



Universidade de Brasília

Instituto de Ciências Exatas  
Departamento de Ciência da Computação

# Perdas de Crédito e Ciclos Econômicos no Brasil

Rômulo de Medeiros Palmeira

Dissertação apresentada como requisito parcial para conclusão do  
Mestrado Profissional em Computação Aplicada

Orientador  
Prof. Dr. João Carlos Félix Souza

Brasília  
2019

Ficha catalográfica elaborada automaticamente,  
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Pp Palmeira, Rômulo de Medeiros  
Perdas de Crédito e Ciclos Econômicos no Brasil / Rômulo  
de Medeiros Palmeira; orientador João Carlos Felix Souza.  
- Brasília, 2019.  
130 p.

Dissertação (Mestrado - Mestrado Profissional em  
Computação Aplicada) -- Universidade de Brasília, 2019.

1. risco de crédito. 2. provisão para perdas esperadas  
de crédito. 3. IFRS 9. 4. ciclos econômicos. 5. modelos  
econométricos. I. Souza, João Carlos Felix, orient. II.  
Título.



Universidade de Brasília

Instituto de Ciências Exatas  
Departamento de Ciência da Computação

## Perdas de Crédito e Ciclos Econômicos no Brasil

Rômulo de Medeiros Palmeira

Dissertação apresentada como requisito parcial para conclusão do  
Mestrado Profissional em Computação Aplicada

Prof. Dr. João Carlos Félix Souza (Orientador)  
PPCA/UnB

Prof. Dr. Ricardo Matos Chaim    Prof.a Dr.a Roberta Lira Caneca  
PPCA/UnB                                    Caixa Econômica Federal

Prof.a Dr.a Aletéia Patrícia Favacho de Araújo  
Coordenadora do Programa de Pós-graduação em Computação Aplicada

Brasília, 08 de julho de 2019

# Dedicatória

Este estudo é dedicado aos familiares, amigos, colegas, professores e todos que, de alguma forma, contribuíram para a realização de sonho antigo de capacitação acadêmica no curso de mestrado, após dois anos de muitos desafios (equilíbrio entre trabalho, estudos, família e saúde), grandes conquistas (amizades, rede de contatos, troca de conhecimento/experiências e novas oportunidades profissionais) e algumas frustrações, como o falecimento do meu querido pai em dezembro de 2018, ao qual sou eternamente grato pelo amor e carinho dedicados na minha trajetória pessoal.

# Agradecimentos

A realização deste sonho só foi possível graças à colaboração de pessoas muito especiais na minha vida, como meus pais Mário (*in memoriam*) e Graça, meus irmãos Tony, Átila e Pablo, minha esposa Lucilene, meus filhos Igor e Eric, e muitos outros familiares e amigos. Também destaco o apoio de colegas do Banco do Brasil, como Felipe Fonseca, Lázara Aline, João Vicente, Raphael Firmino, Claudia Ohtoshi, Tiago Eny, Werley Machado, José Alves (Zeca), João Flávio, Helton Andrich, Eduardo Cavalcanti, Adriano Menezes, Fernando Vinhado, Tércio Lopes, André Maranhão, Paulo Alvarenga e Elaine Santos. A colega Roberta Caneca, da Caixa Econômica Federal, e a doutora Fabiana Alves, que foi minha orientadora na AEUDF, tiveram papéis fundamentais neste trabalho, pelas críticas e sugestões para melhoria da pesquisa, e merecem todo meu respeito, admiração, carinho e eterna gratidão. Da turma do PPCA da UnB de 2017, destaco a força e o incentivo de colegas como Heloise, Ana Cristina, Frank, Anderson, Ítalo, Renan, Sérgio, Felipe Rezende e outros tantos. Ao professor Joca, agradeço pelas orientações, paciência e confiança. E finalmente, luz e força de Deus para superar os desafios e cumprir importante etapa da minha vida pessoal e profissional.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES), por meio do Acesso ao Portal de Periódicos.

# Resumo

O risco de crédito nos bancos ganhou maior relevância após a crise financeira internacional de 2008 que, entre outros, motivou a publicação da norma IFRS 9 em 2014. Foram definidas novas regras para o processo de mensuração e contabilização das perdas de crédito esperadas, que passaram a ter que apresentar visão prospectiva, baseada em previsões macroeconômicas e maior entendimento da influência dos ciclos econômicos no risco de crédito. Neste estudo, foi desenvolvido modelo econométrico de séries temporais, com dados de um grande banco brasileiro, para estimar as perdas de crédito condicionadas aos ciclos econômicos no Brasil. Os resultados indicaram que as melhores variáveis para este propósito são inadimplência no SFN, saldo de crédito e hiato do produto.

**Palavras-chave:** *risco de crédito, provisão para perdas esperadas de crédito, IFRS 9, ciclos econômicos, modelos econométricos.*

# Abstract

. The credit risk at banks became more relevant after the 2008 international financial crisis, which led, among others, to the publication of IFRS 9 in 2014. New rules were established for the process of measuring and accounting for expected credit losses, which had to present a prospective view, based on macroeconomic forecasts and a better understanding of the influence of economic or business cycles on credit risk. In this study, an econometric model of time series was developed, using data from a large brazilian bank to estimate credit losses conditioned to economic cycles in Brazil. The results indicated that the best variables for this purpose are the national defaults, the total credit balance and the economic growth gap.

**Keywords:** *credit risk, provisions for expected credit losses, IFRS 9, economics or business cycles, econometrics models.*

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>1</b>
1.1	Contextualização e Motivação . . . . .	1
1.2	Definição do Problema . . . . .	3
1.3	Justificativa e Importância . . . . .	4
1.4	Contribuições Esperadas . . . . .	5
1.5	Objetivos . . . . .	5
1.5.1	Objetivo Geral . . . . .	5
1.5.2	Objetivos Específicos . . . . .	5
1.6	Metodologia . . . . .	6
1.7	Estrutura da Pesquisa . . . . .	6
<b>2</b>	<b>Referencial Teórico</b>	<b>7</b>
2.1	Risco de Crédito . . . . .	7
2.2	Provisão para Perdas de Crédito . . . . .	8
2.3	IFRS 9 Relatórios Financeiros . . . . .	9
2.4	Ciclos Econômicos . . . . .	11
<b>3</b>	<b>Revisão Sistemática de Literatura</b>	<b>14</b>
3.1	Risco de Crédito e Ciclos Econômicos . . . . .	15
3.2	Provisão para Créditos de Liquidação Duvidosa . . . . .	16
3.3	IFRS 9 Perdas de Crédito Esperadas . . . . .	18
<b>4</b>	<b>Metodologia</b>	<b>20</b>
4.1	Principais Atividades . . . . .	20
4.2	Descrição Geral dos Modelos Econométricos . . . . .	24
4.2.1	Modelos de Regressão Linear Simples e Múltipla . . . . .	24
4.2.2	Modelos Não Lineares . . . . .	24
4.2.3	Modelos Dinâmicos ou de Defasagens Distribuídas . . . . .	25
4.2.4	Regressão com Dados de Séries Temporais . . . . .	25
4.3	Estudo de Caso . . . . .	26



4.4	Modelo Econométrico Indicado para o Banco do Brasil . . . . .	27
<b>5</b>	<b>Bases de Dados</b>	<b>28</b>
5.1	Limitações de Dados dos Bancos . . . . .	28
5.2	Perdas de Crédito dos Bancos . . . . .	29
5.3	Ciclos Econômicos no Brasil . . . . .	30
5.4	Coleta e Tratamento das Bases de Dados e Variáveis . . . . .	30
5.4.1	Análise Descritiva . . . . .	31
5.4.2	Tratamento dos Dados . . . . .	52
5.4.3	Transformação de Variáveis . . . . .	52
<b>6</b>	<b>Modelos Econométricos</b>	<b>60</b>
6.1	Técnicas e Modelos Sugeridos . . . . .	60
6.2	Premissas dos Modelos de Regressão e de Séries Temporais . . . . .	61
6.3	Séries Temporais - Processos Estacionários . . . . .	62
6.4	Séries Temporais - Cointegração . . . . .	63
6.5	Modelos Dinâmicos ou de Defasagens Distribuídas . . . . .	64
6.6	Avaliação e Seleção de Modelos . . . . .	64
<b>7</b>	<b>Resultados</b>	<b>66</b>
7.1	Testes de Modelos Econométricos . . . . .	66
7.2	Regressão Linear . . . . .	68
7.2.1	Simplex e Múltipla . . . . .	68
7.2.2	Análises de Sentido Econômico, Resíduos e Multicolinearidade . . . . .	69
7.2.3	Método Stepwise . . . . .	69
7.2.4	Transformação nas Variáveis . . . . .	70
7.2.5	Modelos Dinâmicos ou de Defasagens Distribuídas . . . . .	71
7.3	Séries Temporais . . . . .	72
7.3.1	Processos AR, MA e ARMA . . . . .	72
7.3.2	Diferenciação e Correlação Serial . . . . .	73
7.3.3	Heteroscedasticidade e Autocorrelação . . . . .	73
7.3.4	Previsões Dinâmicas, Estáticas e com Tendência/Sazonalidade . . . . .	73
7.3.5	Previsões Dentro e Fora da Amostra . . . . .	74
7.3.6	Previsão com Variáveis Dependentes Defasadas . . . . .	75
7.3.7	Previsão com Processos ARMA . . . . .	75
7.4	Validação Final dos Modelos Testados . . . . .	76
7.5	Avaliação das Previsões de Perdas de Crédito . . . . .	76
7.5.1	Banco do Brasil . . . . .	76

7.5.2 Bradesco . . . . .	82
<b>8 Conclusões</b>	<b>88</b>
<b>Referências</b>	<b>91</b>
<b>Apêndice</b>	<b>97</b>
<b>A Descrição das Variáveis</b>	<b>98</b>
A.1 Dados do BB e do Bradesco . . . . .	98
A.2 Indicadores Macroeconômicos do Brasil . . . . .	99
A.2.1 PIB, Hiato do Produto e Ciclos Econômicos . . . . .	99
A.2.2 Crédito no SFN . . . . .	100
A.2.3 Inflação . . . . .	101
A.2.4 Comércio Varejista . . . . .	101
A.2.5 Emprego e Desemprego . . . . .	101
A.2.6 Faturamento da Indústria . . . . .	102
A.2.7 Taxa de Juros . . . . .	102
<b>B Métricas dos Modelos Estatísticos</b>	<b>103</b>
B.1 Acurácia . . . . .	103
B.2 Normalidade dos resíduos . . . . .	104
B.3 Autocorrelação dos resíduos . . . . .	104
B.4 Heterocedasticidade dos resíduos . . . . .	104
B.5 Especificação do modelo e heterocedasticidade dos resíduos . . . . .	105
B.6 Cointegração e Estacionariedade dos resíduos . . . . .	105
<b>C Testes dos Modelos Econométricos</b>	<b>106</b>
C.1 Tabelas e Gráficos Complementares . . . . .	106
C.2 Desempenho dos Modelos Bradesco . . . . .	126
C.3 Especificações dos Modelos BB e Bradesco . . . . .	130

# Lista de Figuras

2.1	Breve Histórico da Norma IFRS 9 . . . . .	9
2.2	Evolução do PIB Brasileiro (Fonte: CODADE) . . . . .	13
4.1	Estrutura Simplificada da Metodologia de Pesquisa . . . . .	21
4.2	Principais Abordagens de Modelagem . . . . .	23
5.1	Evolução das Perdas de Crédito - BB e Bradesco . . . . .	29
5.2	Carteira de Crédito BB . . . . .	32
5.3	Perdas de Crédito BB . . . . .	33
5.4	Provisão de Crédito BB . . . . .	33
5.5	Carteira de Crédito SFN . . . . .	35
5.6	Desemprego no Brasil . . . . .	36
5.7	Admissões, Demissões e Saldos de Pessoas Empregadas . . . . .	37
5.8	Índice de Emprego . . . . .	38
5.9	Faturamento no Brasil . . . . .	39
5.10	Inadimplência SFN . . . . .	40
5.11	Cheques Sem Fundos e Consultas SPC . . . . .	40
5.12	Faturamento no Brasil . . . . .	41
5.13	Inflação no Brasil . . . . .	42
5.14	PIB no Brasil - Índice . . . . .	43
5.15	PIB no Brasil - Variação Percentual . . . . .	44
5.16	PIB no Brasil - Valor . . . . .	44
5.17	PIB no Brasil - Hiato . . . . .	45
5.18	Vendas no Brasil . . . . .	46
5.19	Taxa de Juros Selic . . . . .	47
5.20	Perdas BB e Crédito/Provisão do SFN . . . . .	49
5.21	Perdas BB e Emprego/Desemprego . . . . .	50
5.22	Perdas BB, Faturamento e Inadimplência no SFN . . . . .	51
5.23	Perdas BB e Inflação . . . . .	54
5.24	Perdas BB e PIB Índice . . . . .	55

5.25	Perdas BB e PIB Variação % . . . . .	56
5.26	Perdas BB e PIB Valor/Hiato . . . . .	57
5.27	Perdas BB e Vendas/Selic . . . . .	58
7.1	Resíduos Modelo Perdas BB . . . . .	78
7.2	Resíduos Modelo Perdas BB - Teste Jarque-Bera . . . . .	79
7.3	Estacionariedade Resíduos Modelo Perdas BB . . . . .	79
7.4	Previsões de Perdas de Crédito do Banco do Brasil . . . . .	81
7.5	Previsões de Perdas de Crédito do Bradesco . . . . .	87
C.1	Resíduos Regressão Perdas - Log das Variáveis . . . . .	107
C.2	Correlograma do Modelo de Perdas com ARMA(3,3) . . . . .	117
C.3	Previsão das Perdas - Amostra Teste . . . . .	117
C.4	Precisão das Perdas - Amostra Total . . . . .	119
C.5	Previsão das Perdas - Avaliação . . . . .	120
C.6	Previsão das Perdas - Avaliação . . . . .	120
C.7	Previsão das Perdas - Variável Defasada . . . . .	121
C.8	Previsão das Perdas - Dinâmica e Estática . . . . .	122
C.9	Previsão das Perdas - Dinâmica AR . . . . .	123
C.10	Previsão das Perdas - Estática AR . . . . .	123
C.11	Previsão das Perdas - Dinâmica MA . . . . .	123
C.12	Previsão das Perdas - Estática MA . . . . .	124
C.13	Resíduos Modelo Perdas Bradesco . . . . .	126

# Lista de Tabelas

2.1	Perda Esperada IFRS 9 . . . . .	10
2.2	Cronologia dos Ciclos Brasileiros . . . . .	12
5.1	Estatísticas da Carteira de Crédito do BB (R\$ milhões) . . . . .	34
5.2	Estatísticas da Carteira de Crédito do SFN (R\$ milhões e %) . . . . .	36
5.3	Estatísticas de Desemprego (%) . . . . .	37
5.4	Estatísticas de Emprego (Quantidade e %) . . . . .	39
5.5	Estatísticas de Faturamento e Inadimplência (Índice, %, valor e número) . . . . .	42
5.6	Estatísticas de Inflação (%) . . . . .	43
5.7	Estatísticas de PIB e Hiato (Índice e %) . . . . .	45
5.8	Estatísticas de Vendas e Selic (Índice e %) . . . . .	48
5.9	Correlação entre Variáveis . . . . .	59
6.1	Avaliação das Técnicas/Modelos Sugeridos . . . . .	61
6.2	Métricas de Desempenho por Modelo Estatístico . . . . .	65
7.1	Modelo de Perdas de Crédito do BB e Ciclos Econômicos no Brasil . . . . .	77
7.2	Correlação Resíduos Modelo Perdas BB . . . . .	80
7.3	Correlograma Resíduos Modelo Perdas BB . . . . .	81
7.4	Heterocedasticidade Resíduos Modelo Perdas BB . . . . .	82
7.5	Multicolinearidade Modelo Perdas BB . . . . .	83
7.6	Estacionariedade Modelo BB - Com Intercepto/Tendência . . . . .	84
7.7	Estacionariedade Modelo BB - Resíduos . . . . .	85
7.8	Previsões das Perdas de Crédito do BB . . . . .	85
7.9	Desempenho dos Modelos de Perdas de Crédito do BB . . . . .	86
7.10	Previsões das Perdas de Crédito do Bradesco . . . . .	86
C.1	Regressão Perdas e PIB Índice . . . . .	106
C.2	Regressão Perdas e PIB Variação . . . . .	107
C.3	Regressão Perdas e PIB Valor . . . . .	108
C.4	Regressão Perdas e Hiato do Produto . . . . .	108

C.5	Regressão Perdas e Crédito/Provisão/Desemprego . . . . .	109
C.6	VIF Crédito/Provisão/Desemprego . . . . .	109
C.7	Regressão Perdas - Stepwise Forwards . . . . .	110
C.8	Regressão Perdas - Stepwise Backwards . . . . .	110
C.9	Regressão Perdas - Log das Variáveis . . . . .	111
C.10	Regressão Perdas e Variáveis Seleccionadas . . . . .	111
C.11	Regressão Perdas e Variáveis Seleccionadas . . . . .	112
C.12	Regressão Log Perdas - Correlograma . . . . .	112
C.13	Regressão Log Perdas - Heterocedasticidade . . . . .	113
C.14	Regressão Log das Perdas com AR(3) . . . . .	114
C.15	Regressão Log das Perdas com MA(3) . . . . .	115
C.16	Regressão Log das Perdas com ARMA(3,3) . . . . .	116
C.17	Regressão com Variáveis Diferenciadas . . . . .	116
C.18	Teste White - Homocedasticidade dos Resíduos . . . . .	118
C.19	Regressão das Perdas com Tendência e Sazonalidade . . . . .	118
C.20	Regressão das Perdas com Amostra de Estimativa . . . . .	119
C.21	Regressão das Perdas com Amostra de Estimativa . . . . .	120
C.22	Regressão das Perdas com Variável Defasada . . . . .	121
C.23	Regressão das Perdas com Processos AR . . . . .	122
C.24	Regressão das Perdas com Processos MA . . . . .	124
C.25	Estacionariedade Modelo BB - Sem Intercepto/Tendência . . . . .	125
C.26	Modelo de Perdas de Crédito do Bradesco e Ciclos Econômicos no Brasil .	126
C.27	Correlação Resíduos Modelo Perdas Bradesco . . . . .	127
C.28	Correlograma Resíduos Modelo Perdas Bradesco . . . . .	127
C.29	Heterocedasticidade Resíduos Modelo Perdas Bradesco . . . . .	128
C.30	Multicolinearidade Modelo Perdas Bradesco . . . . .	128
C.31	Estacionariedade Modelo Bradesco - Resíduos . . . . .	129
C.32	Desempenho dos Modelos de Perdas de Crédito do Bradesco . . . . .	129

# Lista de Abreviaturas e Siglas

**ABNT** Associação Brasileira de Normas Técnicas.

**AC** Autocorrelation.

**ADF** Augmented Dickey-Fuller.

**AIC** Akaike Information Criterion.

**AR** Auto Regressive.

**Bacen** Banco Central do Brasil.

**BCBS** Basel Committee on Banking Supervision.

**BIS** Bank for International Settlements.

**CEF** Caixa Econômica Federal.

**CMN** Conselho Monetário Nacional.

**CNI** Confederação Nacional da Indústria.

**CODACE** Comitê de Datação dos Ciclos Econômicos.

**Cosif** Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional.

**DW** Durbin-Watson.

**EAD** Exposure at Default.

**FGV** Fundação Getúlio Vargas.

**FSB** Financial Stability Board.

**GA** Google Acadêmico.

**GLM** Generalized Linear Model.

**IAS** International Accounting Standards.

**IASB** International Accounting Standards Board.

**IBGE** Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

**IFRS** International Financial Reporting Standards.

**ISO** International Organization for Standardization.

**LGD** Loss Given Default.

**MA** Moving Average.

**MAE** Mean Absolute Error.

**MAPE** Mean Absolute Percentage Error.

**NBER** National Bureau of Economic Research.

**PAC** Partial Correlation.

**PCLD** Provisão para Créditos de Liquidação Duvidosa.

**PD** Probability of Default.

**PE** Perda Esperada.

**PIB** Produto Interno Bruto.

**REB** Relatório de Economia Bancária.

**RMSE** Root Mean Squared Error.

**SAS** Statistical Analysis System.

**SFN** Sistema Financeiro Nacional.

**SIC** Schwarz Information Criterion.

**SPC** Serviço de Proteção ao Crédito.

**TEMAC** Teoria do Enfoque Meta Analítico Consolidado.



**VAR** Vector Auto Regression.

**VECM** Vector Error Correction Model.

**VIF** Variance Inflation Factors.

**WoS** Web of Science.

# Capítulo 1

## Introdução

### 1.1 Contextualização e Motivação

Diante das diversas instabilidades econômicas, políticas e sociais que vem sendo observadas no mundo, com naturezas e dimensões cada vez mais dinâmicas e complexas, vem crescendo a importância da gestão de riscos e crises nas organizações. No mercado de bancos, fundos e seguradoras, o gerenciamento de riscos se tornou uma função central, de acordo com Souza (2018) [1]. Particularmente no segmento bancário, um tema que continua relevante neste contexto é a gestão do risco de crédito, especialmente após a última grande crise financeira internacional de 2008, iniciada nos Estados Unidos e estendida para diversos países, inclusive o Brasil, que registrou recessão econômica em 2009 (Cunha, 2011) [2].

