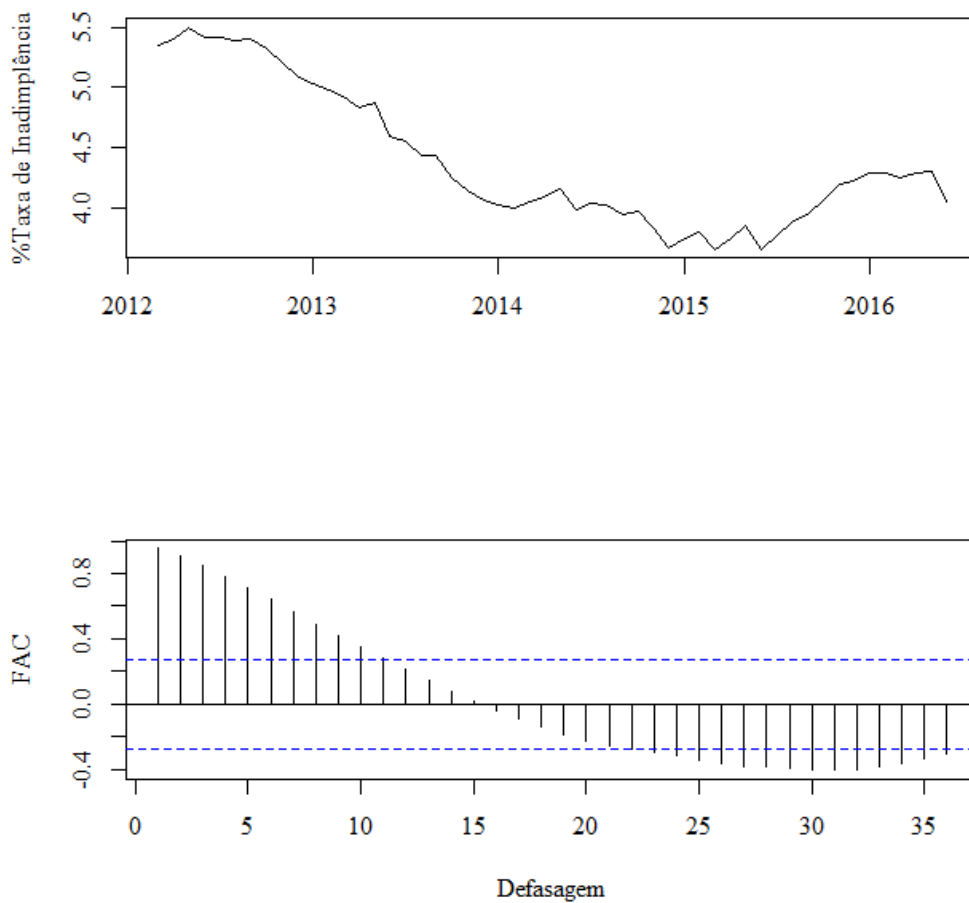


Figura 13 - Série de taxa de inadimplência e sua respectiva FAC

Fonte: R CORE TEAM (2017)

Após diferenciar a série, pode-se observar pela Figura 14 que a tendência foi retirada, mas ao observar as FAC e FACP da série ainda se verifica algumas correlações significativas para ser modeladas. Tanto no FAC quanto no FACP observa-se autocorrelações significativas nas defasagens 3 e 6, isto é, termos de MA (médias móveis) e AR (auto regressivos) podem ser necessários.

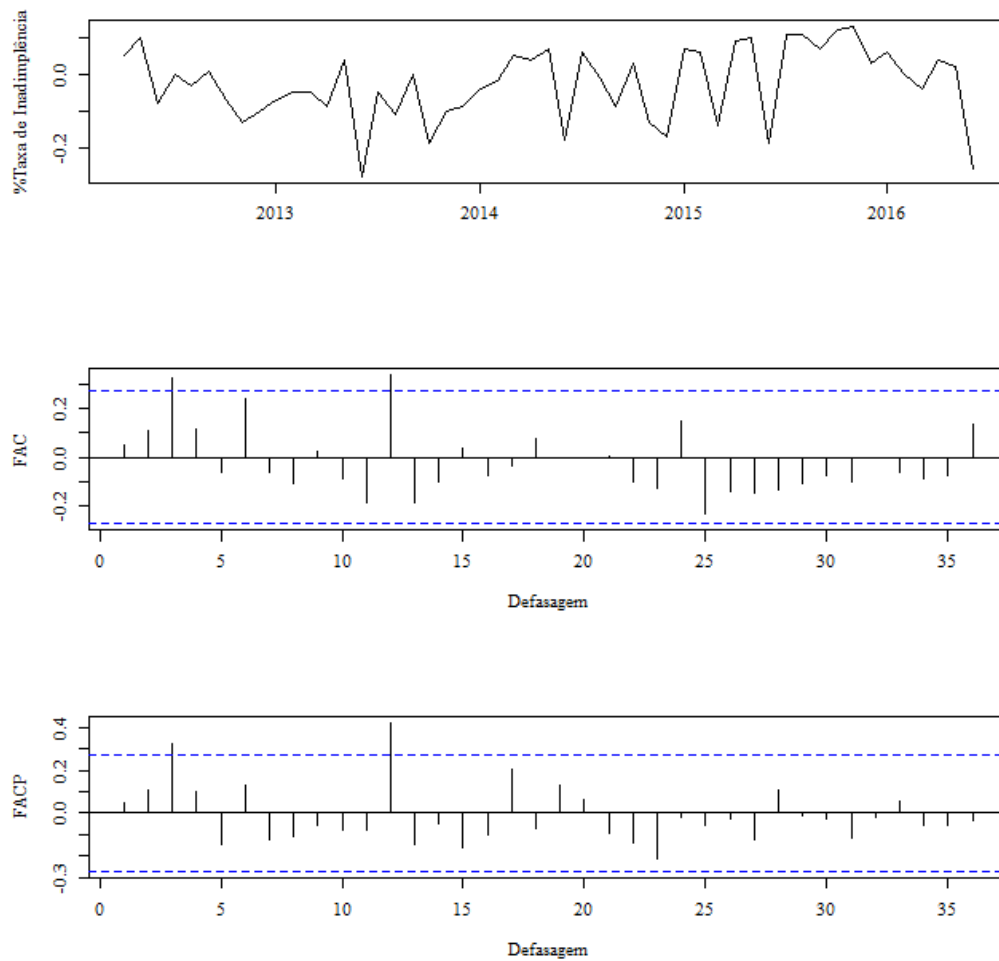


Figura 14 - Série após a diferenciação simples e sua respectiva FAC e FACP

Fonte: R CORE TEAM (2017)

Após sucessivas tentativas, o modelo final ajustado então foi, $ARIMA(0,1,0) \times (0,1,1)_6$, foi modelo ARIMA com uma diferenciação simples e, uma diferenciação sazonal e um termo de MA sazonal na defasagem 6.

De acordo com a definição na Seção 2, o modelo ARIMA ajustado pode ser definido pela seguinte equação,

$$(1 - B)(1 - B^6)Y_t = (1 + \theta_1 B^6)\epsilon_t.$$

A estimativa do parâmetro do modelo, definidos está apresentada na Tabela 1.

Tabela 1 - Estimativa do parâmetro do Modelo ARIMA e o intervalo de confiança assintótico

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Int. de Confiança (95%)	
			Lim. Inf	Lim. Sup
θ_1	-0,7558	0,1743	-1,0974	-0,4142
$\hat{\sigma}^2=0,0088$				

Pela Tabela 1 observa-se o intervalo de confiança do parâmetro estimado não contém o zero, isto é, em nível de 5% de significância, pode-se dizer que a estimativa é significativamente diferente de zero.

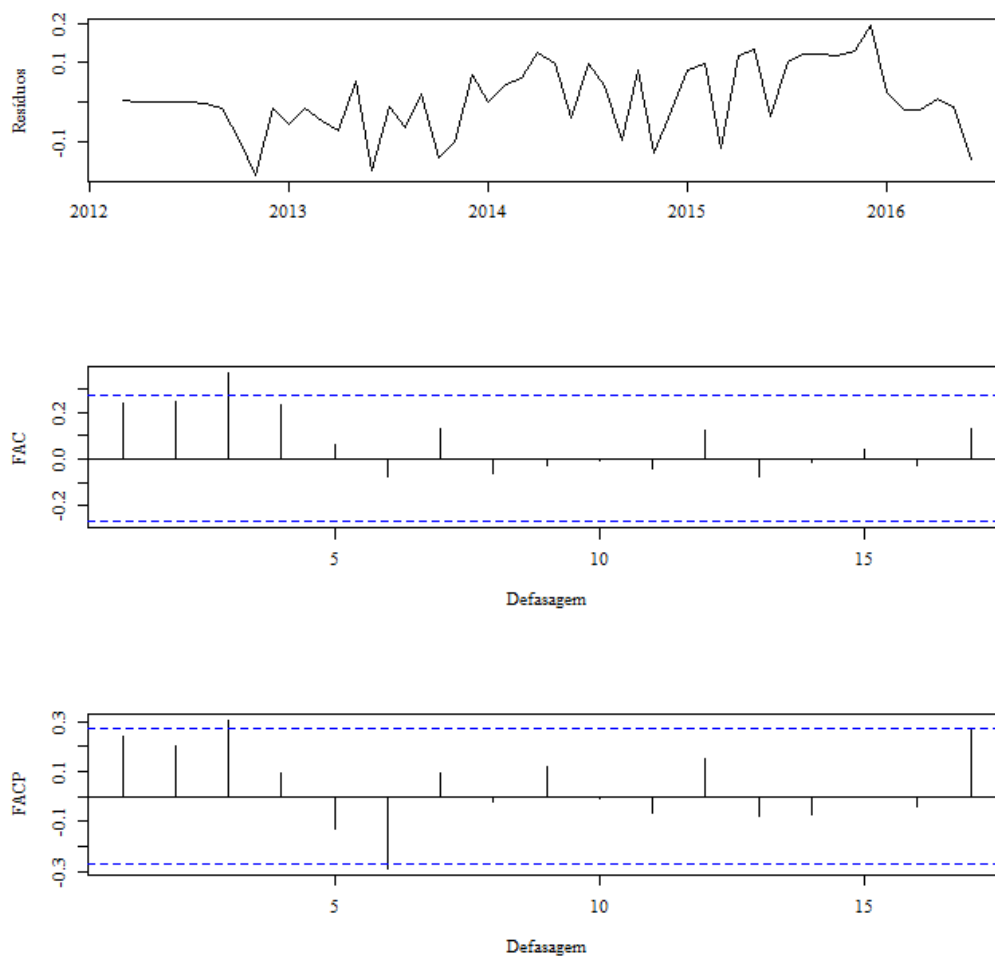


Figura 15 - Resíduos do modelo e sua respectiva FAC e FACP

Fonte: R CORE TEAM (2017)

Na Figura 15, observa-se algumas autocorrelações fora do intervalo de confiança na FAC e FACP residual do modelo 1. Para verificar se essas autocorrelações que constam fora do intervalo de confiança são realmente significativamente diferentes de zero utilizou-se os testes de Box-Pierce e de Ljung-Box, com suas hipóteses formuladas da seguinte forma $H_0: \rho(1) = \rho(2) = \dots = \rho(12) = 0$ vs. $H_0: \rho(k) \neq 0$, sendo $k \in \{1, \dots, 12\}$. Os valores p resultantes desses testes são 0,5167 e 0,2547, respectivamente, logo se conclui, a 5% de nível de significância as autocorrelações residuais são estatisticamente iguais a zero.