Buscando garantir maior estabilidade no mercado financeiro e mitigação de novas crises, houve nos últimos anos mudanças na regulação internacional e brasileira sobre a gestão do risco de crédito e da contabilidade nas instituições financeiras, com destaque para novas normas e melhores práticas recomendadas por órgãos reguladores e supervisores da indústria bancária, como o Comitê de Basileia para Supervisão Bancária (BCBS) [3], o Comitê Internacional de Padrões Contábeis (IASB) [4] e o Banco Central do Brasil (Bacen) [5]. Segundo Souza (2018) [1], as atividades bancárias e seus riscos estão sujeitos a um amplo conjunto de regras, e a avaliação dos ativos, passivos e resultados está sujeita às normas contábeis.

A Resolução nº 3.786 do Conselho Monetário Nacional (CMN) [6], publicada em 2009, determina que as instituições financeiras divulguem anualmente as demonstrações contábeis consolidadas, adotando o padrão contábil internacional conforme os pronunciamentos emitidos pelo IASB [4], órgão que possui autoridades na área de contabilidade das 20 maiores economias mundiais. Essa resolução é considerada a primeira medida de convergência

da regulação brasileira aos novos requerimentos internacionais de contabilidade para os bancos, pois as normas atuais ainda não convergiram totalmente aos padrões do IASB.

Em 2014 foi publicado pelo IASB [4] o Padrão Internacional de Relatórios Financeiros - Instrumentos Financeiros (IFRS 9) [7], norma que trouxe grandes desafios para os bancos internacionais e brasileiros, especialmente na melhoria da gestão do risco de perdas envolvendo negócios e operações de crédito, como empréstimos e financiamentos. Caneca (2015) [8] afirma que a norma IFRS 9 modificou substancialmente a metodologia de provisão para perdas com créditos, em relação ao disposto na (IAS 39) - Instrumentos Financeiros, que foi revogada e substituída pela IFRS 9, recomendando que as instituições financeiras reconheçam nos balanços perdas esperadas e não apenas perdas incorridas.

No Brasil, a norma atual de provisão para perdas de crédito dos bancos está descrita na Resolução CMN nº 2.682/1999 [9], e define critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa, baseadas em níveis de risco estabelecidos a partir da análise de informações qualitativas e quantitativas do devedor e das operações realizadas, caracterizando assim um modelo baseado predominantemente em perdas incorridas.

Outra importante inovação normativa para o mercado financeiro nacional foi a publicação em 2017 da Resolução CMN nº 4.557 [10], que dispõe sobre a estrutura de gerenciamento de riscos e destaca em seu artigo 6º, inciso I, que a instituição deve identificar, mensurar, avaliar, monitorar, reportar, controlar e mitigar o risco de crédito. Nos artigos 21 e 23 da referida resolução tem as definições para o risco de crédito e as exigências adicionais para a estimação das perdas esperadas e dos respectivos níveis de provisionamento.

Uma das medidas mais importantes para a gestão dos riscos, e também dos resultados nos bancos, como mostram os estudos de Caneca (2015) [8], Araújo (2018) [11] e Niyama (2001) [12], é a provisão para perdas de crédito, pois representa a alocação de recursos em forma de despesas para cobrir possíveis prejuízos em operações de difícil recuperação em caso de inadimplência dos clientes, situação geralmente avaliada com predomínio de uma visão retrospectiva de acontecimentos passados, como por exemplo o histórico de perdas ocorridas nos créditos concedidos aos clientes. Portanto, o provisionamento contra perdas tem impactos no gerenciamento do risco de crédito e dos lucros das instituições financeiras.

Entretanto, as últimas crises financeiras vem mostrando a necessidade de aperfeiçoar os modelos atuais de provisão, baseados em perdas incorridas ou observadas para uma abordagem com visão prospectiva das perdas esperadas de crédito, considerando por exemplo as oscilações da atividade produtiva nos períodos de expansão e recessão da economia, conhecidas como ciclos econômicos ou de negócios, como fator importante para as estimativas de perdas ou prejuízos dos bancos nas operações de crédito, conforme apontam

os estudos de Chianamea (2005) [13], Marins (2013) [14], Borio (2017) [15] e Abad (2018) [16]. Os pontos principais dessa discussão são a necessidade das instituições financeiras garantirem recursos contra perdas de crédito em períodos recessivos e a redução dos efeitos da restrição do crédito na recuperação da atividade econômica.

É importante destacar, no contexto das discussões e dos desafios para a convergência do Brasil aos novos padrões contábeis de IFRS 9, a relevância do risco de crédito no Sistema Financeiro Nacional (SFN), pois segundo o Bacen [17], a maior quantidade das carteiras dos bancos está classificada em crédito imobiliário, crédito geral, financiamento, investimento e arrendamento mercantil, indicando que o risco de perda mais representativo é o de crédito.

## 1.2 Definição do Problema

A norma IFRS 9 [7] recomenda que os bancos utilizem cenários macroeconômicos nas estimativas de perdas esperadas de crédito, e isso está demandando maiores esforços das instituições financeiras para adequação do processo de modelagem do risco de crédito e das provisões para a cobertura das perdas, como apontam diversos estudos ([18], [19], [20], [21], [22]), [23], [24], [25], [26], [27] e [28]). Por exemplo, os bancos devem divulgar seus métodos de modelagem da perda esperada e o julgamento da administração sobre insumos e premissas utilizados, os quais vem exigindo melhorias significativas nos dados, sistemas, modelos quantitativos e governança das instituições financeiras.

O Banco do Brasil (BB) [29] possui processo de provisão para créditos de liquidação duvidosa baseado na Resolução CMN 2.682/1999 [9], sendo que este provisionamento leva em consideração modelos de risco de crédito desenvolvidos com informações do cliente e das operações realizadas. Tais modelos utilizam principalmente dados internos observados na carteira de crédito em um determinado período, isto é, um processo com bastante dependência de acontecimentos passados e que muitas vezes não contempla projeções de cenários econômicos nas estimativas de perdas de crédito.

Como a norma IFRS 9 recomenda a utilização de cenários macroeconômicos na provisão de créditos contra perdas e esse processo no BB considera mais informações observadas do que previstas, especialmente em relação à conjuntura econômica futura, há necessidade de aprimoramento na instituição do modelo de perdas esperadas de crédito em função dos ciclos econômicos no Brasil.

### 1.3 Justificativa e Importância

O Sistema Financeiro Nacional (SFN)[30] é formado por órgãos normativos, supervisores e operadores que atuam no mercado de moeda, crédito, capitais, câmbio, seguros privados e previdência privada. Particularmente o mercado de crédito possui papel relevante no crescimento e desenvolvimento econômico brasileiro, por ser um agente intermediário entre poupadores e consumidores de recursos financeiros, através da realização de operações de crédito, como por exemplo empréstimos e financiamentos contratados por pessoas físicas e empresas nas instituições financeiras (Beck, 2000) [31].

Como agentes intermediários de recursos, as instituições financeiras se expõem a riscos de perdas nas operações de crédito em razão da possibilidade dos clientes descumprirem com as obrigações contratadas, podendo gerar prejuízos que impactam os resultados dos bancos e, dependendo da importância da instituição no mercado, provocar crises nos sistemas financeiro e econômico (Cunha, 2011) [2]. Por isso, os órgãos normativos e supervisores como os bancos centrais agem regulando e fiscalizando os operadores representados pelas instituições financeiras, as quais devem cumprir as normas regulatórias e melhorar seus processos, modelos, técnicas e ferramentas de gestão dos riscos e negócios.

A norma IFRS 9 introduziu, dentre diversas mudanças na contabilidade financeira, uma nova abordagem para o reconhecimento de perdas de crédito esperadas, as quais devem ser baseadas em condições macroeconômicas prospectivas e podem ajudar a aperfeiçoar a gestão do risco de crédito dos bancos, aumentar a transparência e a eficácia da disciplina de mercado e melhorar a estabilidade financeira (Frykström, 2018) [32].

O Bacen publicou o Edital de Consulta Pública nº 60/2018 [33], com proposta sobre os critérios para a constituição de provisão para perdas esperadas associadas ao risco de crédito pelas instituições financeiras, a qual deve substituir em parte a Resolução CMN 2.682/1999[9]. A vigência de nova resolução sobre o assunto não foi definida pelo CMN, em função das complexidades e dos impactos da norma IFRS 9 no SFN.

Entretanto, o BB já vem adequando sua estrutura organizacional às normas IFRS 9 do IASB [4], para que o banco esteja melhor preparado quando a nova resolução passar a vigorar. Neste sentido e tendo por base a proposta da Consulta Pública nº 60/2018, diversos estudos e trabalhos estão sendo desenvolvidos no BB, com destaque para a melhoria na gestão do risco de crédito através da utilização de modelos prospectivos de perdas esperadas de crédito que incorporem os cenários econômicos.

Cabe destacar também a relevância do mercado de crédito para a economia brasileira e a importância do banco neste segmento, pois segundo dados do Bacen [17] e do BB [34], o saldo da carteira de crédito no SFN alcançou R\$ 3,267 trilhões no 1ºtri/2019 e a participação da instituição financeira analisada foi de R\$ 594,6 bilhões ou cerca de 18%

do SFN. Essa grande exposição ao risco de crédito exige do BB os melhores modelos para estimar as perdas nas operações de empréstimos, financiamentos e investimentos.

## **1.4 Contribuições Esperadas**

Diante das justificativas apresentadas, o modelo de perdas esperadas de crédito em função dos ciclos econômicos no Brasil, proposto neste estudo, visa auxiliar o BB a ficar em conformidade com as exigências de IFRS 9, melhorar o processo de provisão para créditos de liquidação duvidosa e aperfeiçoar a gestão dos riscos, especialmente a modelagem das perdas de crédito com visão prospectiva das condições econômicas atuais e futuras. Outra contribuição da pesquisa é a publicação de modelos econométricos que podem ser facilmente replicados com bases de dados públicas.

## **1.5 Objetivos**

### **1.5.1 Objetivo Geral**

Este estudo visa propor para o Banco do Brasil um modelo de perda esperada de crédito em função dos ciclos econômicos no Brasil, para atendimento das recomendações da norma IFRS 9 [7], das exigências do Bacen [10] e [33] e da necessidade de adoção das melhores práticas de gestão dos riscos, especialmente modelos de risco de crédito com visão prospectiva da economia.

### **1.5.2 Objetivos Específicos**

1. Revisar a literatura e indicar as principais referências teóricas sobre risco de crédito, modelos de perdas, ciclos econômicos e IFRS 9.
2. Coletar e tratar bases de dados da carteira de crédito do Banco do Brasil e das variáveis macroeconômicas representativas dos ciclos econômicos no Brasil.
3. Testar modelos e técnicas qualitativas e/ou quantitativas para estimar as perdas de crédito do Banco do Brasil em função dos ciclos econômicos no Brasil.
4. Avaliar os resultados dos testes e sugerir o modelo econométrico mais adequado para o Banco do Brasil.

## 1.6 Metodologia

Para a revisão da literatura, foi utilizada metodologia científica baseada na abordagem da Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado (TEMAC) de Mariano (2017), princípios e diretrizes recomendados pela norma ABNT ISO 31000 de gestão dos riscos [35] e nas orientações para a elaboração de dissertações de Selltiz (1974) [36] e Marconi (2006) [37].

O modelo proposto neste trabalho foi desenvolvido por meio de estudo de caso do Banco do Brasil, com a coleta e o tratamento das bases de dados da carteira de crédito da instituição e de variáveis macroeconômicas brasileiras publicadas em órgãos e instituições de pesquisa nacional.

Também foram consultados profissionais acadêmicos e de mercado para a discussão e validação dos resultados obtidos com a modelagem econométrica realizada. Além disso, o modelo construído para o BB foi aplicado nas bases de perdas de crédito do Bradesco, conforme descrição nos capítulos 4 (Metodologia), 5 (Bases de Dados) e 7 (Resultados).

## 1.7 Estrutura da Pesquisa

Além deste capítulo introdutório, esta pesquisa está estruturada da seguinte forma: os capítulos 2 e 3 resumem as principais referências teóricas e a literatura para o embasamento dos assuntos abordados, o capítulo 4 mostra o fluxo de atividades realizadas para o cumprimento dos objetivos propostos, juntamente com breve descrição dos modelos estatísticos e do estudo de caso, no capítulo 5 é apresentado o detalhamento das bases de dados utilizadas na pesquisa, nos capítulos 6 e 7 são avaliados os modelos, suas premissas e os resultados da aplicação das técnicas testadas, e o capítulo 8 contém um resumo das conclusões da pesquisa e sugestão de estudos futuros.

# Capítulo 2

## Referencial Teórico

Este capítulo apresenta a fundamentação teórica para o entendimento da pesquisa, principalmente os conceitos e referenciais teóricos e/ou normativos sobre risco de crédito, provisão para perdas, IFRS 9 e ciclos econômicos, com base em buscas feitas em fontes acadêmicas, de mercado e regulatórias.

### 2.1 Risco de Crédito

A Resolução CMN 4.557/2017[10] define o risco de crédito como a possibilidade de ocorrência de perdas associadas a(o):

1. não cumprimento pela contraparte de suas obrigações nos termos pactuados;
2. desvalorização, redução de remunerações e ganhos esperados em instrumento financeiro decorrentes da deterioração da qualidade creditícia da contraparte, do interveniente ou do instrumento mitigador;
3. reestruturação de instrumentos financeiros; ou
4. custos de recuperação de exposições caracterizadas como ativos problemáticos.

Segundo Souza (2018)[1], o risco de crédito consiste numa medida numérica da incerteza relacionada ao recebimento de um valor contratado a ser pago por um tomador de um empréstimo, contraparte de um contrato ou emissor de um título, descontadas as expectativas de recuperação e realização das garantias.

O BB, em seu Relatório de Gerenciamento de Riscos [29], tem o seguinte conceito de risco de crédito: é a possibilidade de ocorrência de perdas associadas ao não cumprimento pelo tomador ou contraparte de suas respectivas obrigações financeiras nos termos pactuados, à desvalorização de contrato de crédito decorrente de deteriorações na classificação



de risco do tomador, à redução de ganhos ou remunerações, às vantagens concedidas na renegociação e aos custos de recuperação.

## 2.2 Provisão para Perdas de Crédito

A principal referência teórica é a Resolução CMN nº 2.682[9], de 21 de dezembro de 1999, que dispõe sobre os critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de Provisão para Créditos de Liquidação Duvidosa (PCLD), baseadas em níveis de risco estabelecidos a partir da análise de informações qualitativas e quantitativas do devedor e das operações realizadas.

Esta norma determina que os bancos devem classificar as operações de crédito em ordem crescente de risco, nos seguintes níveis: AA, A, B, C, D, E, F, G e H. Basicamente são consideradas informações do devedor, dos garantidores e da operação para a classificação dos níveis de risco, como por exemplo situação econômico-financeira, fluxo de caixa, pontualidade e atrasos nos pagamentos, limite de crédito, natureza e finalidade da transação, características das garantias e valor da operação.

Um dado importante para a classificação e revisão dos riscos é o número de dias de atraso no pagamento das parcelas, de acordo com a seguinte regra:

1. entre 15 e 30 dias: risco B;
2. de 31 a 60 dias: risco C;
3. de 61 a 90 dias: risco D;
4. de 91 a 120 dias: risco E;
5. de 121 a 150 dias: risco F;
6. de 151 a 180 dias: risco G; e
7. acima de 180 dias: risco H.

Conforme o nível de risco estabelecido, é feita a provisão para créditos de liquidação duvidosa, que corresponde aos valores contabilizados pelos bancos para fazer face a perdas prováveis na realização dos créditos, segundo os percentuais e os respectivos níveis de risco: 0,5% (A), 1% (B), 3% (C), 10% (D), 30% (E), 50% (F), 70% (G) e 100% (H).

Baseado nas regras de PCLD da Resolução CMN 2.682/1999, as operações classificadas como de risco nível H são baixadas contra a provisão existente, após decorridos seis meses de classificação nesse nível de risco, desde que apresente atraso superior a 180 dias, de acordo com as demonstrações contábeis e análise de desempenho dos bancos [38] e [34].

## 2.3 IFRS 9 Relatórios Financeiros

O IASB [4] emitiu em 2014 a norma IFRS 9 [7] para desenvolver padrões de relatórios financeiros com maior transparência, responsabilidade e eficiência nos mercados financeiros, e contribuir também com a confiança, o crescimento e a estabilidade financeira na economia global.

A norma IFRS 9 tem como finalidade estabelecer as melhores práticas para a publicação das demonstrações contábeis das instituições financeiras, com destaque para os valores de provisão para perda esperada de crédito, e espera-se um aprimoramento do processo atual de contabilização da PCLD, conforme regulamentado na Resolução CMN 2.682/1999 [9]. As principais partes interessadas e afetadas pelos novos padrões contábeis de IFRS 9 são os bancos, seguradoras, órgãos reguladores, supervisores e entidades parceiras.

O tema relativo à provisão dos bancos para perda esperada de crédito vem sendo discutido bem antes da aprovação da versão final da norma IFRS 9 em 2014, principalmente após a crise financeira de 2008, conforme estudos do Banco de Compensações Internacionais (BIS)[39], [40] e [41], entidade formada por autoridades governamentais dos principais bancos centrais do mundo.

A figura 2.1 mostra um breve histórico dos fatos relacionados à evolução da norma IFRS 9, iniciando com a edição da norma original de IAS 39 [42], passando pelo primeiro capítulo no auge da crise internacional em 2009 e a versão completa em 2014.

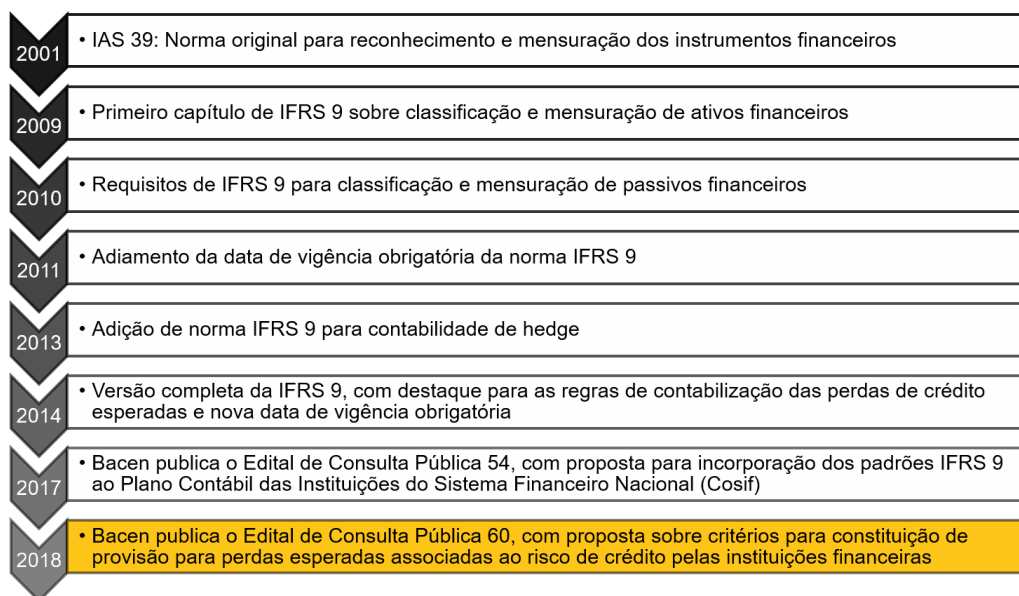


Figura 2.1: Breve Histórico da Norma IFRS 9

No Brasil, o assunto vem sendo conduzido pelo Bacen, que apresentou os Editais de Consulta Pública nº 54/2017 [43], com proposta para incorporação dos padrões IFRS 9 ao

Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional (Cosif) [44], e nº 60/2018 [33], com proposta sobre critérios para a constituição de provisão para perdas esperadas associadas ao risco de crédito pelas instituições financeiras, as quais devem substituir a Resolução CMN 2.682/1999 [9] por nova resolução ainda não divulgada.

A tabela 2.1 resume um dos principais pontos da proposta inicial do Edital de Consulta Pública nº 60/2018, que propõe a classificação do valor da perda esperada em estágios, de acordo com a situação das operações, promovendo alterações nos critérios de provisão em relação aos descritos na Resolução CMN 2.682/1999.