Quanto à normalidade dos resíduos, pelo teste de normalidade Shapiro-Wilk's, obteve-se valor p igual a 0,3305, isso significa que a hipótese de normalidade não foi rejeitada, ou seja, a 5 % de nível de significância os resíduos do modelo são distribuídos normalmente. Esses resultados implicam que os resíduos do modelo são estacionários, sendo, portanto, um modelo adequado.

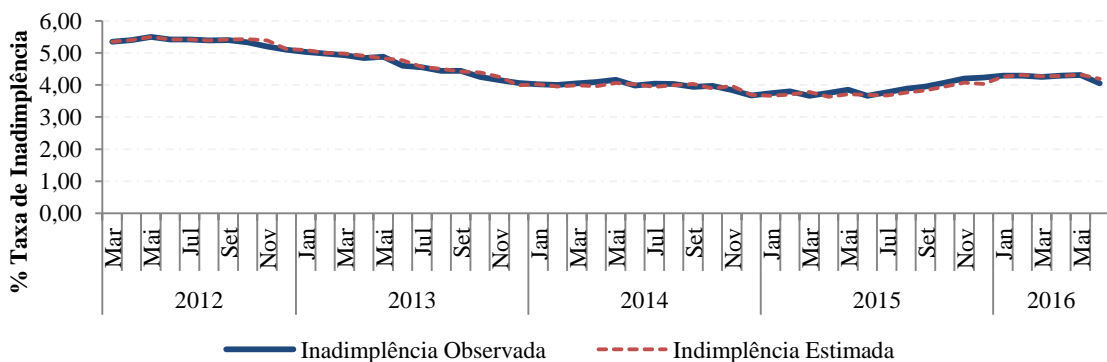


Figura 16 - Ajuste do Modelo – $ARIMA(0,1,0) \times (0,1,1)_6$

Fonte: R CORE TEAM (2017)

Na Figura 16 apresenta-se o ajuste do modelo ARIMA. O erro médio absoluto e a raiz do erro médio quadrático do ajuste são 0,0686 e 0,0872, respectivamente.

O modelo ARIMA estimado da série de taxa de inadimplência é dado pela equação a seguir,

$$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-6} - Y_{t-7} + \epsilon_t - 0,7558\epsilon_{t-6}.$$

4.2 Construção e Validação do Modelo ARIMAX

Seguindo os passos do fluxograma da Figura 2 na Seção 3, deve-se tratar primeiro as séries explicativas. Como ilustradas nas Figuras 4 a 12, todas as séries explicativas mostram algum tipo de tendência, seja crescente ou decrescente, isso implica que há necessidade de aplicar uma diferenciação sucessiva em todas as séries.

As correlações cruzadas das variáveis explicativas com a variável resposta foram analisadas para avaliar a defasagem em que a variável explicativa mais influencia na variável resposta. Após sucessivas tentativas o modelo ARIMAX final ajustado foi

$$W_t = \nabla Y_t = \phi_1 W_{t-12} + \gamma_1 \nabla \text{Ind. Emprego Formal}_{t-3} + \gamma_2 \nabla \text{Taxa de Câmbio}_{t-3} + \gamma_3 \nabla \text{Custo Unitário do Trabalho}_t$$

Tabela 2 - Estimativo do parâmetro do Modelo ARIMAX e o intervalo de confiança assintótico

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Int. de Confiança (95%)	
			Lim. Inf	Lim. Sup
ϕ_1	-0,4038	0,159	-0,7154	-0,0922
γ_1	-0,0724	0,0208	-0,1132	-0,0316
γ_2	0,1877	0,0864	0,0184	0,3570
γ_3	0,0030	0,0015	0,0001	0,0059
$\hat{\sigma}^2=0,0195$				

Pela Tabela 2 observa-se que nenhum dos intervalos de confianças dos parâmetros estimados contém o zero, logo a 5% de nível de significância pode-se dizer que as estimativas são estatisticamente significante diferente de zero.

O teste de Box-Pierce e de Ljung-Box das FAC e FACP residuais resultaram nos valores p, 0,4882 e 0,1519, respectivamente, isto é, a 5% de nível de significância as autocorrelações residuais do modelo ARIMAX são estatisticamente iguais a zero. E quanto ao teste de normalidade dos resíduos, pelo teste de normalidade Shapiro-Wilk's, obteve-se valor p igual a 0,6751, isso significa que a hipótese de normalidade não foi rejeitada, ou seja, a 5 % de nível de significância os resíduos do modelo são distribuídos normalmente. Esses resultados implicam que o resíduo do modelo é estacionário, logo o modelo ajustado é adequado.