Tabela 2.1: Perda Esperada IFRS 9

Provisão Res. 2.682		Provisão IFRS9 (Perda Esperada - PE)		
Dias de Atraso	Mínimo Provisão	Classificação em Estágios*	Situação das Operações	Valor da Provisão
inferior a 15	0,0%	1 - Normalidade	Operações com o mesmo rating de risco inicial ou sem piora de risco significativa	PE Prospectiva 12 meses
	0,5%			
de 15 a 30	1,0%	2 - Aumento significativo de risco	A Instituição percebe uma piora de risco significativa	PE Prospectiva Vida Inteira
de 31 a 60	3,0%			
de 60 a 90	10,0%			
de 90 a 120	30,0%			
de 120 a 150	50,0%	3 - Descumprimento	Operações em default	PE Prospectiva Vida Inteira
de 150 a 180	70,0%			
superior a 180	100,0%			

\* Proposta inicial para classificação nos estágios

O cálculo dos valores de provisão deve ser feito com base na perda esperada dos estágios 1 para as operações em normalidade ou quando não há piora de risco significativa, 2 se a instituição bancária percebe aumento significativo de risco e 3 quando ocorre o descumprimento da operação. Importante destacar também a necessidade de utilizar visão prospectiva da perda esperada, de 12 meses para as operações classificadas no estágio 1 e para a vida inteira das operações nos demais estágios.

O Bacen definiu cronograma de 24 meses [23], iniciado em janeiro de 2018, para adaptação do sistema financeiro aos novos padrões de IFRS 9 para classificação, mensuração, reconhecimento e baixa de instrumentos financeiros, provisão para perdas de crédito, contabilidade de hedge, evidenciação e apresentação de instrumentos financeiros e finalmente ajustes no Cosif [44].

As novas regras de provisão para perda esperada de crédito, previstas inicialmente para implantação no SFN em jan/2019 [33] e que foram adiadas para jan/2020 conforme plano do Bacen [24], revelam complexidade e impactos elevados para a indústria bancária,

especialmente quanto às maiores despesas dos bancos para o provisionamento de perdas esperadas na contratação, acompanhamento de operações de crédito dos clientes, necessidade de maior integração das diversas áreas dos bancos às exigências de IFRS 9, inclusão de informações macroeconômicas na construção das estimativas de risco de crédito e os modelos/metodologias mais adequados para implementação [25], [26], [19], [22], [24], [27] e [28].

Segundo relatório da empresa de auditoria KPMG [19], o modelo de perdas incorridas da IAS 39 [42] foi criticado pelo fato de adiar o reconhecimento de perdas, pela complexidade de ter múltiplas abordagens de redução no valor recuperável e por ser difícil de entender, aplicar e interpretar. A norma IFRS 9 substitui esse modelo por uma abordagem de perdas de crédito esperadas, não sendo mais necessário que um evento de perda ocorra antes do reconhecimento da perda por redução no valor recuperável e, assim, em geral, todos os ativos financeiros incluirão uma provisão para perdas.

## 2.4 Ciclos Econômicos

Entre as diversas definições sobre ciclos econômicos (em inglês, *business cycle*), foi escolhida a do Comitê de Datação dos Ciclos Econômicos (CODACE) [45], criado em 2004 pela Fundação Getúlio Vargas (FGV) [46] com a finalidade de determinar uma cronologia de referência para os ciclos econômicos brasileiros, estabelecida pela alternância entre datas de picos e vales no nível da atividade econômica. Vale ressaltar que o BB utiliza as informações do CODACE nos processos de modelagem do risco de crédito.

Os picos equivalem ao final de um período de expansão econômica e os vales são os pontos que significam o término de uma recessão da atividade produtiva, sendo que o principal indicador de análise é o Produto Interno Bruto (PIB), calculado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) [47]. O CODACE utiliza as taxas de crescimento do PIB trimestral dessazonalizado a preços de mercado, desde 1980, para definir as durações (em trimestres) e amplitudes (variação percentual) dos ciclos econômicos no Brasil, conforme mostrado na tabela 2.2.

Segundo o CODACE, houve a ocorrência de um vale do ciclo de negócios brasileiro no quarto trimestre de 2016, que representa o fim de uma recessão que durou 11 trimestres — entre o segundo trimestre de 2014 e o quarto de 2016 — e a entrada do país em um período de expansão a partir do primeiro trimestre de 2017. O gráfico da figura 2.2 mostra a cronologia dos ciclos de negócios brasileiros desde 1980, com a curva reproduzindo a evolução do PIB Trimestral, com ajuste sazonal.

Outra fonte teórica sobre os ciclos econômicos são as séries de livros do Departamento Nacional de Pesquisa Econômica (NBER) [48] dos Estados Unidos, fundado em 1920 e

Tabela 2.2: Cronologia dos Ciclos Brasileiros

Cronologia Trimestral do Ciclo de Negócios Brasileiro - Durações e Amplitudes *							
Recessões				Expansões			
Período	Duração em trimestres	Variação % acumulada de Pico a Vale	Var. % Trimestral Média (anualizada)	Período	Duração em trimestres	Variação % acumulada de Vale a Pico	Var. % Trimestral Média (anualizada)
Do 1º trimestre de 1981 ao 1º trimestre de 1983	9	-8,5%	-3,9%	Do 2º trimestre de 1983 ao 2º trimestre de 1987	17	30,0%	6,4%
Do 3º trimestre de 1987 ao 4º trimestre de 1988	6	-4,2%	-2,8%	Do 1º trimestre de 1989 ao 2º trimestre de 1989	2	8,5%	17,7%
Do 3º trimestre de 1989 ao 1º trimestre de 1992	11	-7,7%	-2,9%	Do 2º trimestre de 1992 ao 1º trimestre de 1995	12	19,2%	6,0%
Do 2º trimestre de 1995 ao 3º trimestre de 1995	2	-2,8%	-5,6%	Do 4º trimestre de 1995 ao 4º trimestre de 1997	9	8,0%	3,5%
Do 1º trimestre de 1998 ao 1º trimestre de 1999	5	-1,5%	-1,2%	Do 2º trimestre de 1999 ao 1º trimestre de 2001	8	7,5%	3,7%
Do 2º trimestre de 2001 ao 4º trimestre de 2001	3	-0,9%	-1,2%	Do 1º trimestre de 2002 ao 4º trimestre de 2002	4	5,3%	5,3%
Do 1º trimestre de 2003 ao 2º trimestre de 2003	2	-1,6%	-3,1%	Do 3º trimestre de 2003 ao 3º trimestre de 2008	21	30,5%	5,2%
Do 4º trimestre de 2008 ao 1º trimestre de 2009	2	-5,5%	-10,8%	Do 2º trimestre de 2009 ao 1º trimestre de 2014	20	23,0%	4,2%
Do 2º trimestre de 2014 ao 4º trimestre de 2016	11	-8,6%	-3,2%	-	-	-	-

\* Crescimento medido de acordo com o PIB trimestral dessazonalizado a preços de mercado (Fonte: IBGE)

dedicado à divulgação de resultados de pesquisas econômicas entre acadêmicos, formuladores de políticas públicas e profissionais de negócios. As principais áreas de estudo são o desenvolvimento de novas medidas estatísticas, a estimativa de modelos quantitativos de comportamento econômico e a análise dos efeitos das políticas públicas.

Uma definição clássica de ciclos negócios é a de Burns (1946) [49] que afirma ser um tipo de flutuação encontrada na atividade econômica agregada das nações, caracterizada por expansões, recessões, contrações e recuperações de forma generalizada da produção, podendo durar de um a doze anos.

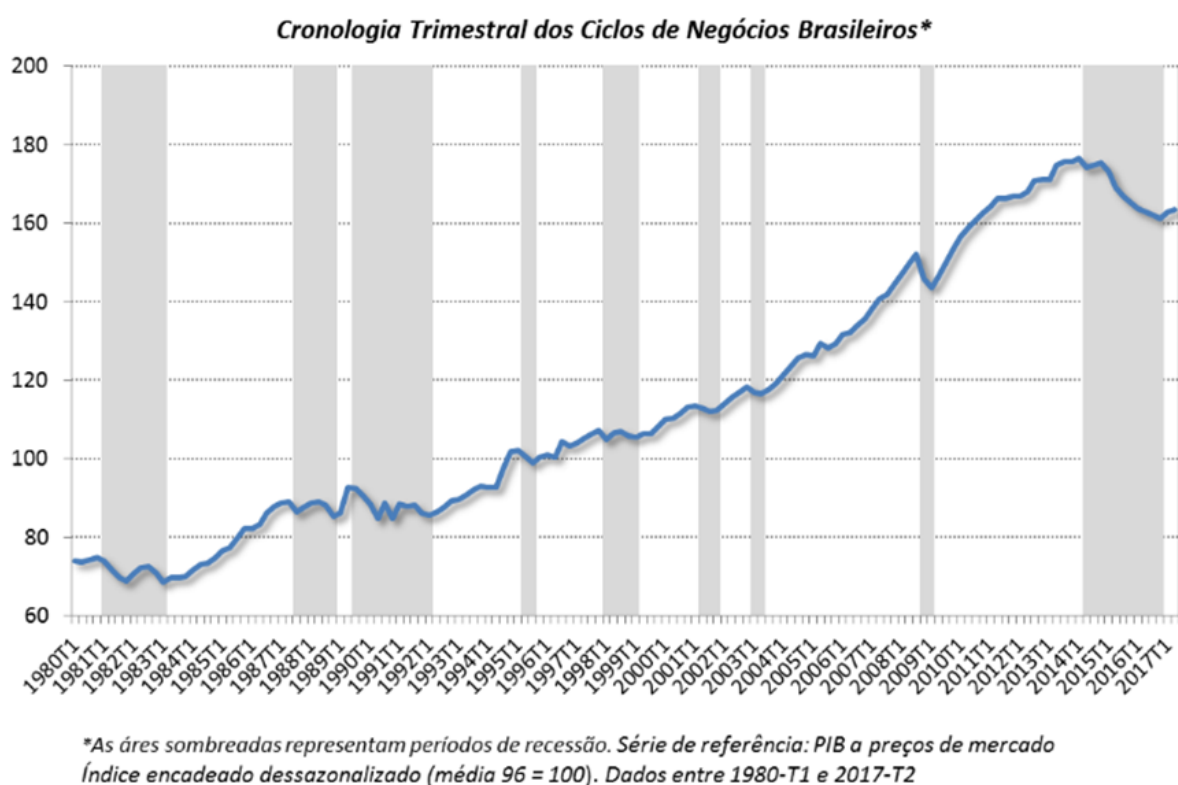


Figura 2.2: Evolução do PIB Brasileiro (Fonte: CODADE)

## Capítulo 3

# Revisão Sistemática de Literatura

A Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado (TEMAC) [50] é um método simples e fundamentado para busca de literatura em diversas áreas de conhecimento e melhoria da interação entre as bases de dados e os pesquisadores, e tem como principais fontes de pesquisa as publicações científicas do Web of Science (WoS) [51], Scopus [52] e Google Acadêmico (GA) [53].

Foram pesquisadas no WoS as palavras-chaves CREDIT RISK, BUSINESS CYCLE, CREDIT LOSS PROVISIONING e IFRS 9, para melhor direcionar os resultados da busca ao escopo deste estudo, e encontradas 57 publicações. Utilizando somente a palavra-chave IFRS 9, que é a norma fundamental para a referência teórica do tema, apareceram 4.757 estudos relacionados às categorias Business Economics, Accounting Policies & Procedures, Experiment/Theoretical Treatment e Accounting, considerando a data de publicação de 2000 a 2019. Adicionando as palavras-chaves BRASIL CREDIT RISK LOSS BANKS, houve redução significativa para 108 publicações.

A pesquisa no GA com os mesmos critérios do WoS (IFRS9 BRAZIL CREDIT RISK LOSS BANKS, de 2000 a 2019) mais a palavra-chave BUSINESS CYCLE retornou 3.360 resultados, porém muitos documentos já foram publicados no WoS e desconsiderados por não representarem artigos científicos. Também foi analisada a base Scopus, que traz um conjunto de publicações de forma mais restrita do que o WoS e o GA, priorizando revistas e jornais por área de conhecimento, como por exemplo, o Jornal de Risco de Crédito, porém os documentos não tem disponibilidade gratuita.

Além das bases de conhecimento priorizadas pela abordagem TEMAC, foram consultadas outras fontes com a orientação de especialistas das áreas de contabilidade e de gestão dos riscos de importantes instituições financeiras brasileiras, como a Caixa Econômica Federal e o Banco do Brasil. Dessa troca de conhecimento e experiências, foram pesquisados estudos, normas e bases de dados do BCBS [3], IASB [4], FSB [54], Bacen [5], empresas de consultorias e entidades representativas do setor.

### 3.1 Risco de Crédito e Ciclos Econômicos

A literatura sobre a relação entre o risco de crédito e os ciclos econômicos vem se desenvolvendo há muito tempo, especialmente a partir da divulgação do Acordo de Basileia II em 2004 [55], com ênfase na questão sobre os impactos que o crédito possa ter na atividade econômica, como a análise de Chianamea (2005) [56], que indicou uma preocupação entre a necessidade do sistema financeiro possuir capital suficiente para suportar seus riscos e assegurar a estabilidade financeira dos países.

Nesta linha de preocupação sobre a estabilidade do sistema financeiro, Pesaran (2006) [57] identificou que a distribuição de perdas do portfólio de uma instituição financeira é impulsionada pelas classificações de crédito das empresas e seus retornos estão vinculados a ciclos de negócios caracterizados por variáveis ou fatores macroeconômicos observáveis.

Em 2007, Pesaran, Schuermann e Treutler [58] analisaram o impacto de choques nos preços das ações, nas taxas de juros e na produção real sobre as perdas de crédito em um conjunto de 243 empresas, considerando um modelo macroeconômico global autoregressivo (GVAR), e concluíram que as distribuições de perdas são relativamente insensíveis a choques típicos dos ciclos de negócios, decorrentes de alterações nas taxas de juros ou na produção real.

Buscando melhorar o entendimento da relação entre risco de crédito e os ciclos econômicos, através da teoria da Cadeia de Markov, Bruche e Aguado (2008) [59] propuseram um modelo econométrico para caracterizar o comportamento temporal das probabilidades de inadimplência e das distribuições das taxas de recuperação dos créditos, em função das flutuações econômicas, e descobriram que as variáveis macroeconômicas geralmente determinam as probabilidades de inadimplência, porém têm pouca influência sobre as distribuições de taxa de recuperação.

Já os estudos de Fuertes, Kalotychou, Ahoniemi, Audzeyeva, Casu, Coakley, Garratt, Greenwood-Nimmo, Milne e Mcfadden (2009) [60] com um modelo de Cadeias de Markov (MMC) para considerar os efeitos do ciclo de negócios no risco de migração da classificação de crédito mostraram que os bancos aumentaram o seu capital em 6% durante a expansão econômica e liberaram até 17% dos recursos próprios para empréstimos durante os períodos de retração da atividade produtiva.

Enders, Zeno, Kollmann, Müller, Engel, Giannone, Pfeifer e Scott (2010) [61] constataram que as grandes perdas de crédito registradas nos bancos norte-americanos e europeus, durante a crise financeira de 2008, provocaram um declínio considerável e simultâneo na atividade econômica nos EUA e na área do euro.

Utilizando dados de 1986 e 2009 sobre o crédito nos Estados Unidos, o modelo CreditRisk+ e medidas como o teste de estresse para verificar a sensibilidade do risco ao



cenário econômico, Mileo, Kimura e Kayo (2013) [62] concluíram que as perdas de crédito foram subestimadas na maioria dos anos analisados.

Gavalas e Syriopoulos (2014) [63] examinaram as relações entre migração de risco de crédito devido a mudanças de rating e das condições macroeconômicas, através de uma modelagem de probabilidades de migração de ratings corporativos em carteiras de empréstimos de um grande banco austríaco.

Através de um modelo de vetores autoregressivos com as variáveis de hiato do produto, inflação, taxa de juros e provisão para perdas, Pool, De Haan e Jacobs (2014) [64] examinaram como o risco de inadimplência de crédito afeta os empréstimos bancários e o ciclo de negócios e destacaram a importância desses fatores nas flutuações da atividade produtiva e posteriormente os impactos sobre a oferta de crédito.

No caso do Brasil, os resultados de Terra, Marins, Beatriz e Neves (2013) [14] obtidos com um modelo probit evidenciaram uma forte relação negativa entre o ciclo econômico e a inadimplência de crédito, e as variáveis macroeconômicas com maior efeito sobre a inadimplência corporativa foram o crescimento do PIB e a inflação. Outro estudo semelhante feito por Correa, Silva, Marins, Neves e Silva (2014) [65], também encontrou uma relação negativa entre inadimplência de operações de crédito e ciclos econômicos, com base em dados das carteiras de crédito pessoal e de financiamento de veículo, no período de 2003 a 2008, porém utilizando a metodologia de Value at Risk (VaR).

Além da relação entre risco de crédito e ciclos de negócios, muitos estudos indicam a influência da provisão sobre a gestão dos lucros dos bancos, como por exemplo a análise de Araújo, Lustosa e Paulo (2017) [66] dos modelos de perdas incorridas e esperadas em empréstimos nos bancos do Reino Unido, Espanha e Brasil, através de um modelo econométrico de dados em painel constituído por variáveis financeiras e macroeconômicas.

## **3.2 Provisão para Créditos de Liquidação Duvidosa**

Muitos estudos abordam a relação entre a provisão para créditos de liquidação duvidosa (PCLD) com as práticas de gerenciamento dos resultados das instituições financeiras e as alterações nas condições macroeconômicas que impactam a oferta de crédito.

De acordo com o Relatório da Comissão Européia (2013) [67], o provisionamento é uma ferramenta-chave de gerenciamento de risco para lidar com perdas incorridas e esperadas sobre exposições de crédito sem reduzir o capital quando essas perdas se materializam, preservando a capacidade dos bancos de continuarem emprestando à economia. Tal política de provisionamento prudente é, portanto, determinante para a solidez financeira dos bancos, em particular em períodos recessivos em que muitos empréstimos se tornam inadimplentes.

Utilizando testes de significância estatística para avaliar a discricionariedade dos bancos na gestão das provisões para perdas em operações de crédito, Dantas, Medeiros e Lustosa (2013) [68] concluíram que a incorporação de variáveis macroeconômicas e dos atributos da carteira de crédito especificam melhor a investigação empírica das práticas discricionárias adotadas pelos bancos para gerenciamento dos resultados.

Segundo Alberto e Silva (2016) [69], que estudaram as instituições financeiras brasileiras e luso-espanholas, a contabilidade é importante para o desempenho das instituições financeiras, pois em função dos riscos expostos e potenciais impactos, os bancos utilizam as despesas com provisões sobre as operações de créditos visando o gerenciamento de resultados.

Após revisar a literatura sobre provisionamento de perdas com empréstimos bancários, Ozili e Outa (2017) [70] observaram que existem diferenças nos países em relação ao gerenciamento das provisões, de acordo com os arcabouços prudenciais, contábeis, institucionais, culturais, religiosos e fiscais.

Estudo do BCBS (2017) [71] abordou algumas questões sobre o tratamento regulatório das provisões contábeis vigentes desde janeiro de 2018, como por exemplo a decisão das jurisdições quanto à escolha entre uma abordagem estática, na qual o ajuste transitório é calculado apenas uma vez, e uma abordagem dinâmica, na qual a evolução das novas provisões de perdas de crédito esperadas durante o período de transição são também levados em conta.

Em relação às novas exigências contábeis de IFRS 9, Borio, Cohen, Domanski e Woolridge (2017) [15] destacaram a necessidade de incorporar uma visão prospectiva da perda esperada de crédito, mesmo se nenhum evento de alerta tiver ocorrido, e que as provisões para perdas esperadas devem aumentar no curto prazo e os bancos devem mudar seu comportamento nas crises de crédito, reduzindo potencialmente a pró-ciclicidade.

Outra pesquisa do BCBS (2017) [72], sobre a interação entre contabilidade, regulação bancária e o impacto no comportamento das instituições financeiras, revelou não existir uma evidência clara se o provisionamento de perdas com empréstimos dos bancos tem um elemento cíclico, pois em alguns países as práticas discricionárias tendem a aumentar à medida que as condições macroeconômicas se deterioram, enquanto em outras situações não foi encontrada essa relação.

Buscando identificar clientes com potencial de regularização da dívida para redução da PCLD de uma instituição financeira, Lopes (2017) [73] utilizou técnicas de mineração de dados como Generalized Linear Models (GLM), Distributed Random Forest (DRF), Deep Learning (DL) e Gradient Boosting Methods (GBM), que apontaram aspectos que afetam o comportamento do cliente inadimplente, como o perfil de sua renda e a época do ano.

### 3.3 IFRS 9 Perdas de Crédito Esperadas

A publicação em 2014 da norma IFRS 9 vem promovendo várias discussões e pesquisas para avaliar as principais mudanças e seus impactos na indústria bancária, especialmente a necessidade de novos modelos para perdas esperadas de crédito.

Relatório da consultoria PwC (2014) [18] analisou a estrutura de estágios prevista na norma IFRS 9 para avaliação do risco dos ativos, sendo o primeiro estágio o de menor risco e com horizonte temporal de 12 meses e o segundo e terceiro estágios caracterizados por ativos de maior risco que consideram o tempo de vida da operação. As perdas de crédito esperadas para 12 meses devem se basear nas probabilidades de descumprimento point in time (PD PiT), isto é, inadimplência sujeita às condições econômicas atuais. Em outras palavras, as estimativas de PD serão alteradas à medida que uma entidade passar pelo ciclo econômico.