Na Figura 17 apresenta-se o ajuste do modelo ARIMAX. O erro médio absoluto e a raiz do erro médio quadrático do ajuste são 0,0499 e 0,0668, respectivamente.

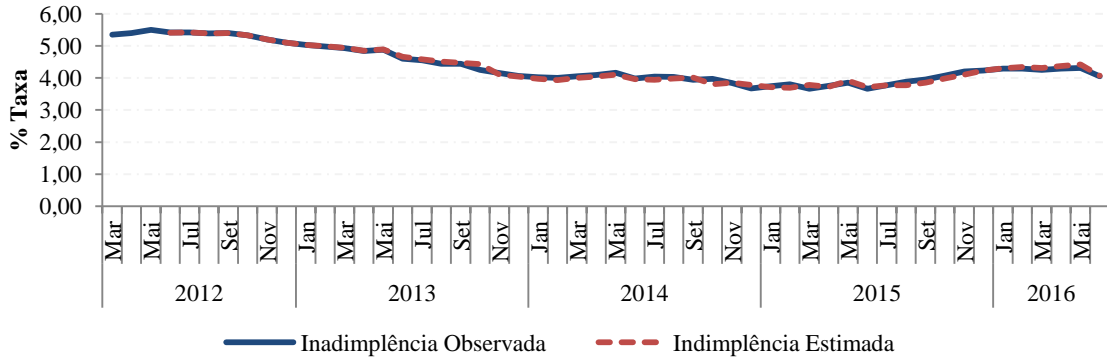


Figura 17 - Ajuste do Modelo ARIMAX

Fonte: R CORE TEAM (2017)

O modelo ARIMAX estimado da série de taxa de inadimplência é dado pela equação a seguir,

$$W_t = \nabla Y_t = -0,4038W_{t-12} - 0,0724\nabla Ind. Emprego Formal_{t-3} + 0,1877\nabla Taxa de Câmbio_{t-3} + 0,0030\nabla Custo Unitário do Trabalho_t.$$

4.3 Previsões dos modelos ARIMA e ARIMAX

Comparando as previsões dos modelos ARIMA e ARIMAX ajustados nos pontos de treinamento (Jul-16 a Mar-17), ao observar a Figura 18 verifica-se que as previsões dos modelos são bem próximas da série original da taxa de inadimplência, mas graficamente ter o jeito de que a previsão do modelo ARIMAX aproxima-se mais da série original do que a previsão do modelo ARIMA. Para verificar se a análise gráfica está correta, foi calculado o erro médio absoluto, raiz do erro médio quadrático dos pontos de previsão, esses resultados estão na Tabela 3.

Ao comparar os erros de ajustes e previsões dos modelos ARIMA e ARIMAX, Tabela 3, verifica-se que os erros do modelo ARIMA são próximos aos erros do modelo SARIMAX, ou seja, tanto os ajustes quanto as previsões são parecidos, contudo, pode-se verificar que no

ajuste o modelo ARIMAX possui erro um pouco menor do que do modelo ARIMA, e na previsão acontece o contrário, o erro é menor no modelo ARIMA nos pontos de treinamento.

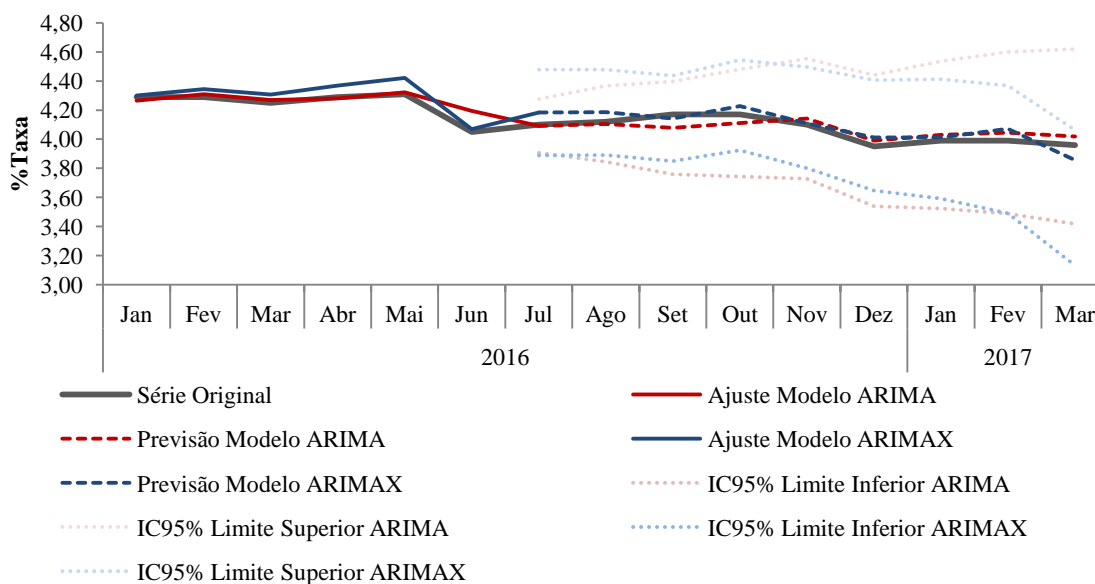


Figura 18 - Previsões da Taxa de Inadimplência do Modelo ARIMA e ARIMAX

Fonte: R CORE TEAM (2017)

Tabela 3 - Erros de Ajuste e Previsão dos modelos ARIMA e ARIMAX

Erros	Modelo ARIMA		Modelo ARIMAX	
	Ajuste	Previsão	Ajuste	Previsão
Erro Absoluto Médio	0,0686	0,0456	0,0499	0,0567
Raiz do Erro Médio Quadrático	0,0872	0,0507	0,0668	0,0635

Apesar dos erros de previsão dos pontos de treinamento do modelo ARIMA ser menores do que do modelo ARIMAX, quando se faz previsão em longo prazo, como se pode observar pelas Figuras 19 e 20. O modelo ARIMAX em longo prazo consegue prever melhor os movimentos de crescimento e decréscimo, já a previsão do modelo ARIMA é praticamente uma linha reta, quase não possui oscilações. É por este motivo que no exercício de teste de estresse será utilizado o modelo ARIMAX para simular o cenário futuro dos próximos 3 anos.

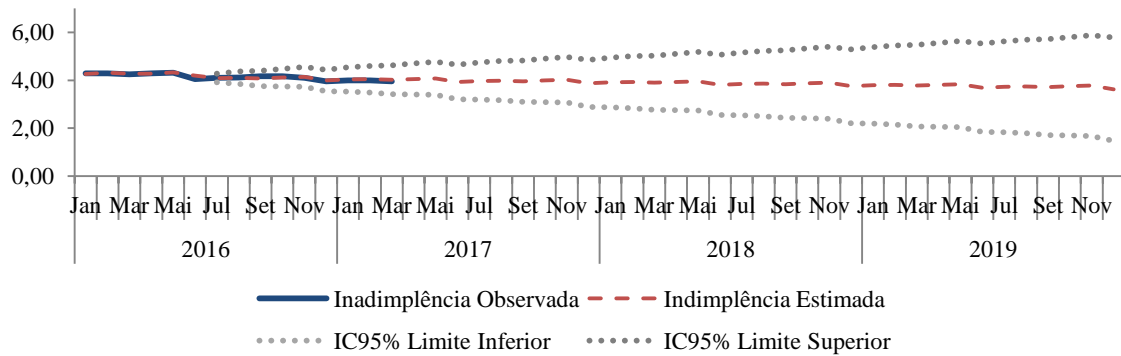


Figura 19 - Previsões da Taxa de Inadimplência do Modelo ARIMA

Fonte: R CORE TEAM (2017)

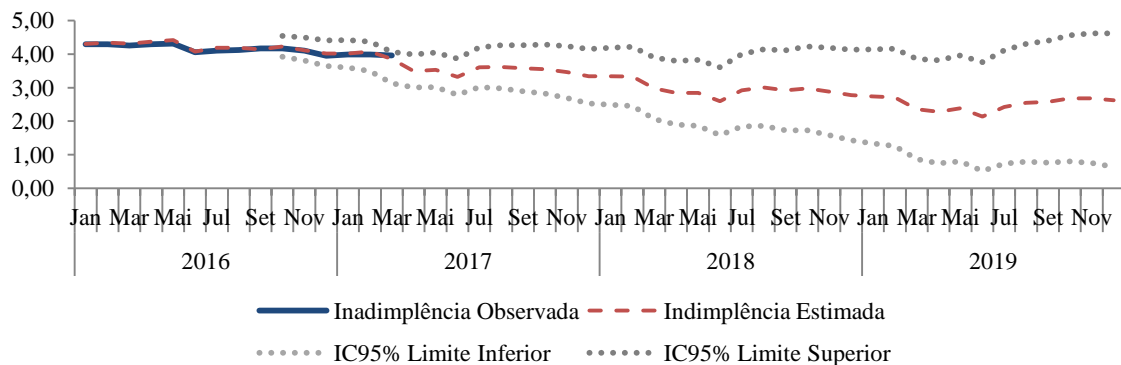


Figura 20 - Previsões da Taxa de Inadimplência do Modelo ARIMAX

Fonte: R CORE TEAM (2017)

4.4 Teste de Estresse

O cenário proposto neste trabalho será baseado em crise econômico-política que o país vem enfrentando desde 2014. (BARUA, 2016) O ano 2014 foi um ano de vários acontecimentos importantes no Brasil, assim como a Copa do Mundo, Reeleição do presidente Dilma Rousseff, revelação dos primeiros resultados da operação Lava-Jato. Nos anos seguintes os escândalos do Brasil não pararam, o que levou a elevação do grau de insatisfação do povo brasileiro pelo sistema político resultando o *impeachment* da presidência, em 12 de maio de 2016 a presidente Dilma foi afastada do seu cargo.

Nos últimos anos o Brasil tem sido protagonista de muitas notícias mundiais o que não resultou os bons olhares dos investidores estrangeiros e das agências de classificação de risco.

Em 2015, as principais agências rebaixaram a classificação de risco do Brasil para categoria de especulação, como mostra na Figura 21. Em no ano 2016 a agência de risco Fitch e S&P rebaixaram mais uma vez a classificação do Brasil e, de acordo com os dados do tesouro nacional, no ano 2017 a classificação de risco do Brasil também não tem melhorado.