Estudo da empresa de auditoria KPMG (2016) [19] avaliou que a norma IFRS 9 deve impactar os bancos principalmente no processo de contabilização das perdas esperadas de crédito, levando a maiores e mais voláteis despesas com provisão para créditos de liquidação duvidosa, que também exigirá das instituições financeiras a adoção de melhores práticas de planejamento de capital para cobertura de eventuais prejuízos. O estudo acrescenta que os novos padrões de provisão irão ampliar o escopo e a complexidade das avaliações e julgamentos para as estimativas de risco e de perdas, aumentando também a necessidade de novos processos e sistemas para utilização de dados e a realização de cálculos.

Borio, Cohen, Domanski e Wooldridge (2017) [15] apontaram que a abordagem de impairment de IFRS 9 exige que os bancos e outras empresas reconheçam a perda esperada de crédito e atualizem seus valores nos demonstrativos contábeis sempre que houver alterações no risco de crédito dos ativos financeiros. Para isso, deve-se dividir as operações de crédito em três estágios, conforme ocorre a piora do risco. O estágio 1 teria as perdas de crédito esperadas para 12 meses e os estágios 2 e 3 as perdas ao longo do ciclo de vida da operação.

Com base em pesquisa sobre as práticas de provisionamento de perdas em 15 jurisdições na Ásia e as orientações do BCBS e do IASB, Restoy e Zamil (2017) [74] examinaram diversas questões que os bancos precisam considerar para se adequarem às novas regras de IFRS 9, especialmente o reconhecimento das provisões com base nas perdas esperadas na originação de crédito e a possibilidade de reduzir seu comportamento pró-cíclico, particularmente durante o crescimento econômico, exigindo assim que as entidades considerem eventos ou previsões futuras na determinação das expectativas de perda de crédito.

Relativamente aos modelos propostos para a estimativa de perda esperada de crédito na visão de IFRS 9, estudos como o de Yang (2017) [75] sugerem uma técnica baseada nas

probabilidades de default calculadas com fatores de risco como histórico de downgrade ou alterações na qualidade do crédito, tendo como amostra os registros de migração de rating de 2006 a 2016 em uma carteira comercial.

Vaněk e Hampel (2017) [76] propuseram um modelo de probabilidade de default para calcular as perdas esperadas de crédito de acordo com a norma IFRS 9, aplicável a um banco da República Checa, incorporando previsões econômicas baseadas em matrizes de transição e probabilidades segundo a teoria das cadeias de Markov.

Para a adaptação das instituições financeiras à norma IFRS 9, existem grandes desafios como a determinação dos estágios de risco, a metodologia com cenários macroeconômicos, o incremento de provisão, a qualidade das bases de dados e dos sistemas e a integração das novas normas com os demais processos e atividades dos bancos, de acordo com Fuentes (2017) [26].

Já a pesquisa de Frykström e Li (2018) [32] descreveu as perdas esperadas de crédito de acordo com IFRS 9, suas diferenças em relação ao modelo de perda incorrida da norma IAS 39 e avaliou o impacto das novas regras nos níveis de capital regulamentar de quatro grandes bancos suecos, concluindo que as provisões para perdas de crédito devem aumentar durante a transição da norma IAS 39 para a IFRS 9.

# Capítulo 4

## Metodologia

Este capítulo apresenta a estrutura da pesquisa, com detalhes sobre as atividades realizadas, a descrição geral dos modelos econométricos e as informações do estudo de caso aplicado ao BB visando o alcance dos objetivos descritos.

De acordo com Selltiz (1974) [36], a metodologia científica é importante para responder as questões de uma pesquisa, aumentar a chance das respostas encontradas serem precisas e não viesadas e garantir a confiabilidade e a capacidade de replicação dos estudos. Marconi e Lakatos (2006) [37] definem a metodologia científica como uma série de atividades sistemáticas e racionais para se buscar, de maneira confiável, soluções para um dado problema.

### 4.1 Principais Atividades

Para o desenvolvimento deste estudo, foram realizadas as atividades apresentadas na figura 4.1.

A primeira atividade realizou a pesquisa de estudos nacionais e internacionais considerando os principais conceitos e termos relacionados ao estudo, como risco de crédito, modelos de perdas, ciclos econômicos e IFRS 9, conforme já detalhado nos capítulos 2 (Referencial Teórico) e 3 (Revisão Sistemática da Literatura).

Após a fundamentação teórica e a pesquisa bibliográfica, foi feita a coleta de dados quantitativos da carteira de crédito do BB, especialmente os indicadores de perdas e provisão. Para caracterizar e identificar os ciclos econômicos no Brasil, foram coletadas as principais variáveis macroeconômicas, com destaque para indicadores da atividade econômica (PIB, hiato do produto, vendas no comércio varejista e faturamento da indústria), evolução do mercado de trabalho (emprego e desemprego), indicadores de inflação e dados do SFN (inadimplência, crédito, provisões e juros).

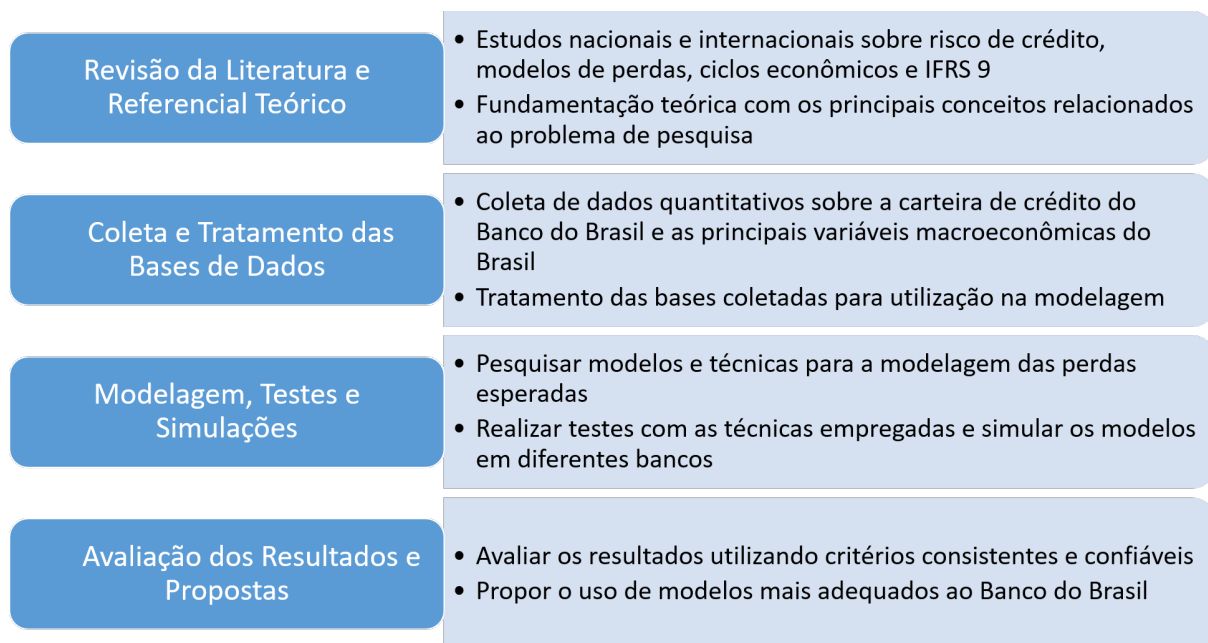


Figura 4.1: Estrutura Simplificada da Metodologia de Pesquisa

O apêndice A contém a descrição detalhada das variáveis utilizadas, com informações sobre as fontes de consulta, os conceitos e as metodologias de apuração dos dados.

As informações da carteira de crédito do BB estão disponíveis no endereço eletrônico <http://www.bb.com.br>, seção Relações com Investidores, opção de Downloads, arquivo de Séries Históricas [77], com periodicidade trimestral de divulgação e acesso livre ao público.

Para a representação dos ciclos econômicos, foram coletadas variáveis nas principais fontes necessárias à construção das bases de dados históricas, como por exemplo a página do Bacen <http://www.bcb.gov.br>, seção Estatísticas, Sistema Gerenciador de Séries Temporais (SGS) [78]. A série de dados está vinculada aos temas Atividade econômica e Indicadores de Crédito.

Outros importantes bancos de dados foram consultados para a coleta de variáveis macroeconômicas do Brasil, como o Ipeadata macroeconômico do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA) [79], e as estatísticas das Contas Nacionais Trimestrais do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) [47].

A cronologia dos ciclos de negócios brasileiros, com as datações e durações dos períodos de expansão e de recessão da economia nacional, é divulgada pelo Instituto Brasileiro de Economia da Fundação Getúlio Vargas (FGV/IBRE), no site <http://portalibre.fgv.br/>, seção Tendências Econômicas, Comunicado de Datação de Ciclos Mensais Brasileiros (CODACE) [46].

Feito o levantamento dos dados quantitativos da carteira de crédito do BB e das

variáveis macroeconômicas representativas dos ciclos de negócios no Brasil, foi verificada a necessidade de tratamento das bases utilizadas na atividade de modelagem, após análise e realização dos seguintes procedimentos:

1. elaboração de gráficos com a evolução das variáveis, para avaliar situações como quebras estruturais, sazonalidade, tendências e possíveis valores atípicos (outliers) e inexistentes (missing values);
2. elaboração de gráficos de dispersão entre as variáveis independentes e dependentes do modelo proposto, para verificar possíveis relações de comportamento;
3. cálculo das principais estatísticas descritivas das variáveis, como medidas de posição, dispersão e correlação dos dados;
4. tratamento das variáveis para uso na modelagem, como por exemplo dessazonalização, suavização, exclusão de outliers e definição dos valores missing, quando necessários.

Com os dados coletados e tratados, foi realizada a pesquisa de modelos, técnicas e ferramentas para a modelagem das perdas esperadas de crédito do BB em função dos ciclos econômicos no Brasil. A revisão da literatura descrita no capítulo 3 e a troca de conhecimento e experiência com outros pesquisadores e especialistas de universidades, bancos e consultorias indicaram a realização de testes com as seguintes metodologias estatísticas: regressão linear, regressão com dados em painel, regressão com séries temporais, matriz de migração de risco, cadeia de Markov, modelos lineares generalizados, simulações de Monte Carlo e redes neurais.

Aniceto (2016) [80] revisou a literatura sobre aprendizado de máquina em risco de crédito, indicando que as técnicas mais utilizadas são Support Vector Machine (SVM), Decision Tree (DT) e Artificial Neural Networks (ANN). Foi realizado também estudo empírico com dados de uma instituição financeira, que comparou diversos modelos de risco do crédito e concluiu que as técnicas de aprendizado de máquina, por exemplo DT, Random Forest, SVM, Bagging e AdaBoost, são mais eficientes do que as abordagens tradicionais, como Regressão Logística.

Estudos feitos em 2018 das empresas de consultoria SAS [21] e de auditoria KPMG [20] sugeriram algumas abordagens de modelagem da perda esperada de crédito de acordo com IFRS 9, através dos parâmetros de Basiléia para cálculo de capital, conhecidos como Probabilidade de Descumprimento (PD), Exposição no Momento de Descumprimento (EAD) e Perda Dado o Descumprimento (LGD). A figura 4.2 ilustra as principais metodologias segundo os níveis de acurácia e de complexidade analítica.

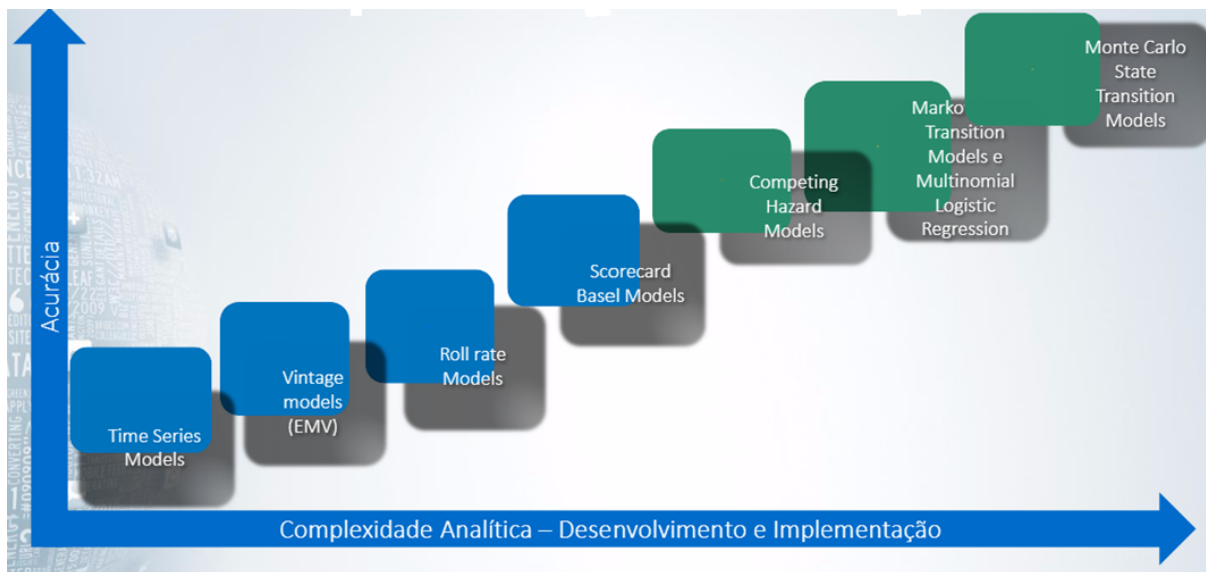


Figura 4.2: Principais Abordagens de Modelagem

Como foram indicadas e sugeridas diversas técnicas estatísticas para o atendimento do objetivo principal da pesquisa, ou seja, propor modelo de perdas esperadas de crédito do BB em função dos ciclos econômicos no Brasil, os seguintes aspectos foram levados em conta para a realização dos testes com modelos econométricos:

1. disponibilidade de bases de dados para a aplicação da técnica estatística escolhida, considerando requisitos de suficiência de informações, periodicidade de apuração e qualidade na série histórica;
2. atendimento das premissas, dos pressupostos e das condições exigidos pelo modelo econométrico, buscando principalmente os métodos mais adequados para previsão de valores quantitativos;
3. limitações do software estatístico disponível, como capacidade de processamento de dados e restrições de módulos para cálculos e modelagem econométrica;
4. possibilidade de aplicação das técnicas econométricas em bases de dados de outros bancos, quando disponíveis, para fins de comparação dos resultados e avaliação da qualidade do modelo proposto.

A última atividade do fluxo mostrado na figura 4.1 foi a avaliação dos resultados obtidos com os testes dos modelos econométricos escolhidos, utilizando critérios consistentes e confiáveis de acordo com as melhores práticas acadêmicas e de mercado. Cabe destacar que os modelos testados foram apresentados e discutidos no BB, para que a proposta final atingisse as expectativas dos interessados e patrocinadores da pesquisa, especialmente os gestores do processo de modelagem do risco de crédito.



## 4.2 Descrição Geral dos Modelos Econométricos

Esta seção visa descrever de forma geral os conceitos, características e aplicações dos modelos econométricos estudados, e auxiliar o entendimento dos pressupostos, resultados e interpretações que estão detalhadas no capítulo 7. Mais detalhes sobre os modelos estão nas referências bibliográficas citadas.

### 4.2.1 Modelos de Regressão Linear Simples e Múltipla

Segundo Hill, Griffiths e Judge (2006) [81], os modelos de regressão podem ser utilizados para avaliar o relacionamento entre variáveis econômicas, como as funções de demanda, oferta, preço e investimento descritas na teoria econômica, e auxiliar nas previsões do comportamento dessas variáveis.

Quando a relação envolve apenas duas variáveis (dependente e independente) e a equação matemática é indicada por uma reta, o modelo é denominado regressão linear simples, de acordo com Sartoris (2013) [82]. Se o comportamento de uma variável resposta, dependente ou regressora for influenciado por mais de uma variável explicativa, explanatória ou independente, trata-se de modelos de regressão múltipla.

É importante registrar que os modelos de regressão linear simples e múltipla devem atender os seguintes pressupostos:

1. o valor esperado (médio) da variável dependente depende dos valores das variáveis explanatórias e dos parâmetros desconhecidos (coeficientes da regressão);
2. cada erro aleatório tem distribuição de probabilidade com média zero (erros aleatórios independentes e identicamente distribuídos), variância constante (homocedasticidade dos resíduos) e tem distribuição de probabilidade normal (normalidade dos resíduos);
3. a covariância entre dois erros correspondentes a duas observações diferentes quaisquer é zero (ausência de autocorrelação serial nos resíduos)
4. nenhuma das variáveis explanatórias é uma função linear exata de qualquer das outras ou que nenhuma variável é redundante (multicolinearidade entre as variáveis independentes).

### 4.2.2 Modelos Não Lineares

Esses modelos podem ser classificados em duas categorias, de acordo com Hill, Griffiths e Judge (2006) [81]:

1. modelos não lineares nas variáveis, mas que são lineares em termos de parâmetros desconhecidos, utilizando-se uma transformação com logaritmos;
2. modelos não lineares nos parâmetros e não podem se tornar lineares nos parâmetros mediante uma transformação, sendo adotada técnica de estimação dos mínimos quadrados não lineares.

Os modelos que contêm termos polinomiais e de interação são lineares nos parâmetros, podem ser estimados com o uso de mínimos quadrados e são úteis para a descrição de relações em que a resposta a uma variável binária depende do valor daquela variável ou de outra ([81]).

Sartoris (2013) [82] afirma que muitos modelos não lineares são facilmente linearizáveis, com destaque para duas formas: multiplicativo, aplicando logaritmo nos dois lados da equação (também conhecido como log-log), e exponencial, porém adotando o logaritmo apenas em uma das variáveis (log-linear).

### 4.2.3 Modelos Dinâmicos ou de Defasagens Distribuídas

Segundo Hill, Griffiths e Judge (2006) [81], uma mudança no nível de uma variável explanatória pode ter implicações comportamentais para além do período de tempo em que ocorreram e as consequências de decisões econômicas podem perdurar por longo tempo, por exemplo, ações tomadas em um ponto  $t$  do tempo afetam a economia não só no instante  $t$ , mas também nos instantes  $t+1$ ,  $t+2$  e seguintes. Os autores denominam esses efeitos de defasagem ou retardamento, e seus modelos são chamados de dinâmicos ou defasagens distribuídas.

Às vezes, o impacto de uma variável incluída em um modelo de regressão não acontece de imediato, como por exemplo, uma campanha publicitária pode impactar as vendas por algum tempo além do fim da campanha, e as vendas em um mês dependerão dos gastos com publicidade em cada um dos últimos meses. Nessas situações, Hyndman (2019) [83] afirma que precisamos permitir efeitos defasados nas variáveis explicativas, independentes ou preditoras.

### 4.2.4 Regressão com Dados de Séries Temporais

Bueno (2011) [84] afirma que a econometria de séries temporais é particularmente interessante para as previsões futuras porque é formulada de forma dinâmica, ou seja, conhecendo-se o passado, vislumbra-se o futuro pela formulação recursiva do problema.

Quando temos dados de séries temporais, em que as observações seguem uma ordenação natural com o correr do tempo, existe sempre a possibilidade de que erros sucessivos

estejam correlacionados uns com os outros, de acordo com Hill, Griffiths e Judge (2006) [81]. Isso significa que, em qualquer período, o termo de erro corrente contém não apenas os efeitos de choques correntes, mas também o efeito acumulado remanescente de choques prévios, circunstância denominada de autocorrelação, que deve ser levada em conta com dados de séries temporais.

O método mais simples de fazer a previsão de uma variável é o que usa justamente o último valor da variável, de acordo com Sartoris (2013) [82], no entanto isso só será possível se o valor da variável no período  $t$  é o valor que ela possuía no período  $t-1$  mais um componente de erro, processo conhecido como random walk (passeio aleatório).

É importante destacar a necessidade de teoria econômica para definir as variáveis explicada e explicativa em regressões com séries temporais, pois podem ocorrer relações econométricas entre duas ou mais variáveis econômicas sem qualquer relação de causalidade entre uma e outra por puro acaso, como afirma Bueno (2011) [84], gerando o problema conhecido como regressão espúria.

### 4.3 Estudo de Caso

Este estudo foi aplicado em duas grandes instituições financeiras nacionais, que são líderes de mercado e respondem por boa parte das operações de crédito contratadas no SFN. O BB possui controle misto (público e privado) e demandou esta pesquisa visando o aperfeiçoamento das práticas de gestão dos riscos, notadamente a adequação à norma IFRS 9 sobre os modelos de perda esperada de crédito com visão econômica prospectiva.

O banco Bradesco é de controle privado e foi utilizado para fins de comparação dos resultados obtidos com os modelos econométricos testados na carteira de crédito do BB, tendo em vista a similaridade da série histórica de perdas entre as duas instituições financeiras.

Em relação à importância dos bancos no SFN, BB e Bradesco tinham participação de mercado no estoque de crédito para o segmento de pessoas físicas de 18,7% e 10,6%, segundo e quarto lugares, respectivamente, segundo o Relatório de Economia Bancária (REB) de 2018 [85], sendo que o primeiro lugar ficou com a Caixa Econômica Federal (CEF) com 29,5% e o terceiro foi o banco Itaú com 12%.

No segmento de pessoas jurídicas, BB e Bradesco ficaram em segundo e terceiro lugares (17,6% e 12,6% respectivamente), perdendo apenas para o Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES), que respondeu por 20,6% da participação de mercado no estoque de crédito.

A CEF liderou também o mercado de crédito imobiliário (pessoas físicas e jurídicas) com quase 70% de participação, enquanto BB e Bradesco totalizaram juntos 16,1% com

a segunda e terceira colocações. Já no crédito rural para pessoas físicas e jurídicas, o BB teve 53,4% de participação e o Bradesco ficou em segundo com 6,5% desse mercado.

## **4.4 Modelo Econométrico Indicado para o Banco do Brasil**

O modelo econométrico proposto para o BB será detalhado nos capítulos 5, 6 e 7, porém adiantamos que foi composto por métodos estatísticos de regressão linear e de séries temporais, combinados com a utilização de logaritmos e defasagens distribuídas. A variável dependente, resposta ou explicada é a baixa para prejuízo das operações de crédito e os melhores regressores foram a inadimplência no SFN, o saldo de crédito no SFN e o hiato do produto da economia brasileira.

# Capítulo 5

## Bases de Dados

Tendo em vista que o objetivo principal deste estudo é propor um modelo de perdas esperadas de crédito em função dos ciclos econômicos no Brasil, considerando as necessidades do BB, foram pesquisadas e coletadas variáveis representativas das perdas na carteira exposta ao risco de crédito, para serem usadas como dependente, resposta ou explicada, e indicadores macroeconômicos da economia brasileira para caracterizar as flutuações da atividade econômica nacional, como variáveis candidatas a independentes, explicativas ou regressoras do modelo.

Também foram pesquisadas séries históricas de perdas de crédito de outros três grandes bancos do SFN (CEF, Bradesco e Itaú), porém apenas a base de dados do Bradesco foi utilizada pela maior quantidade de observações em relação às demais instituições (CEF e Itaú). BB e Bradesco ficaram em segundo e quarto lugares na carteira de crédito classificada, com 29% do valor total de R\$ 3,6 trilhões relativos à exposição ao risco de crédito do SFN, segundo dados de março de 2019 do Bacen [86].

### 5.1 Limitações de Dados dos Bancos

Uma das principais limitações para o desenvolvimento desta pesquisa foi a necessidade de preservar a confidencialidade das bases de dados internas do BB. Por isso, não foi possível utilizar série histórica das perdas de crédito com visões específicas, como por exemplo nichos de clientes, tipos de produtos comercializados ou parâmetros de risco de crédito.

Os modelos de parâmetros de risco de crédito, conhecidos como PD, EAD e LGD dos Acordos de Basileia [3], tem sido utilizados pelos bancos para estudos sobre a Perda Esperada (PE), inclusive para avaliação das exigências de IFRS 9 ([21], [20], [75], [76] e [87]). Entretanto, a disponibilidade de dados da PE do BB e demais bancos, na visão de Basileia, é restrita em função da confidencialidade estabelecida nas instituições e da

falta de série histórica com muitas observações, pois a implementação nos bancos dos parâmetros de Basileia é algo relativamente recente.

Outro fator limitante da pesquisa, para a modelagem das perdas esperadas de crédito utilizando bases de dados abertas ou públicas (não confidenciais), foi a periodicidade trimestral dos valores de baixa para prejuízo de crédito, gerando base com 72 observações no período de março de 2001 a dezembro de 2018, conforme coleta feita no BB [77]. No Bradesco, a série histórica também é trimestral e está disponível desde 2007 ([88]). Caso fosse possível o acesso a dados com frequência mensal, teria maior quantidade de observações que favorecem a construção de modelos econométricos mais robustos.

Importante frisar que os anos de 2001 para o BB e 2007 para o Bradesco são os períodos iniciais com séries históricas de baixa para prejuízo de crédito, publicados e disponibilizados pelos bancos para consulta pública pela internet, referentes às informações trimestrais de março, junho, setembro e dezembro de cada ano.

## 5.2 Perdas de Crédito dos Bancos

O gráfico 5.1 mostra a evolução histórica dos valores de baixa das operações de crédito em prejuízo ou contabilizadas em perdas, nos balanços contábeis do BB e Bradesco, no período de 2001 a 2018, sendo que a base de dados do Bradesco foi iniciada em 2007.

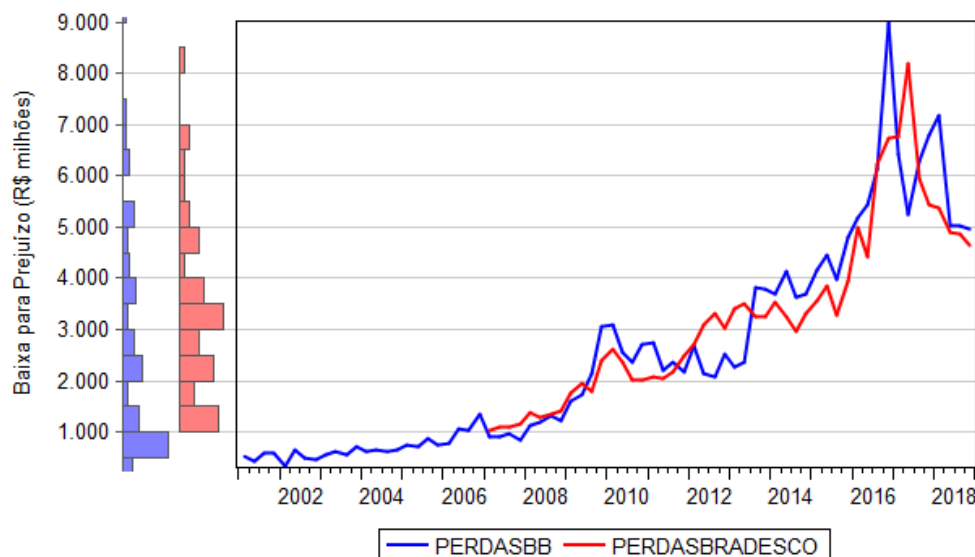


Figura 5.1: Evolução das Perdas de Crédito - BB e Bradesco

Em março de 2001 o BB contabilizou R\$ 538 milhões em perdas de crédito (baixa para prejuízo) e chegou a quase R\$ 5 bilhões de prejuízo em operações de crédito em dezembro

de 2018. O Bradesco passou de R\$ 1,03 bilhão de baixa para prejuízo em março de 2007 para R\$ 4,65 bilhões em dezembro de 2018.

Esses aumentos nas perdas do BB e Bradesco acompanharam o crescimento das carteiras de crédito dos dois bancos no período, pois maior volume de contratações de operações de crédito eleva a exposição ao risco de crédito e também mais probabilidade de inadimplência e perdas. No gráfico apresentado na figura 5.1 fica claro também o impacto das duas últimas grandes crises econômicas (2008/2009 e 2015/2017) sobre as perdas de crédito no BB e Bradesco.

### 5.3 Ciclos Econômicos no Brasil

Para representar adequadamente os ciclos econômicos no Brasil, foram pesquisadas séries históricas de variáveis macroeconômicas com dados trimestrais, na mesma periodicidade das bases de perdas de crédito do BB, e dentro do intervalo de tempo entre março de 2001 e dezembro de 2018.

Os estudos da FGV/CODACE (2017) [45], a revisão da literatura, com destaque para Zaniboni (2013) [89], Magalhães (2010) [90], Magalhães (2009) [87], Mileris (2013) [91], Caneca (2015) [8] e Terra (2013) [14], e a troca de conhecimento e experiência com outros pesquisadores, especialistas e consultorias, indicaram analisar as seguintes variáveis macroeconômicas: PIB, hiato do produto, desemprego, inflação, taxa de juros, volume de crédito, nível de provisões do SFN e vendas no comércio varejista.

### 5.4 Coleta e Tratamento das Bases de Dados e Variáveis

Foram coletadas inicialmente 105 variáveis, considerando o período de 2001 a 2018 e os principais indicadores das carteiras de crédito dos bancos estudados (BB e Bradesco) e das variáveis macroeconômicas representativas dos ciclos econômicos no Brasil, tendo como fontes mais importantes Bacen, IBGE, IPEA e FGV.

Para utilização das variáveis nos modelos econométricos, foram priorizados dados com a maior quantidade de observações possível no período de análise (72 registros de 2001 a 2018), na periodicidade trimestral, deflacionados (valores reais), dessazonalizados (ajuste sazonal), sem valores ausentes (missing values), sem quebras estruturais e sem descontinuidade na divulgação.

No conjunto de indicadores da carteira de crédito do BB e do Bradesco ([77] e [88]), são divulgados por trimestre diversos dados sobre a situação e evolução da carteira de

empréstimos, financiamentos e outras operações sujeitas ao risco de crédito, como por exemplo saldos por segmento/produto/setor, níveis de risco, inadimplência, provisões e perdas. Entretanto, nem todos os indicadores dos bancos possuem dados desde março de 2001, data escolhida como início da série histórica.

Para as variáveis representativas dos ciclos econômicos no Brasil, foram obtidos dados do PIB, crédito no SFN, índices de inflação, mercado de trabalho, consumo das famílias, vendas no comércio varejista e faturamento da indústria. Vale ressaltar que foram utilizados os valores finais dos trimestres (março, junho, setembro e dezembro) para as séries com periodicidade mensal.

O nome abreviado (sigla) e a descrição das variáveis constam no Apêndice A.

### 5.4.1 Análise Descritiva

Uma atividade importante antes do desenvolvimento de modelos econométricos, conforme descrito no capítulo 4, seção 4.1 (Metodologia, Estrutura da Pesquisa), é a realização de análise descritiva das variáveis candidatas a dependentes e independentes do modelo proposto, pois essa descrição permite identificar possíveis relacionamentos entre as variáveis, padrões de comportamento das séries históricas ao longo do tempo e eventuais tratamentos, ajustes ou transformações nos dados previamente ao uso das técnicas estatísticas, de acordo com Hill, Griffiths e Judge (2006) [81], Sartoris (2013) [82] e Hyndman (2019) [83].

A análise a seguir visa mostrar o comportamento das variáveis no período de 2001 a 2018, para auxiliar na avaliação de situações como quebras estruturais nos dados, padrões de sazonalidade, tendência ou ciclicidade nas séries e possíveis valores atípicos (outliers) e inexistentes (missing values), que podem influenciar nos testes dos modelos econométricos detalhados nos capítulos 6 e 7.

Em relação aos gráficos e estatísticas descritivas, serão mostrados os resultados mais importantes da carteira de crédito do BB e dos ciclos econômicos no Brasil, tendo em vista a semelhança entre algumas variáveis e a necessidade de resumir os dados analisados da melhor forma possível.

#### Carteira de Crédito do Banco do Brasil

A figura 5.2 mostra o comportamento do saldo da carteira de crédito do BB, nos prazos médios de 3 e 12 meses, identificadas pelas variáveis `MEDIACARTBB3M` e `MEDIACARTBB12M`.

A carteira de crédito vem crescendo muito desde 2001, quando ficou abaixo de R\$ 100 bilhões, chegou a cerca de R\$ 700 bilhões em 2016, porém caiu para pouco mais de R\$ 600 bilhões em 2018, em função da última recessão econômica no Brasil que provocou o



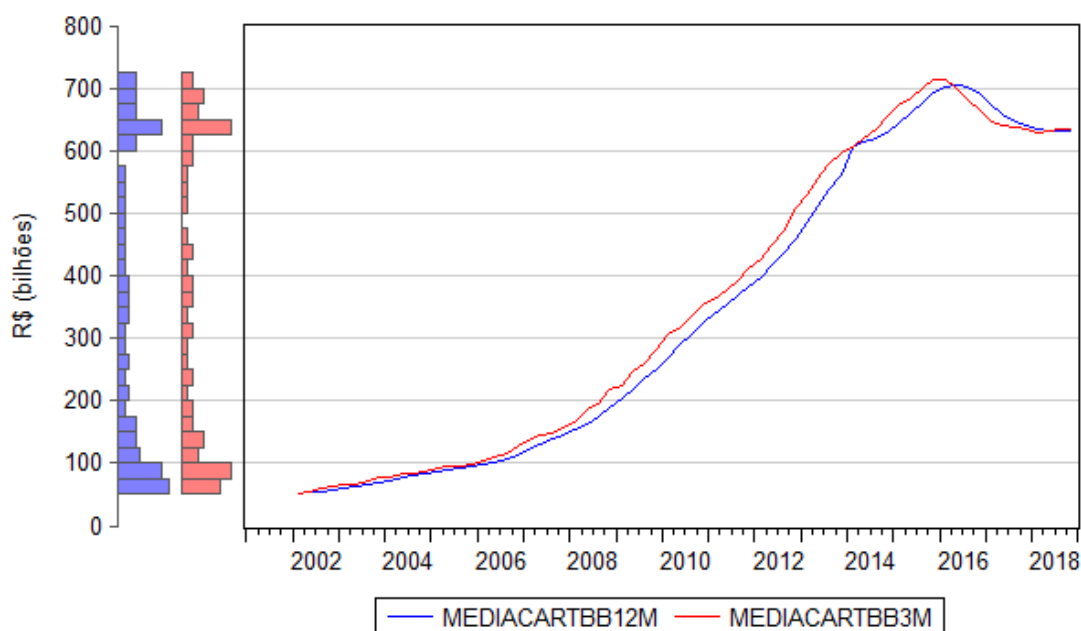


Figura 5.2: Carteira de Crédito BB

fechamento de empresas e vagas no mercado de trabalho. Essa conjuntura aumentou a inadimplência de pessoas físicas e jurídicas, levando à redução no volume das operações de crédito contratadas no BB a partir de 2016.

O gráfico seguinte 5.3 mostra as perdas de crédito do BB em valor (PERDASBB) e o percentual delas em relação à carteira nos prazos médios de 3 e 12 meses (PERDASBB3M e PERDASBB12M), indicando maior variabilidade nos dados e comportamento cíclico em função das crises econômicas que afetaram o Brasil nos últimos anos, especialmente no biênio 2008/2009 e triênio 2015/2017.

No que tange aos valores de provisão contra possíveis perdas em operações de crédito do BB, estabelecidos de acordo com as regras de PCLD da Resolução CMN 2.682/1999 [9], o gráfico 5.4 revela que o nível de provisionamento, identificados pelas variáveis PROVREQBB e PROVTOTBB, geralmente acompanha a evolução do saldo das operações de crédito, porém o banco pode realizar provisão complementar (PROVCOMPBB) em função do agravamento do risco de crédito para casos específicos, como foi observado nos últimos dois anos.

Na tabela 5.1 são apresentadas as principais estatísticas descritivas das variáveis da carteira de crédito do BB, como medidas de posição (Mean, Median, Maximum e Minimum), dispersão (Std.Dev., Skewness e Kurtosis), normalidade (Jarque-Bera) e de frequência (Sum, Sum Sq.Dev e Observations), que indicam que a maioria das séries contém 68 observações trimestrais, apenas uma variável possui 72 dados (PERDASBB) e uma tem 9

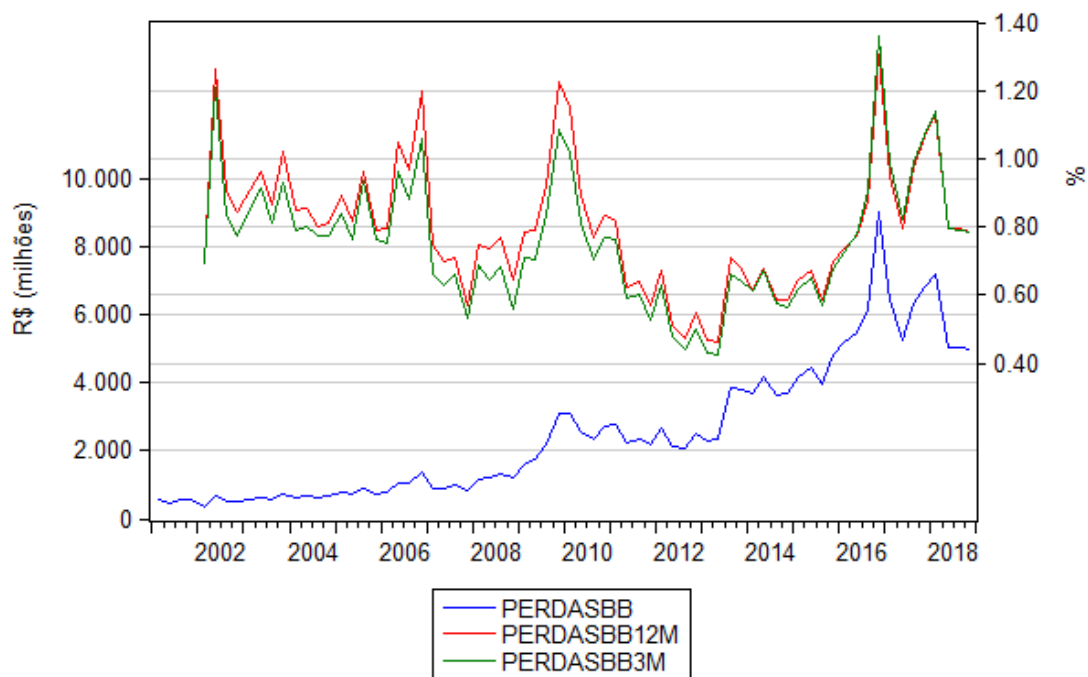


Figura 5.3: Perdas de Crédito BB

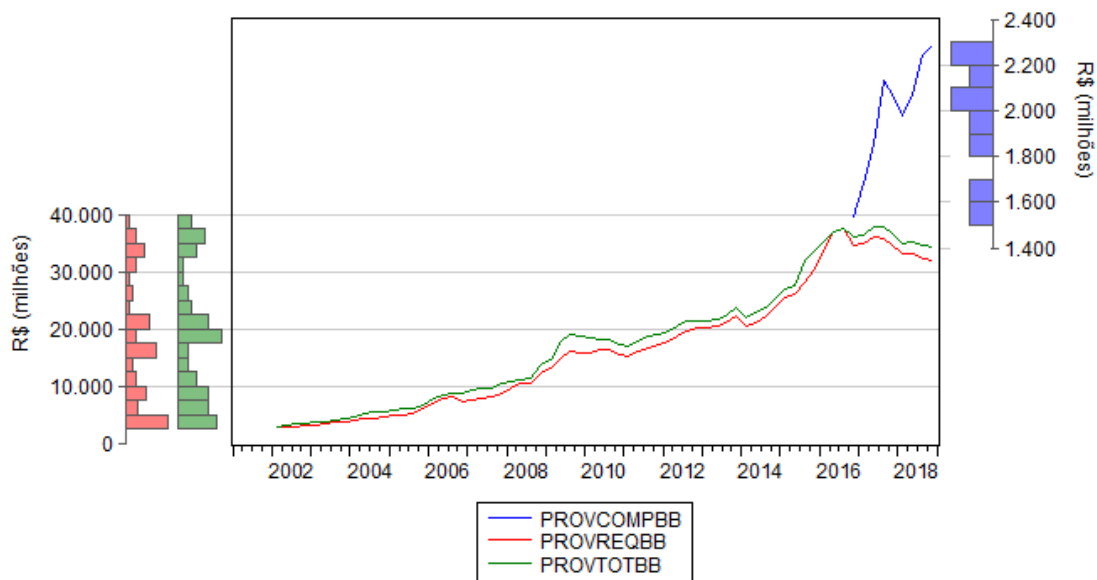


Figura 5.4: Provisão de Crédito BB

registros (PROVCOMPBB).

Em relação às perdas de crédito do BB (PERDASBB), chama atenção o valor máximo de R\$ 9 bilhões, registrado em dezembro de 2016, como reflexo de prejuízo contabilizado

Tabela 5.1: Estatísticas da Carteira de Crédito do BB (R\$ milhões)

	MEDIACARTBB3M	MEDIACARTBB12M	PROVREQBB	PROVTOTBB	PROVCOMPBB	PERDASBB
Mean	354881.1	341492.9	16611.83	18012.00	1983.469	2511.262
Median	325322.5	296744.0	15880.68	18113.64	2067.101	2146.139
Maximum	713226.7	704001.7	37513.56	37881.41	2287.270	9000.046
Minimum	51864.21	51810.29	2661.432	2881.783	1535.055	358.1150
Std. Dev.	240495.9	240907.5	10926.83	11288.97	251.1354	2024.903
Skewness	0.158884	0.243792	0.441835	0.364122	-0.572916	1.004953
Kurtosis	1.393884	1.429791	1.985066	1.916901	2.202832	3.293109
Jarque-Bera Probability	7.594995 0.022427	7.659337 0.021717	5.131067 0.076878	4.826418 0.089528	0.730652 0.693970	12.37691 0.002053
Sum	24131912	23221518	1129604.	1224816.	17851.22	180810.9
Sum Sq. Dev.	3.88E+12	3.89E+12	8.00E+09	8.54E+09	504551.9	2.91E+08
Observations	68	68	68	68	9	72

para cliente específico e que passou a gerar provisões complementares (PROVCOMPBB).