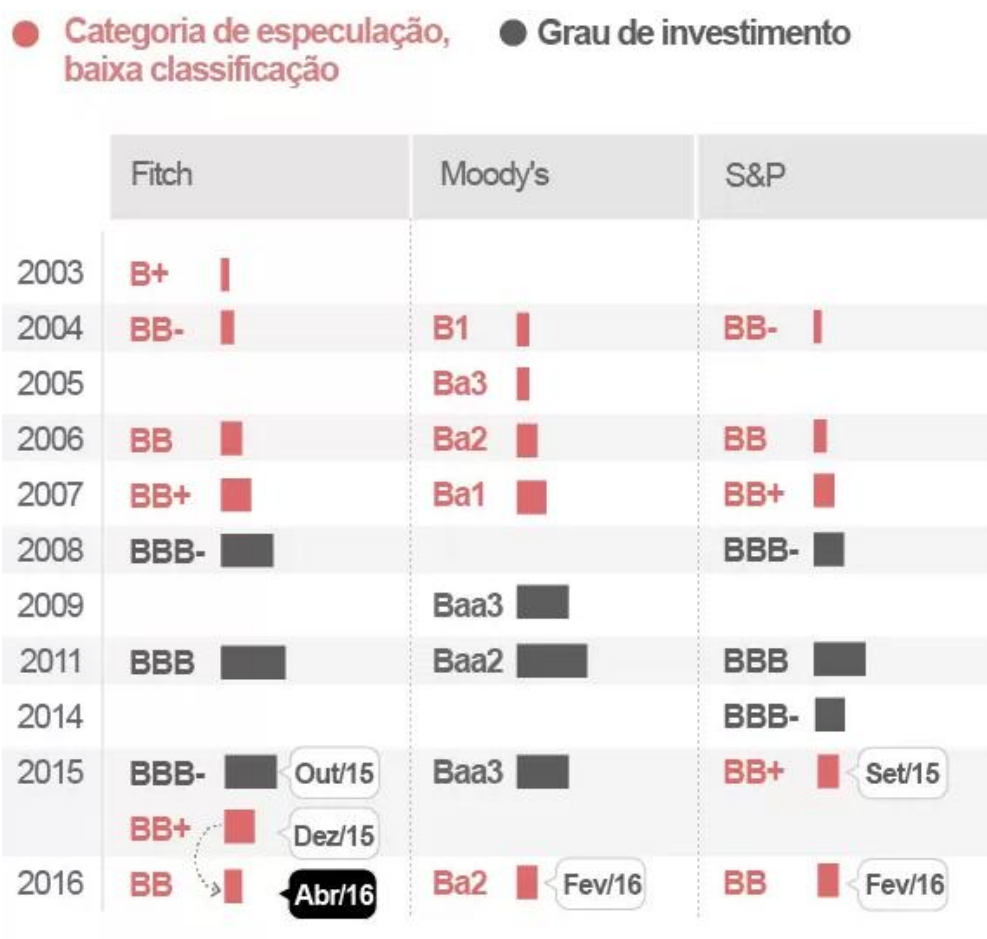


Figura 21 - Histórico da classificação de risco do Brasil das três principais agências de risco

Fonte: G1- Economia (2017)

Um dos sintomas da crise é a forte recessão econômica. O recuo no Produto Interno Bruto (PIB) por mais de um ano consecutivo, a taxa de pessoas desocupadas em constante aumento desde 2015 (Figura 5), o endividamento do governo atingindo a quase 40% do PIB (Figura 8) e o índice de produção também em decréscimo (Figura 9).

No começo deste ano, 2017, a economia brasileira parecia ter se estabilizado até os jornais divulgarem outro novo escândalo político sobre o Brasil, na data 18 de maio de 2017 foi divulgado gravações de o presidente Michel Temer, que supostamente teria incentivado a compra do silêncio do ex-presidente da Câmara Eduardo Cunha, que foi condenado a mais de 15 anos de prisão por corrupção (JORNAL DO BRASIL, 2017). No mesmo dia da divulgação

do escândalo a taxa cambial para compra de dólar fechou em alta a quase R\$3,38 (Figura 22) e o Índice Ibovespa também despencou neste dia, como mostra na Figura 23.

Data	Tipo	Cotações em Real ^{1/}	
		Compra	Venda
11/05/2017	A	3,1553	3,1559
12/05/2017	A	3,1284	3,1290
15/05/2017	A	3,1005	3,1011
16/05/2017	A	3,0918	3,0924
17/05/2017	A	3,1070	3,1076
18/05/2017	A	3,3756	3,3807
19/05/2017	A	3,2872	3,2878
22/05/2017	A	3,2857	3,2863
23/05/2017	A	3,2648	3,2654
24/05/2017	A	3,2623	3,2629
25/05/2017	A	3,2818	3,2824
26/05/2017	A	3,2608	3,2614
29/05/2017	A	3,2703	3,2709
30/05/2017	A	3,2653	3,2659
31/05/2017	A	3,2431	3,2437
01/06/2017	A	3,2301	3,2307
02/06/2017	A	3,2395	3,2401
05/06/2017	A	3,2814	3,2820
06/06/2017	A	3,2811	3,2817
07/06/2017	A	3,2741	3,2747
08/06/2017	A	3,2832	3,2838
09/06/2017	A	3,2734	3,2740

Figura 22 - Taxa cambial do dólar

Fonte: Banco Central (2017)



Figure 23 - Índice Ibovespa

Fonte: B3 – Bovespa (2017)

Baseado nesses dados históricos criou-se um cenário econômico para os próximos três anos do Brasil considerando a crise que o país vem enfrentando que tem sido muito influenciada pela saúde política do Brasil, levando também em consideração que em 2018 é ano de eleição, o que pode ser uma incógnita para a política e economia brasileira.

O primeiro cenário baseado nos dados históricos da inadimplência simulou-se as taxas de inadimplência dos anos 2017, 2018 e 2019 baseando na suposição de que as taxas dos anos 2017 e 2018 terão os mesmos incrementos dos anos 2015 e 2016 em relação a 2014 e, 2018 a taxa permanecerá estática em relação a 2018, os valores bases dos anos sempre levam em consideração a última observação do ano, ou seja, Dezembro. Desta forma tem-se a taxa de inadimplência estressada por este método na Tabela 4.

No segundo cenário simularam-se os valores da taxa de inadimplência para os anos 2017, 2018 e 2019 baseado no modelo ARIMAX ajustado na Seção 4.1 utilizando a função `simulate.Arima()` do *software* R, como está apresentado na Figura 24 e, os valores estressados referentes ao final de cada ano estão apresentados na Tabela 4.

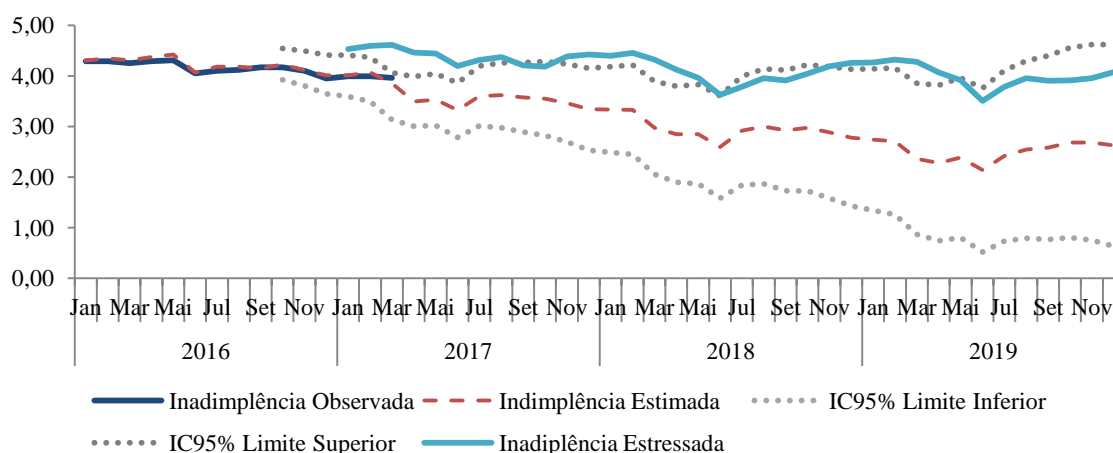


Figura 24 - Taxa de inadimplência estressada a partir da simulação via modelo ARIMAX

Fonte: R CORE TEAM (2017)

Tabela 4 - Taxa de Inadimplência de cenários estressados

Cenário	2017	2018	2019
Adverso baseado no histórico	4,55	4,25	4,25
Adverso Simulado ARIMAX	4,42	4,26	4,07

De acordo com os dados do Bacen, a taxa de inadimplência geral de crédito Pessoa Física fechou-se com taxa de inadimplência geral de crédito a 3,95% em 2016. Os dois cenários simulados mostram que no final de 2017 terá um aumento na taxa de inadimplência

em comparação a 2016, no ano 2018 terá uma pequena queda e, no ano 2019 o cenário baseado no histórico a taxa será estática em relação a 2018 e para o cenário baseado na simulação do modelo ARIMAX, a taxa terá mais uma pequena queda. Contudo, mesmo apresentando queda ou mesmo estabilidade da taxa em 2019, nenhum dos valores estressados caem abaixo de 4%.

Pela Figura 24, pode-se observar que taxa de inadimplência estimada pelo modelo ARIMAX mostra que nos próximos anos terá queda da taxa o que mostra uma expectativa de melhora na economia do país, o que é exatamente ao contrário do cenário estressado que é baseado na recessão da economia brasileira.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

As instituições bancárias que podem ser consideradas como responsáveis pelas principais operações do mercado de crédito tem utilizado a metodologia de *Credit Scoring* para auxiliar na criação da política de crédito dos produtos oferecidos, porém esta metodologia possui a fragilidade de não conseguir se sensibilizar a eventos exógenos por utilizar somente dados históricos dos clientes.

Desta forma neste trabalho foi proposto ajuste de modelos ARIMA e ARIMAX da taxa de inadimplência geral de crédito de pessoas físicas para fazer previsão da taxa de inadimplência diante do cenário econômico negativo que o Brasil. Foi proposto também o teste de estresse, uma prática recomendada pela Basileia III aos bancos, para verificar o comportamento da taxa de inadimplência sob o cenário adverso hipotético.

Os resultados de ajustes dos modelos ARIMA e ARIMAX mostram que os modelos em termos de ajuste são muito próximos, porém para previsão em longo prazo o modelo ARIMAX mostra-se mais sensível à captura de movimentos de crescimento e decréscimo da taxa enquanto a previsão em longo prazo do modelo ARIMA é quase uma reta sem muitas oscilações.

No teste de estresse foi construído um cenário econômico baseado na crise política do Brasil que tem sido motivo de atenção nas mídias internacionais e também das oscilações das bolsas de valores e taxa cambial, resultando na insatisfação do povo brasileiro e também a queda de confiança dos investidores pelo país.

As taxas de inadimplência simuladas no exercício de teste de estresse mostram taxas altas até final de 2019, maior do que 4%, em contrapartida a previsão do modelo ARIMA e ARIMAX mostram queda da taxa, isto é, expectativa de melhora na economia do país.

Com base nos resultados de teste de estresse, é possível auxiliar na criação e manutenção da política de crédito dos próximos anos, suprimindo a fragilidade dos modelos de *Credit Scoring* em situações de cenários adversos como o cenário proposto no teste de estresse.