## Ciclos Econômicos no Brasil

Levando-se em conta a disponibilidade e a periodicidade das bases de perdas de crédito do BB, isto é, série histórica trimestral de março de 2001 a dezembro de 2018, foram analisadas diversas variáveis macroeconômicas para representar adequadamente os ciclos econômicos no Brasil, após avaliação das indicações da literatura e a troca de conhecimento e experiência com pesquisadores, especialistas e consultorias.

O primeiro grupo de indicadores macroeconômicos se refere à carteira de crédito do SFN, ilustrada no gráfico 5.5 com as variáveis CARTCREDSFN, CONCCREDSFN, CREDITOSALDO e PROVSFN.

O nível de provisões do SFN (PROVSFN) apresenta comportamento cíclico ao longo do tempo, em função dos ciclos econômicos no Brasil, como se pode ver nas últimas recessões (2008/2009 e 2015/2017), quando ocorreram grandes altas nos provisionamentos dos bancos brasileiros.

Vale observar que a última recessão econômica no Brasil elevou o risco de crédito que aumentou a PCLD nas instituições financeiras (PROVSFN) e reduziu o saldo de operações de crédito contratadas e concedidas no SFN (CARTCREDSFN e CREDITOSALDO).

Em relação aos padrões de comportamento da carteira de crédito do SFN, as variáveis CARTCREDSFN e CREDITOSALDO apresentam tendência de crescimento até 2015 e CONCCREDSFN possui registros apenas a partir de 2011.

A tabela 5.2 resume as principais estatísticas descritivas das variáveis escolhidas para a carteira de crédito do SFN, e mostra que duas possuem série completa com 72 observações (CREDITOSALDO e PROVSFN).

A variável CONCCREDSFN possui apenas 32 observações no período de 2001 a 2018, prejudicando sua utilização no desenvolvimento dos modelos econométricos.

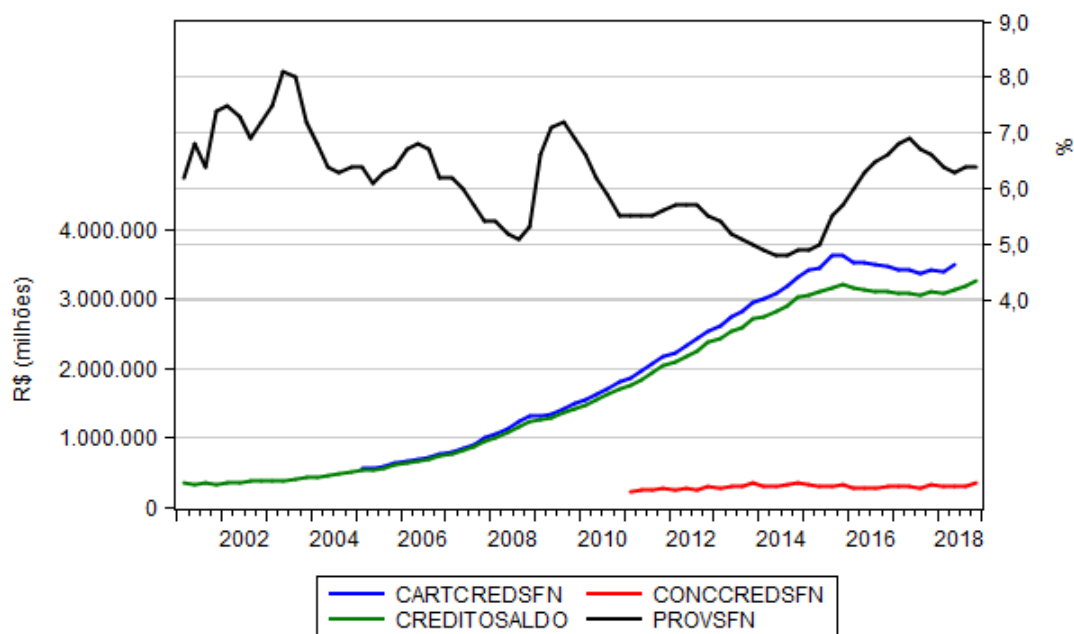


Figura 5.5: Carteira de Crédito SFN

O segundo grupo de variáveis macroeconômicas é formado por quatro taxas de desemprego, conforme gráfico 5.6, que possuem componentes de tendência (DESEMPOCULTO e DESEMPOCULTOPRECARIO) e sazonalidade (DESEMPABERTO) e uma com poucos registros (DESOCUPACAO).

Verifica-se que a última recessão econômica no Brasil, no triênio 2015/2017, provocou forte elevação nas taxas de desemprego aberto em São Paulo, conforme pesquisa da Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados (Seade) [92] e de desocupação no Brasil, segundo o IBGE [93].

DESEMPABERTO não inclui o desemprego oculto (trabalho precário e desemprego por desalento), DESEMPOCULTO compreende trabalho precário e desemprego por desalento, e DESEMPOCULTOPRECARIO não inclui desemprego por desalento nem desemprego aberto.

Embora a quantidade de observações entre as variáveis DESEMPABERTO e DESOCUPACAO seja bem diferente, 72 e 28 registros respectivamente, as principais estatísticas descritivas estão próximas, como mostra a tabela 5.3.

Entretanto, não é indicada a utilização da variável DESOCUPACAO nos modelos econométricos, por causa da baixa quantidade de registros no período de análise (2001 a 2018).

Tabela 5.2: Estatísticas da Carteira de Crédito do SFN (R\$ milhões e %)

	CARTCREDSFN	CONCCREDSFN	CREDITOSALDO	PROVSFN
Mean	2139418.	293774.4	1650719.	6.168056
Median	2125678.	295299.0	1439303.	6.300000
Maximum	3631793.	359628.0	3260174.	8.100000
Minimum	547996.3	231721.0	319496.0	4.800000
Std. Dev.	1082907.	30946.01	1088643.	0.797147
Skewness	-0.025284	0.146859	0.207464	0.151566
Kurtosis	1.478310	2.754380	1.437259	2.387861
Jarque-Bera Probability	5.215721 0.073692	0.195465 0.906891	7.842973 0.019812	1.399810 0.496632
Sum	1.16E+08	9400782.	1.19E+08	444.1000
Sum Sq. Dev.	6.22E+13	2.97E+10	8.41E+13	45.11653
Observations	54	32	72	72

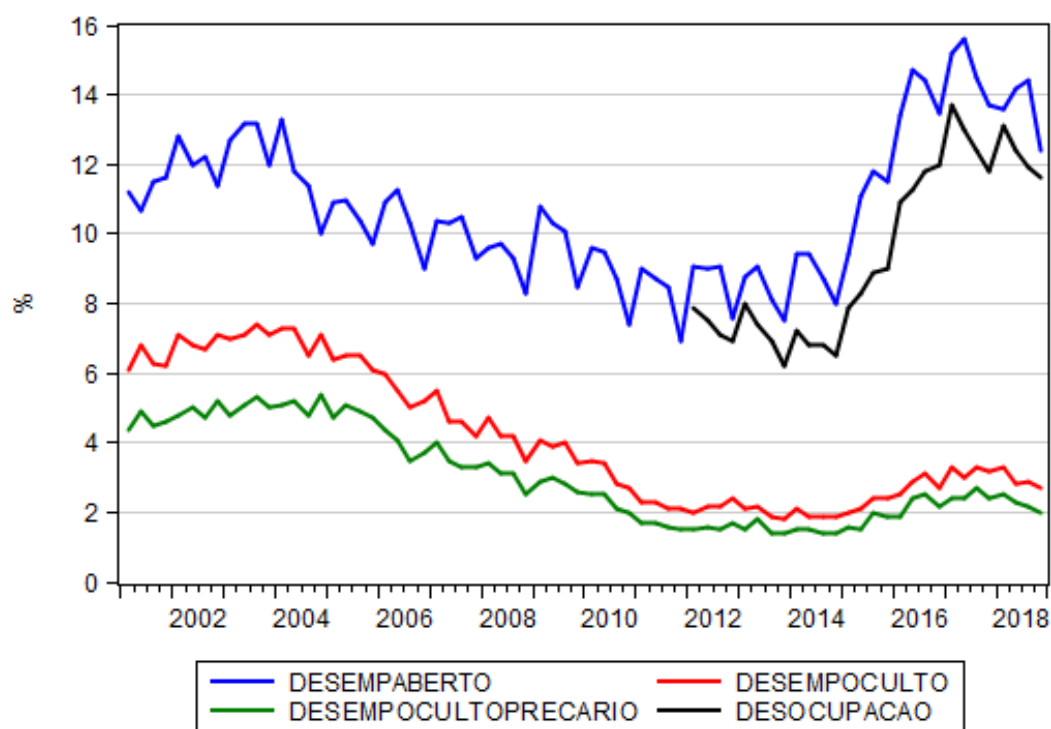


Figura 5.6: Desemprego no Brasil

Acerca do número de pessoas admitidas (EMPREGADMIS), demitidas (EMPREG-DEMIS) e o saldo (EMPREGSALDO), fica evidente o padrão de sazonalidade nos dados, conforme gráfico 5.7.

A variável EMPREGSALDO, que é a diferença entre o número de admissões e demissões, indica também que as recessões econômicas de 2008/2009 e 2015/2017 impactaram

Tabela 5.3: Estatísticas de Desemprego (%)

	DEEMPABERTO	DEEMPOCULTO	DEEMPOCULTOPRECARIO	DESOCUPACAO
Mean	10.79306	4.144444	3.056944	9.471429
Median	10.45000	3.450000	2.550000	8.600000
Maximum	15.60000	7.400000	5.400000	13.70000
Minimum	6.900000	1.800000	1.400000	6.200000
Std. Dev.	2.095960	1.902844	1.347907	2.499757
Skewness	0.399150	0.415387	0.376853	0.251444
Kurtosis	2.328162	1.635621	1.636163	1.434199
Jarque-Bera	3.265943	7.655147	7.284375	3.155402
Probability	0.195348	0.021762	0.026195	0.206449
Sum	777.1000	298.4000	220.1000	265.2000
Sum Sq. Dev.	311.9065	257.0778	128.9965	168.7171
Observations	72	72	72	28

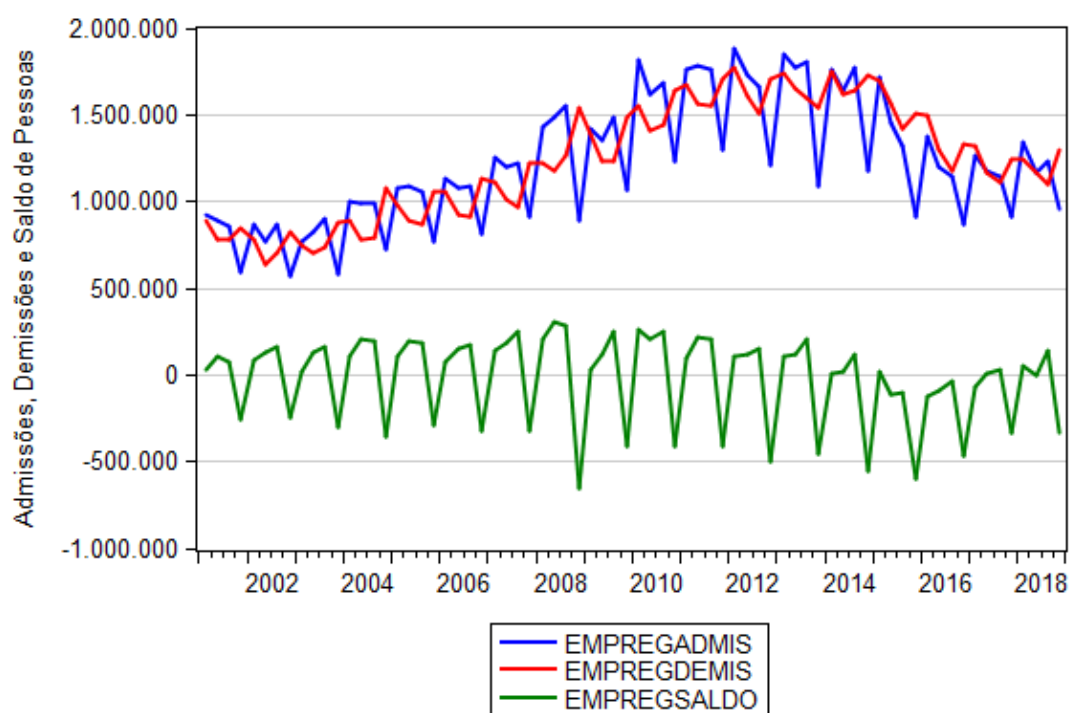


Figura 5.7: Admissões, Demissões e Saldos de Pessoas Empregadas

negativamente o mercado de trabalho, com menos contratações e mais demissões de pessoas.

O índice de emprego (gráfico 5.8) apresenta componente de tendência de 2001 a 2014 (crescimento), porém inverteu o comportamento a partir de 2015 com redução no índice e relativa estabilidade nos últimos dois anos.

As estatísticas de emprego mostradas na tabela 5.4 indicam que todas as variáveis estão com a quantidade completa de observações (72 registros).

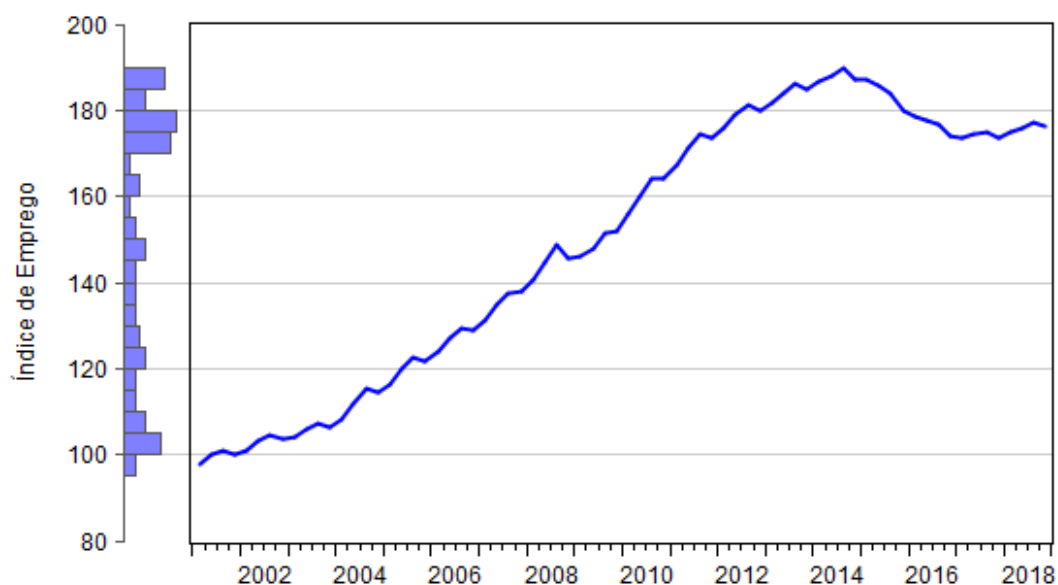


Figura 5.8: Índice de Emprego

Outro dado que chama atenção é a grande diferença entre os valores de média e mediana da variável EMPREGSALDO, destacando que a mediana é uma medida estatística que sofre menos influência de observações extremas (outliers).

Em relação ao faturamento da indústria (gráfico 5.12), observa-se sazonalidade e tendência na variável FATURAMINDUSTRIA, e forte queda no índice nos últimos anos em função da recessão econômica brasileira no triênio 2015/2017.

Os principais indicadores de inadimplência do SFN apresentam padrões de ciclicidade (INADSFN) e de tendência (OPERINADSFN), como mostrado no gráfico 5.10.

A variável INADSFN, que apresentou a maior taxa de inadimplência em 2001, parece ser mais sensível aos movimentos de expansão e retração da atividade econômica no Brasil. Já a variável OPERINADSFN sinaliza acompanhar o ritmo de crescimento da carteira de crédito do SFN.

Outras variáveis com claro componente sazonal são CHEQSEMFUNDO e CONSULTASPC (gráfico 5.11), e que também apontam leve padrão de tendência segundo as necessidades de verificação de restrições para as contratações de crédito.

Das variáveis analisadas até o momento, a única com histograma próximo de uma distribuição normal é o percentual de cheques sem fundo (CHEQSEMFUNDO).

Em relação às estatísticas de faturamento e inadimplência descritas na tabela 5.5, cabe destacar que apenas a variável OPERINADSFN tem menor quantidade de observações (56 registros) e o valor máximo da variável INADSFN (6,5%) pode ser considerado um outlier no período de 2001 a 2018.

Tabela 5.4: Estatísticas de Emprego (Quantidade e %)

	EMPREGADMIS	EMPREGDEMIS	EMPREGSALDO	EMPREGO
Mean	1223723.	1238445.	-15222.42	149.6589
Median	1179413.	1237909.	85144.00	154.0250
Maximum	1881127.	1769381.	309442.0	189.6300
Minimum	570959.0	642005.0	-654946.0	98.04000
Std. Dev.	357076.5	331130.9	247486.3	30.93194
Skewness	0.249047	-0.064029	-0.938494	-0.327854
Kurtosis	2.031562	1.743002	2.706366	1.573660
Jarque-Bera	3.557909	4.789326	10.82793	7.393200
Probability	0.168815	0.091203	0.004454	0.024808
Sum	88108051	89168063	-1096014.	10775.44
Sum Sq. Dev.	9.05E+12	7.78E+12	4.35E+12	67931.71
Observations	72	72	72	72

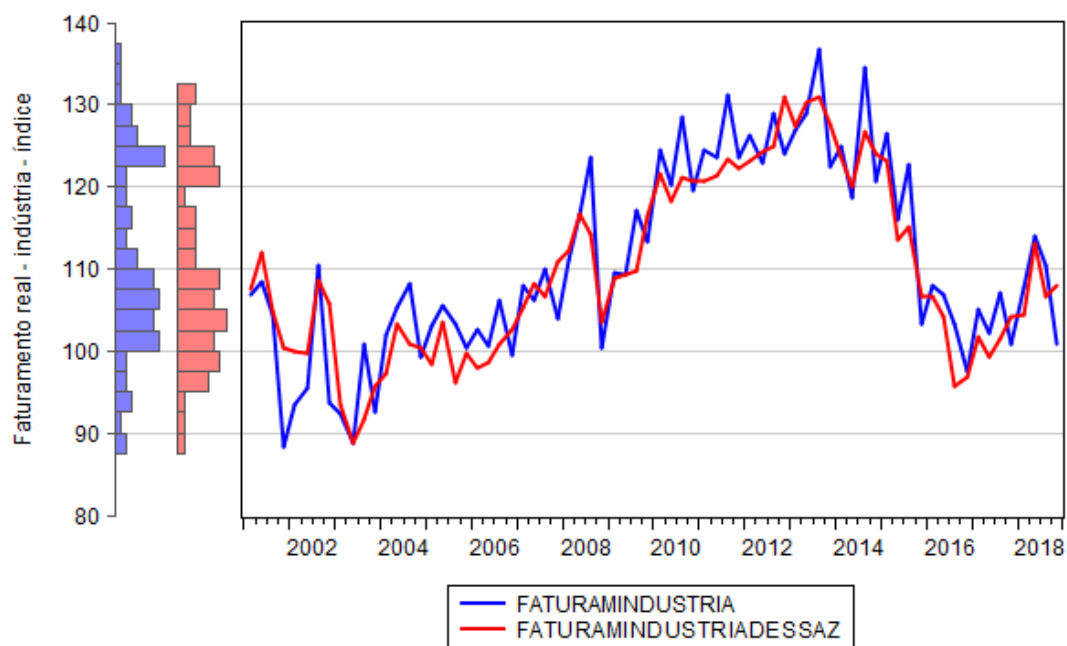


Figura 5.9: Faturamento no Brasil

Em relação às taxas de inflação, foram coletados o Índice Nacional de Preços ao Consumidor (INPC), o Índice Geral de Preços do Mercado (IGP-M), o Índice Geral de Preços-Disponibilidade Interna (IGP-DI), o Índice de Custo de Vida (ICV), o Índice Nacional de Preços ao Consumidor-Amplado (IPCA) e o Índice de Preços ao Consumidor-Brasil (IPC-Br), que de maneira geral apresentam comportamento semelhante ao longo do tempo (gráfico 5.13).