As políticas de créditos dos bancos devem ser estabelecidas para todos os cenários, tanto positivo quanto negativo. Na situação dos cenários estressados no trabalho, se realmente vir a acontecer o impacto direto será mais na originação de crédito e cobrança de crédito, neste caso na originação as políticas de créditos devem ser mais conservadoras, isto é, o ponto de corte deve ser mais alto e sendo mais rígido nas análises e, na cobrança a estratégia de

recuperação de créditos já devem ser mais agressivos, adiantando as ligações dos clientes e a negativação de crédito devedores, a regra de provisionamento dos devedores duvidosos também devem ser revistas para que os bancos consigam absorver as perdas relacionadas às operações de crédito e preservar o sistema financeiro, garantindo a estabilidade da economia.

Neste trabalho, os modelos ajustados ARIMA e ARIMAX mostram bons resultados de ajustes, mas não foram muito distintas em estudos futuros poderiam diversificar os modelos de séries temporais ajustados buscarem aplicação outros modelos multivariados de séries temporais.

REFERÊNCIAS

ASSAF NETO, A. **Mercado financeiro**. 13. ed. São Paulo: Atlas, 2015.

ALVES, S. D. S.; SOARES, M. M. **Democratização do crédito no Brasil e atuação do Banco Central**. Brasília: Bacen, 2004. Disponível em: < <http://www.bcb.gov.br/htms/public/microcredito/democrat.pdf>>. Acesso em: 19 Fev. 2017.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Recomendações de Basileia** <<http://www.bcb.gov.br/fis/supervisao/basileia.asp>> Data de acesso: 21 Fev. 2017

BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS (BIS). **Principles for sound stress testing practices and supervision**. Basel Committee on Banking Supervision, 2009. <<http://www.bis.org/publ/bcbs147.pdf>> Data de acesso: 28 Fev. 2017

BARONE, F.M. **Políticas públicas de acesso ao crédito como ferramenta de combate à pobreza e inclusão social: o microcrédito no Brasil**. Tese (Doutorado) Programa de Pós-Graduação em Políticas Públicas e Formação Humana (PPFH) da Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ), Rio de Janeiro. 2008

BARUA, A. **Brazil: Yearning for the good times**. Global Economic Outlook, Q2 2016. Disponível em: <<https://dupress.deloitte.com/dup-us-en/economy/global-economic-outlook/2016/q2-brazil.html/>>. Acesso em: 10 junho de 2017

BOX, G. E. P., JENKINS, G. M., REINSEL, G. C. **Times Series Analysis: Forecasting and Control**, 4 ed. New Jersey: Wiley, 2008.

BROWN, K., MOLES, P. **Credit Risk Management**, 3 ed. Edinburgh: Edinburgh Business School, 2014

CHATFIELD, C. **The Analyses of Times Series: An Introduction**. 5 ed. New York: Chapman & Hall, 1996.

CHATFIELD, C. **Time Series Forecasting**. 1 ed. New York: Chapman & Hall, 2001.

CIHAK, M. **Introduction to Applied Stress Testing**. IMF Working Papers n. 07/59, Washington: International Monetary Fund, 2007.

JONES, M. T.; HILBERS, T.; SLACK, G. **Stress Testing Financial Systems: What to Do When the Governor Calls**. IMF Working Paper n. 04/127, Washington: International Monetary Fund, 2004.

JORION, P. **Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk**. 3 Ed. New York: McGraw-Hill, 2006

JORNAL DO BRASIL. **Crise política do Brasil é destaque na mídia internacional**. Disponível em: < <http://www.jb.com.br/pais/noticias/2017/05/18/crise-politica-do-brasil-e-destaque-na-midia-internacional/>>. Acesso em: 10 junho de 2017.

LAMEIRA, V. J. **Uma revisão sobre economia brasileira e o mercado financeiro após o plano real: As mudanças e evolução do mercado de capitais entre 1995 e 2002.** Revista de Contabilidade & Finanças – USP, São Paulo, n.35, p.96 -110, 2004.

LOPES, J. C.; ROSSETTI, J.P. **Economia monetária:** 9. ed. São Paulo: Atlas, 2011

MORETTIN, P. A; TOLOI. C. M. C. **Análise de Séries Temporais.** 1. ed. São Paulo: Edgar Blucher, 2004.

NETER, J., KUTNER, M. H., NACHTSHEIM, C. J., LI, W. **Applied Linear Statistical Models,** 5 e. New York, 2005.

PRAHALAD, C. K. **A Riqueza na base da pirâmide: Como erradicar a pobreza com o lucro.** Porto Alegre: Bookman, 2005.

R CORE TEAM, R: **A language and environment for statistical computing, R Foundation for Statistical Computing,** Vienna, Austria, 2017. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: 30 maio de 2017.

SANTOS, M. D. C.; QUINTAIROS, P. C. R; VIEIRA, E. T. **A intermediação financeira: as linhas de crédito de curto, médio e longo prazo dos bancos comerciais e o BNDES.** Espacios, v. 34, n. 14, p. 16, 2013. <<http://www.revistaespacios.com>>. Data de acesso: 19 Fev. 2017.

TABAK, B. M.; GUERRA, S. M.; MIRANDA, R. C.; SOUZA, S. R. S. **Teste de Estresse para Risco de Liquidez: o caso do sistema bancário brasileiro.** Trabalho para Discussão. Brasília: Bacen, n. 302, p. 1 - 43, 2012.