Os valores atípicos (outliers) em novembro de 2002 foram causados pelas incertezas



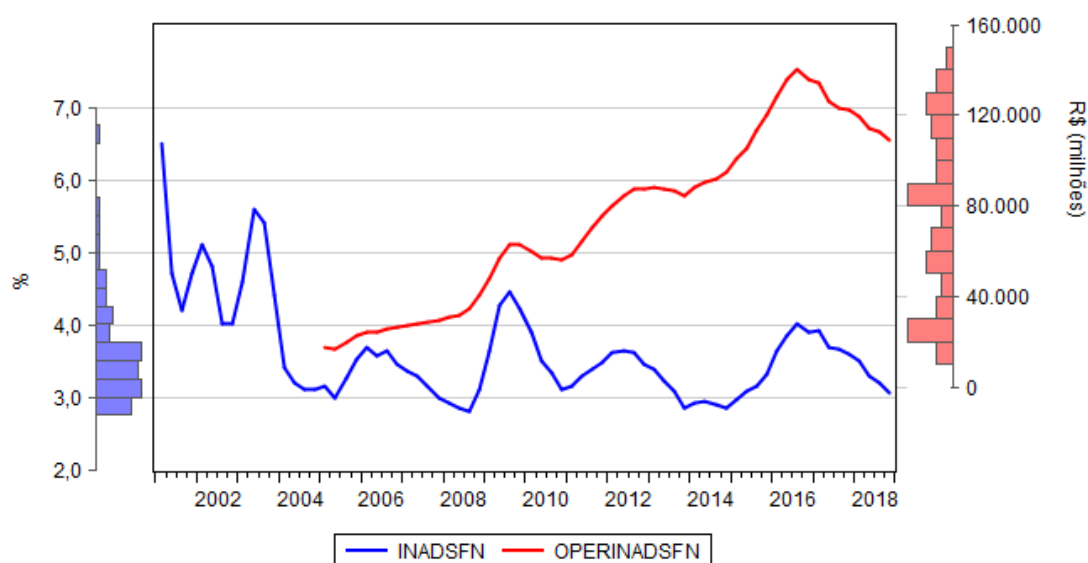


Figura 5.10: Inadimplência SFN

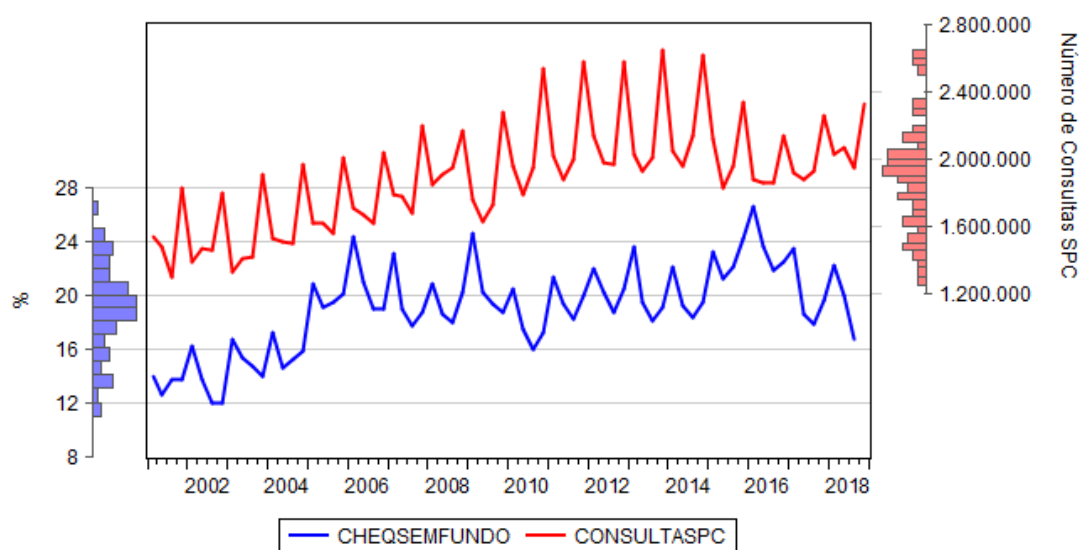


Figura 5.11: Cheques Sem Fundos e Consultas SPC

políticas após as eleições presidenciais, que provocaram elevadas taxas de inflação. No segundo trimestre de 2017, o registro de deflação no nível geral dos preços ocorreu em virtude da recente recessão econômica no Brasil a partir de 2015.

Calculando as estatísticas descritivas das taxas de inflação mais importantes (tabela 5.6, constata-se para todas as variáveis dados completos no período de 2001 a 2018, maior e menor valores observados para o IGPM, 3,75% e -1,08% respectivamente).

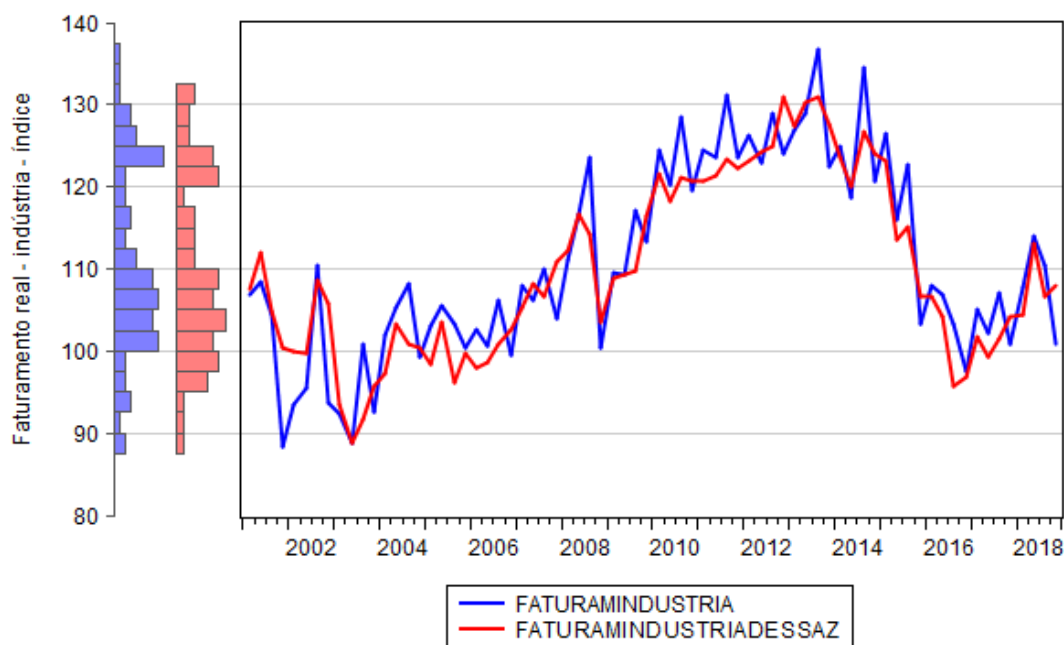


Figura 5.12: Faturamento no Brasil

Para os principais indicadores do PIB brasileiro, tem números índices apurados de várias formas, como por exemplo a variável IBCBRSAZONAL do Bacen e os demais índices calculados pelo IBGE, para divulgação das Contas Nacionais Trimestrais ([47], como se pode ver no gráfico 5.14.

O IBCBR é um indicador antecedente do PIB divulgado pelo IBGE, e vem sendo utilizado pelo mercado para antecipar ou prever o ritmo de crescimento econômico no Brasil.

A tendência de crescimento é evidente nas variáveis IBCBRSAZONAL, PIBPMDESSAZ e PIBTRIMPM, porém foi interrompida a partir de 2015 com a crise econômica no Brasil. A variável PIBMOVTRIM possui componente de sazonalidade e se mantém relativamente estável no período analisado.

No gráfico 5.15 são apresentadas as variações nas taxas do PIB, calculadas em quatro diferentes formas: trimestral, acumulada ao longo do ano, acumulada em quatro trimestres e acumulada em dois trimestres. Essas taxas são muito utilizadas para identificar os ciclos econômicos ou de negócios no Brasil, conforme estudos do CODACE [45].

Analisando essas taxas, percebe-se de maneira mais nítida a influência dos ciclos econômicos, especialmente o impacto negativo das duas últimas grandes recessões (2008/2009 e 2015/2017).

O gráfico 5.16 mostra que os valores do PIB em dólares (PIB12MUS) aumentaram até

Tabela 5.5: Estatísticas de Faturamento e Inadimplência (Índice, %, valor e número)

	FATURAMINDUSTRIA	FATURAMINDUSTRIADESSAZ	INADSFN	OPERINADSFN	CHEQSEMFUNDO	CONSULTASPC
Mean	110.9105	109.9261	3.619444	74173.84	18.96028	1892075.
Median	108.1500	107.7486	3.455000	77895.39	19.09000	1910682.
Maximum	136.7000	131.0000	6.500000	140474.3	26.58000	2641710.
Minimum	88.26630	88.90000	2.810000	17066.98	11.93000	1291428.
Std. Dev.	11.72475	10.83353	0.705906	37945.65	3.226180	310753.4
Skewness	0.224551	0.275259	1.679965	0.056278	-0.188703	0.349805
Kurtosis	2.148436	1.990087	6.322271	1.755249	2.691964	3.023143
Jarque-Bera Probability	2.780562 0.249005	3.968983 0.137450	66.97986 0.000000	3.644839 0.161634	0.702074 0.703958	1.469973 0.479512
Sum	7985.554	7914.682	260.6000	4153735.	1346.180	1.36E+08
Sum Sq. Dev.	9760.360	8332.945	35.37958	7.92E+10	728.5764	6.86E+12
Observations	72	72	72	56	71	72

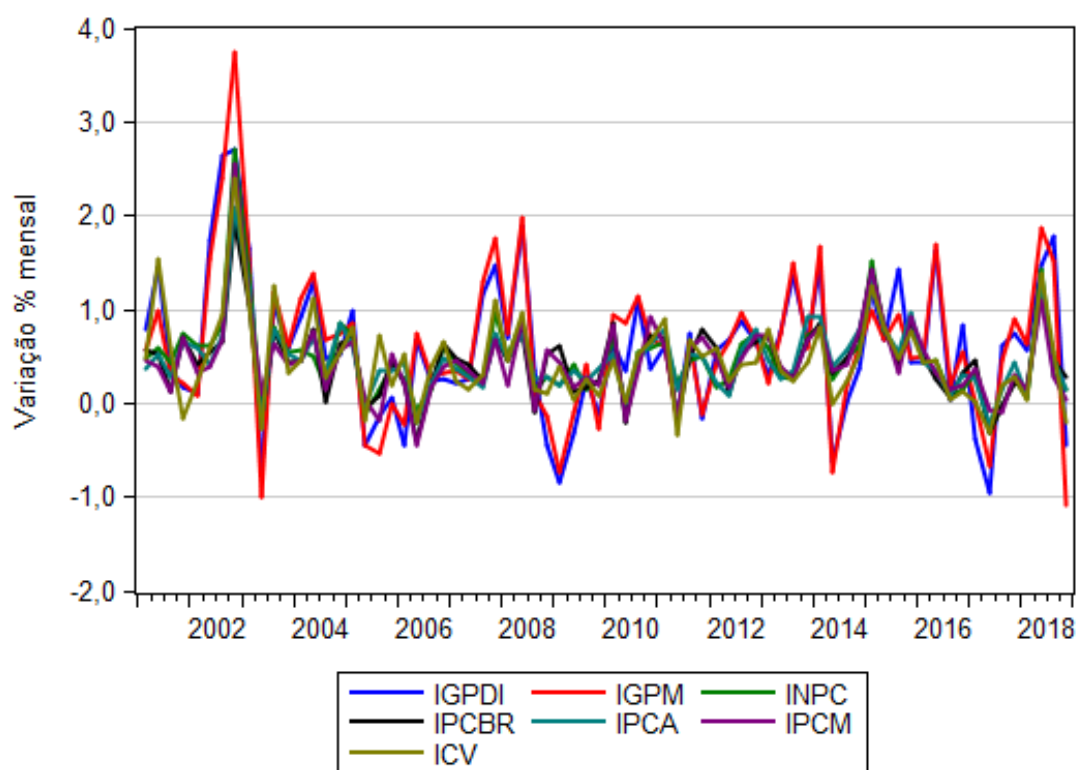


Figura 5.13: Inflação no Brasil

agosto de 2011, quando totalizaram US\$ 227 bilhões, relativa estabilidade até agosto de 2014, e então começaram a declinar durante a crise econômica de 2015 a 2017. O PIB calculado em reais (variáveis VLRPIBPM e PIBAC12MRS) não deixa claro os impactos das duas últimas grandes recessões econômicas sobre o nível da atividade produtiva no Brasil.

Outra importante variável representativa da atividade econômica é conhecida como o Hiato do Produto (HIATOPRODUTO), que significa a diferença percentual entre o

Tabela 5.6: Estatísticas de Inflação (%)

	IGPDI	IGPM	INPC	IPCA
Mean	0.588889	0.619583	0.489722	0.477639
Median	0.580000	0.620000	0.460000	0.435000
Maximum	2.700000	3.750000	2.700000	2.100000
Minimum	-0.960000	-1.080000	-0.300000	-0.230000
Std. Dev.	0.751180	0.801747	0.433567	0.367026
Skewness	0.390272	0.710209	2.070038	1.352698
Kurtosis	3.288146	5.204215	11.16764	7.266742
Jarque-Bera Probability	2.076832 0.354015	20.62845 0.000033	251.5516 0.000000	76.57277 0.000000
Sum	42.40000	44.61000	35.26000	34.39000
Sum Sq. Dev.	40.06331	45.63869	13.34659	9.564299
Observations	72	72	72	72

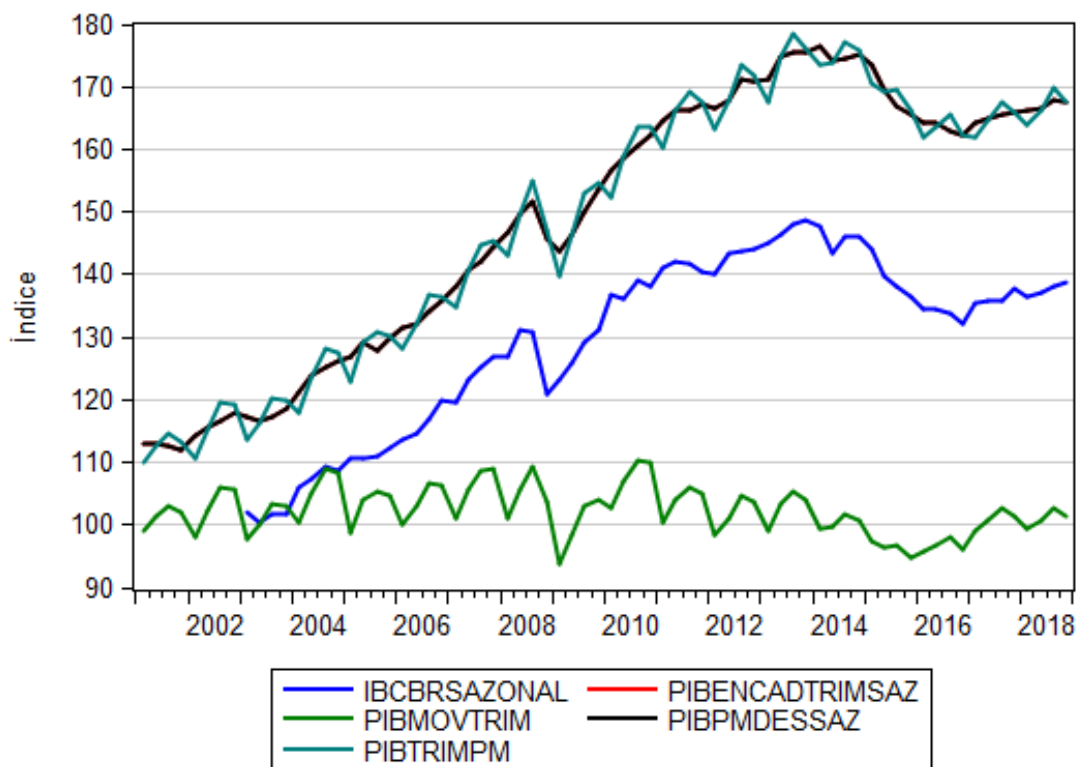


Figura 5.14: PIB no Brasil - Índice

produto potencial (PRODUTOPOTENCIAL) e o PIB efetivo da economia (PIBEFETIVOSAZ), como mostra o gráfico 5.17.

As variáveis PRODUTOPOTENCIAL e PIBEFETIVOSAZ possuem tendência, enquanto que HIATOPRODUTO apresenta maior sensibilidade aos ciclos econômicos no

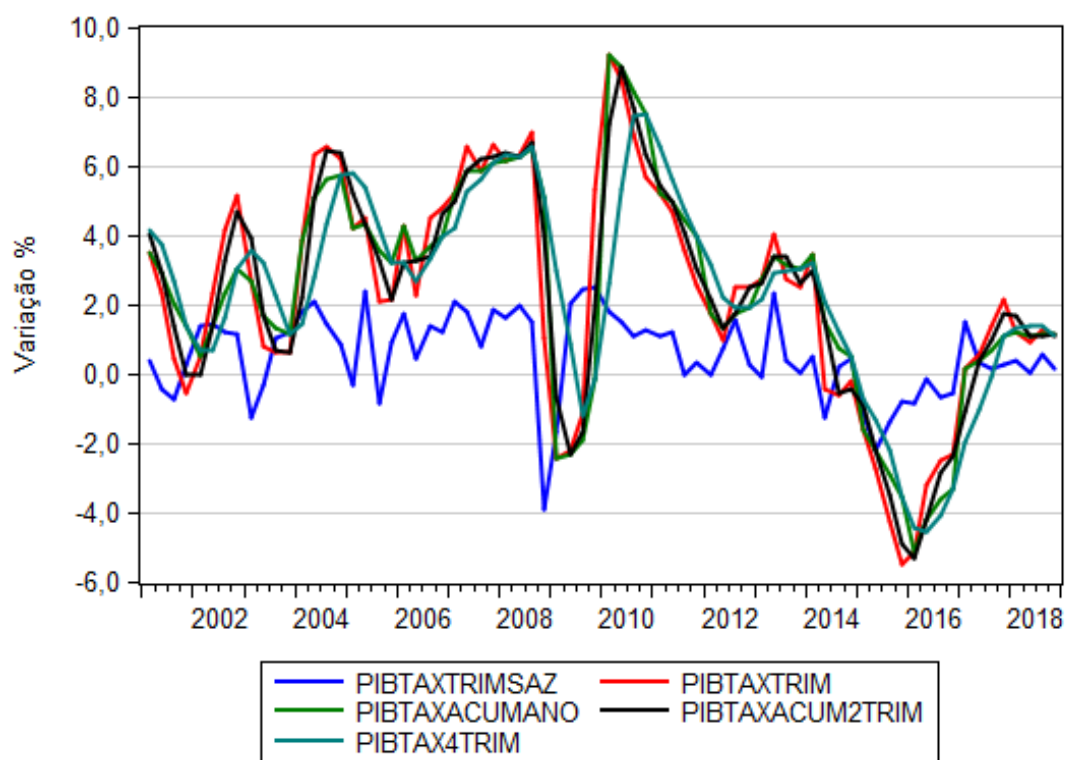


Figura 5.15: PIB no Brasil - Variação Percentual

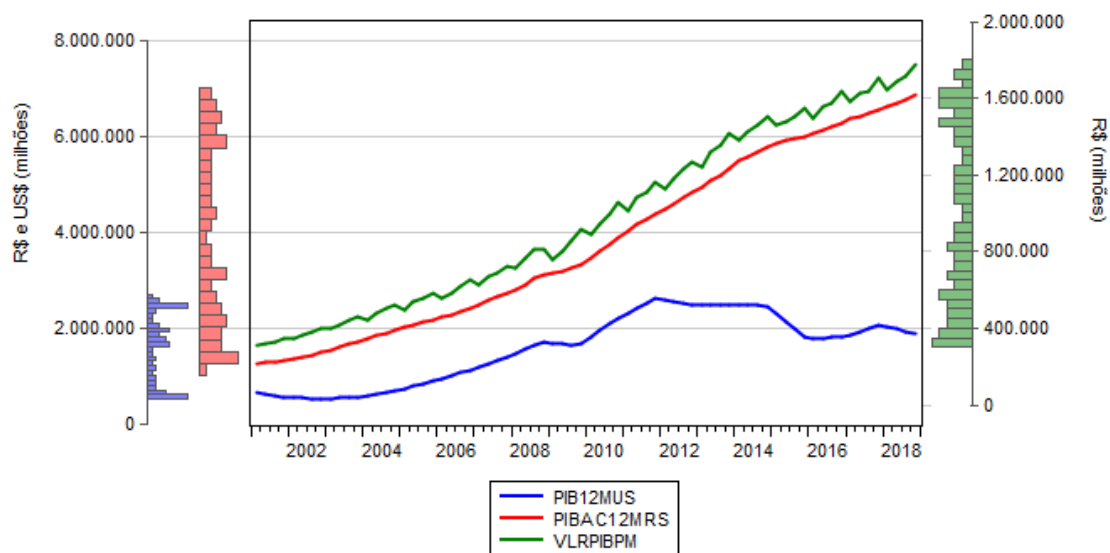


Figura 5.16: PIB no Brasil - Valor

Brasil, ou seja, tem forte componente de ciclicidade. Basta observar os impactos no hiato

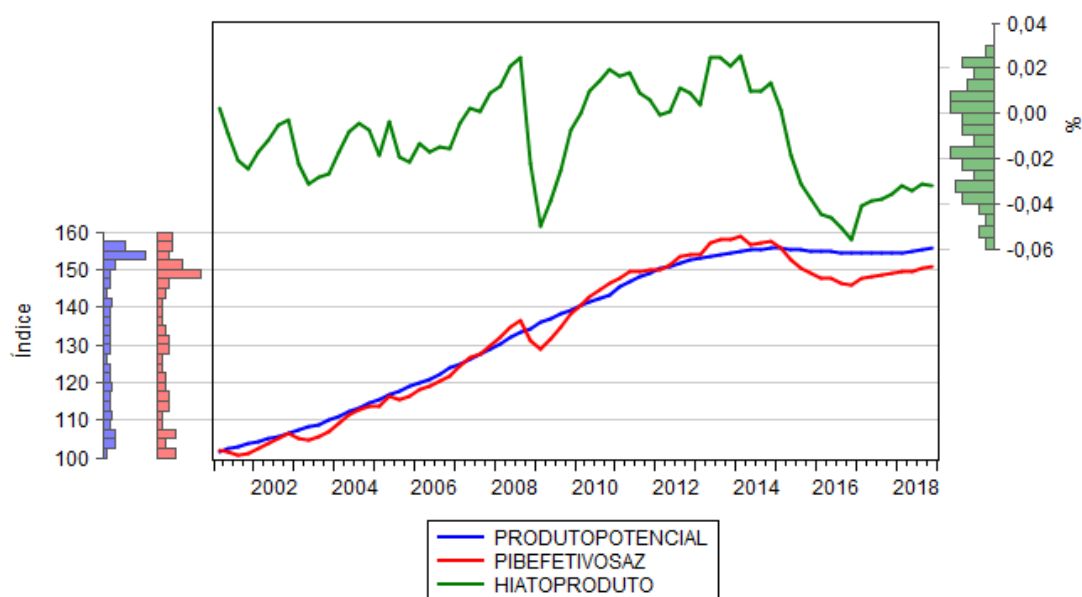


Figura 5.17: PIB no Brasil - Hiato

nas duas últimas recessões econômicas (2008/2009 e 2015/2017).

Das variáveis selecionadas para cálculo das estatísticas descritivas, apenas a variável IBCBRSAZONAL possui 64 registros no período de 2001 a 2018, conforme tabela 5.7. Os valores mínimo e máximo das variáveis PIBTAXTRIMSAZ e PIB12MUS ficaram mais afastados do que os valores de média e mediana, comparativamente aos valores das demais variáveis.

Tabela 5.7: Estatísticas de PIB e Hiato (Índice e %)

	PIBPMDESSAZ	IBCBRSZONAL	PIBTAXTRIMSAZ	PIB12MUS	HIATOPRODUTO
Mean	148.8702	129.8416	0.555532	1574291.	-0.010526
Median	155.1645	135.1400	0.515617	1740313.	-0.008471
Maximum	176.6241	148.7300	2.473904	2614482.	0.025234
Minimum	112.1559	100.3400	-3.940919	508101.0	-0.055863
Std. Dev.	21.38393	13.94106	1.205243	717684.3	0.021406
Skewness	-0.403565	-0.653603	-0.871024	-0.197584	-0.136917
Kurtosis	1.661107	2.207082	4.347266	1.624259	2.035758
Jarque-Bera	7.332280	6.233345	14.54958	6.146465	3.014242
Probability	0.025575	0.044304	0.000693	0.046271	0.221547
Sum	10718.65	8309.860	39.99832	1.13E+08	-0.757840
Sum Sq. Dev.	32466.36	12244.25	103.1354	3.66E+13	0.032532
Observations	72	64	72	72	72

Sobre o comércio varejista no Brasil, os indicadores de vendas mostram padrões com sazonalidade e tendência (gráfico 5.18), porém duas possuem maior variabilidade (VEN-

DREAIS e VENDNOMINAIS). As variáveis que foram dessazonalizadas (VENDREAI-SAMPLIADODESSAZ e INDVENDREAISSAZ) indicam menor volatilidade nos dados e sofreram reversão de tendência a partir de 2013.

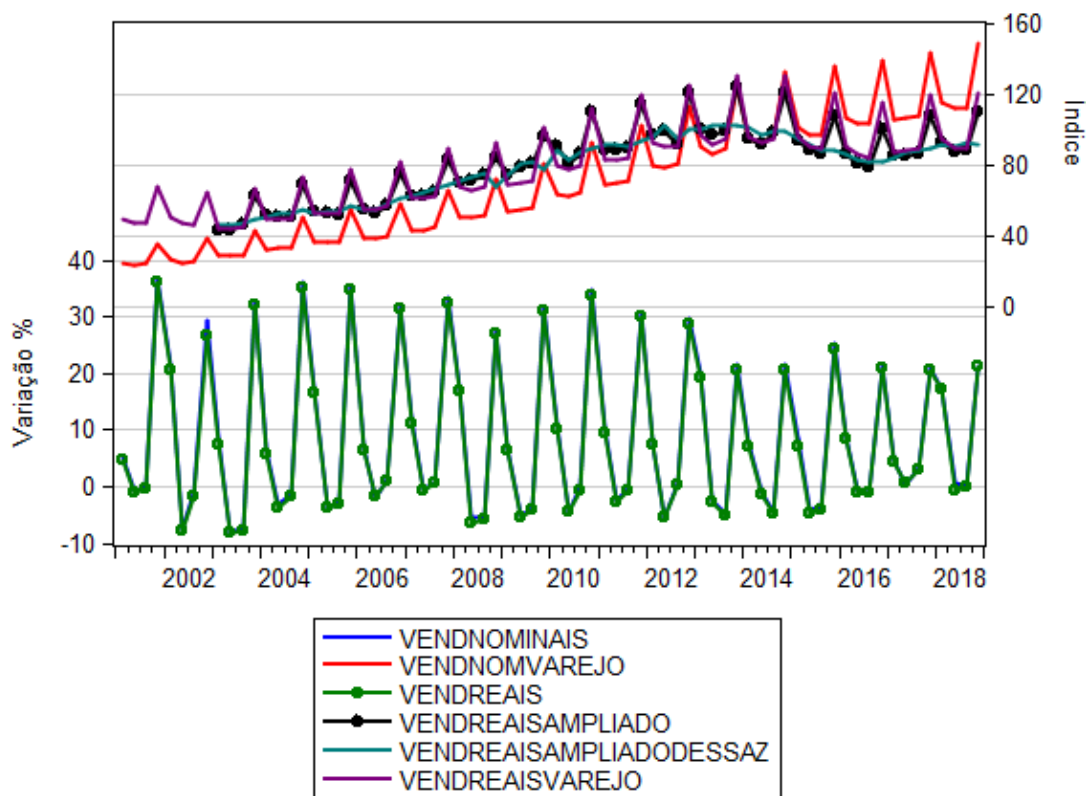


Figura 5.18: Vendas no Brasil

A variável SELIC é a taxa de juros que o governo brasileiro paga aos bancos que lhe emprestaram dinheiro e serve de referência para outras taxas de juros do país (taxa básica de juros da economia), de acordo com o Bacen [5].

Conforme gráfico 5.19, a SELIC vem caindo desde 2001 e tem comportamento bastante cíclico, pois é o principal instrumento de política monetária para controle dos níveis de inflação, os quais estão relacionados aos ciclos econômicos no Brasil.

Interessante observar que a duração mais longa das elevações na SELIC ocorreu entre 2013 e 2015, período anterior à última recessão econômica no Brasil.

A tabela 5.8 conclui as estatísticas descritivas para algumas variáveis do comércio varejista e a taxa de juros Selic. Apenas uma variável tem menos do que 72 observações (VENDREAISAMPLIADODESSAZ). A única que registrou valor negativo foi VENDREAIS, com taxa mínima de -8,16%, e seus valores de média e mediana ficaram muito diferentes, o que indica a existência de valores atípicos.

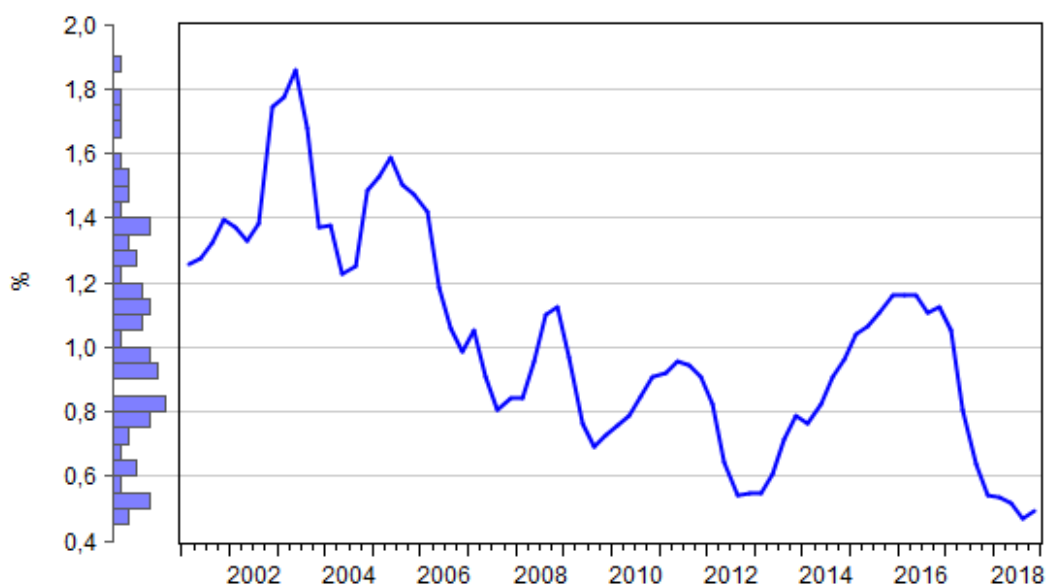


Figura 5.19: Taxa de Juros Selic

### Perdas de Crédito do BB e Ciclos Econômicos no Brasil

Após análise descritiva dos principais indicadores da carteira de crédito do BB e das variáveis macroeconômicas representativas dos ciclos de negócios no Brasil, foram avaliados gráficos de dispersão e os coeficientes de correlação de Pearson.

Esse tipo de avaliação é importante na identificação de possíveis relacionamentos entre a variável resposta ou dependente (perdas de crédito do BB) e as variáveis representativas dos ciclos econômicos no Brasil, que sejam candidatas a explicativas do modelo proposto.

Os primeiros gráficos na figura 5.20 mostram a dispersão entre os valores observados da variável PERDASBB com as variáveis da carteira de crédito do SFN (CREDITOSALDO e PROVSN).

A reta de regressão com melhor ajuste nos dados está no gráfico de dispersão entre PERDASBB e CREDITOSALDO, sugerindo haver uma relação positiva entre as variáveis.

Para os principais indicadores de emprego e desemprego no Brasil, o melhor ajuste dos valores observados com a variável PERDASBB ocorreu no gráfico de dispersão com EMPREGO, como se verifica na figura 5.21, sugerindo relação positiva entre as variáveis.

Em relação aos dados de faturamento da indústria e de inadimplência no SFN, os gráficos da figura 5.22 indicam baixo ajuste linear com a variável PERDASBB.

Analisando os gráficos da figura 5.23, percebe-se também que a reta de regressão linear não se ajusta bem aos valores de inflação no Brasil.



Tabela 5.8: Estatísticas de Vendas e Selic (Índice e %)

	PIBPMDESSAZ	IBCBRSAZONAL	PIBTAXTRIMSAZ	PIB12MUS	HIATOPRODUTO
Mean	148.8702	129.8416	0.555532	1574291.	-0.010526
Median	155.1645	135.1400	0.515617	1740313.	-0.008471
Maximum	176.6241	148.7300	2.473904	2614482.	0.025234
Minimum	112.1559	100.3400	-3.940919	508101.0	-0.055863
Std. Dev.	21.38393	13.94106	1.205243	717684.3	0.021406
Skewness	-0.403565	-0.653603	-0.871024	-0.197584	-0.136917
Kurtosis	1.661107	2.207082	4.347266	1.624259	2.035758
Jarque-Bera Probability	7.332280 0.025575	6.233345 0.044304	14.54958 0.000693	6.146465 0.046271	3.014242 0.221547
Sum	10718.65	8309.860	39.99832	1.13E+08	-0.757840
Sum Sq. Dev.	32466.36	12244.25	103.1354	3.66E+13	0.032532
Observations	72	64	72	72	72

Para alguns números índices do PIB, os melhores ajustes nas retas de regressão são observados nas variáveis PIBPMDESSAZ e IBCBRSAZONAL, conforme gráficos da figura 5.24. A dispersão entre esses dados do PIB e as perdas de crédito não deixa claro a direção e a força do relacionamento entre as variáveis.

Em termos de variação percentual do PIB, os gráficos da figura 5.25 sugerem haver relação inversa, indireta ou negativa com a variável PERDASBB, embora o ajuste linear não seja tão forte. Os últimos gráficos de dispersão do PIB em relação às perdas de crédito do BB (figura 5.26) mostram melhor ajustamento linear com a variável VLRPIBPM e inclinação positiva da reta de regressão. O gráfico com a variável HIATOPRODUTO indica maior afastamento dos valores observados em relação à linha de regressão.

Por fim, considerando dois indicadores de vendas no comércio varejista e a taxa de juros Selic, verifica-se que o melhor ajuste ocorre entre as variáveis PERDASBB e VENDREAISAMPLIADODESSAZ (figura 5.27).

Outro cálculo realizado para auxiliar na análise descritiva das variáveis foi o coeficiente de correlação de Pearson entre as variáveis de perdas de crédito e provisões do BB e os principais indicadores candidatos a caracterizar os ciclos econômicos no Brasil, conforme tabela 5.9.

Como ponto de corte para considerar alta correlação, foi estabelecido o valor de 0,70, sendo que o sinal negativo indica relação inversa ou sentido contrário entre as variáveis, ou seja, quando ocorre aumento em uma variável, a outra diminui na intensidade do grau de correlação. Correlação positiva mostra relacionamento direto ou na mesma direção.

As variáveis econômicas com forte correlação com as PERDASBB são CARTCREDSFN, CREDITOSALDO, OPERINADSFN, PIBAC12MRS, VLRPIBPM, PRODUTOPOTENCIAL e VENDNOMVAREJO, sendo que todas estão com sinal positivo nos coeficientes, significando que elevações nos seus valores tendem a incrementar as perdas de crédito

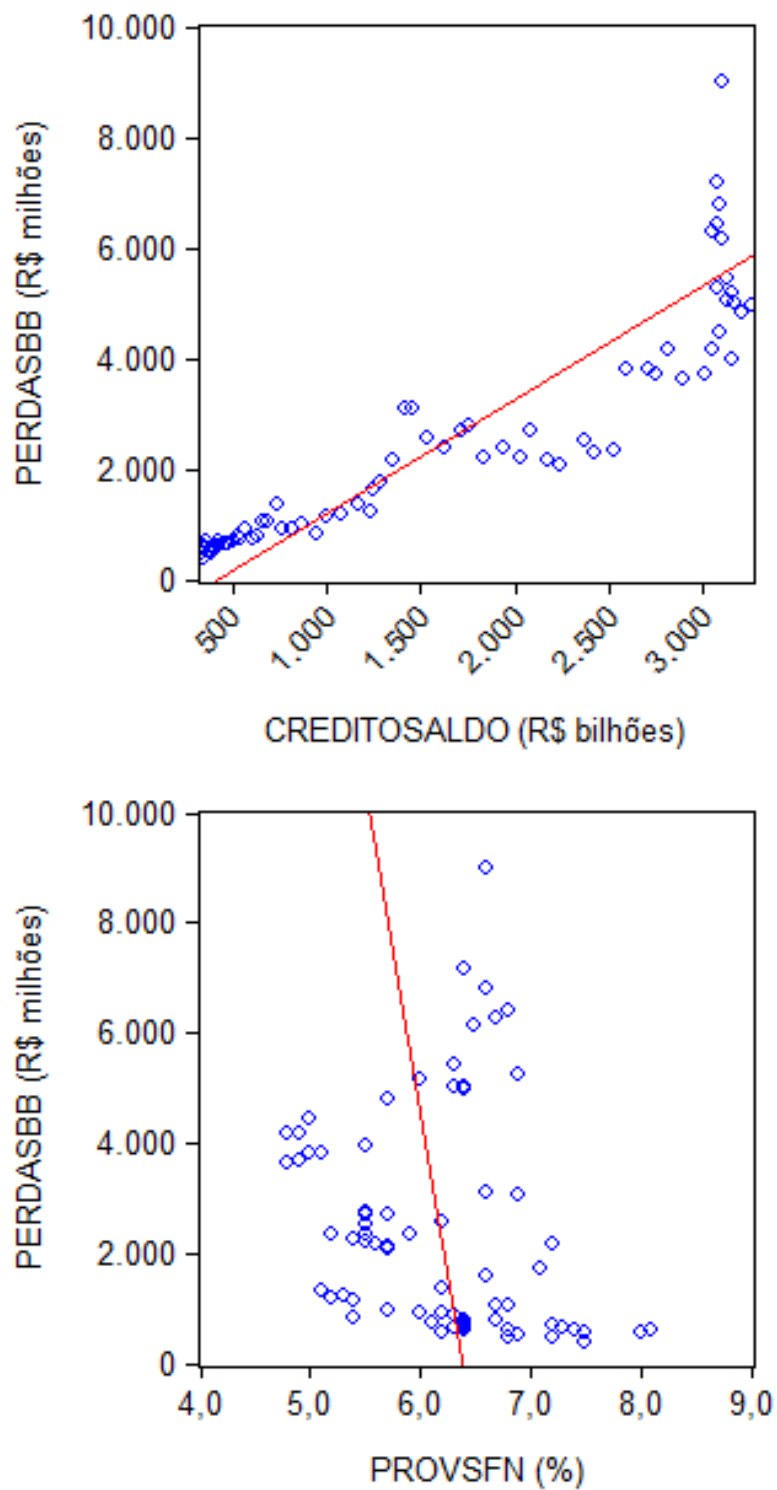


Figura 5.20: Perdas BB e Crédito/Provisão do SFN

do BB. Entretanto, esse sentido no relacionamento é adequado apenas para as variáveis CARTCREDSFN, CREDITOSALDO e OPERINADSFN.

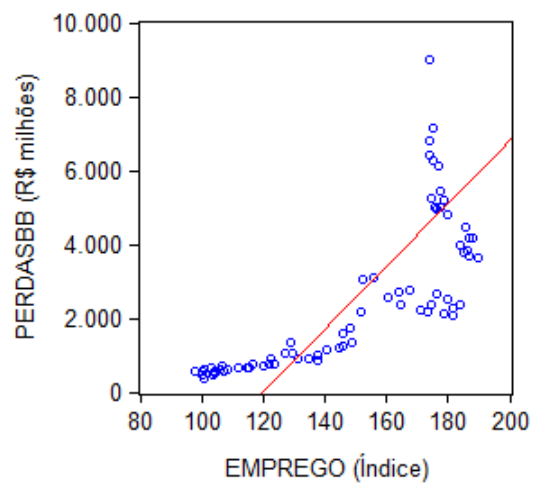
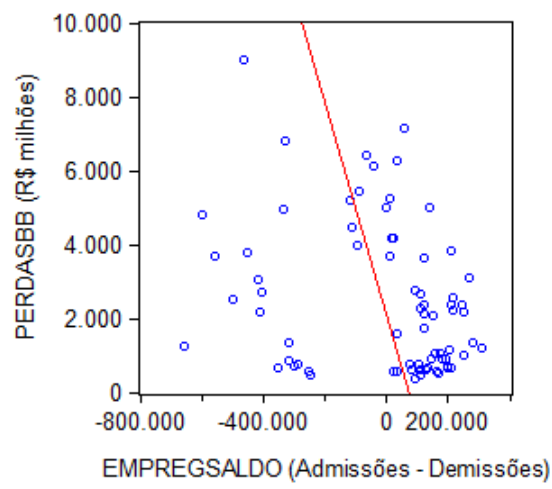
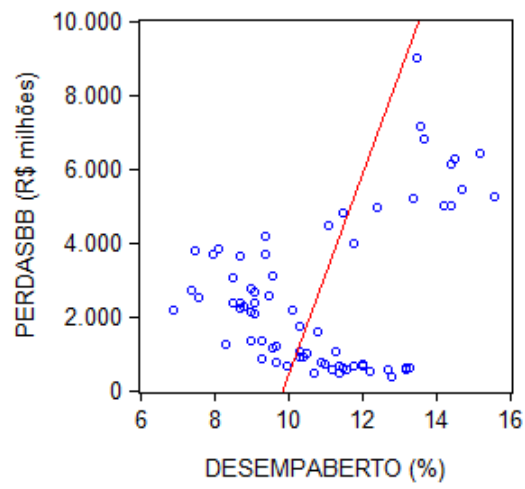


Figura 5.21: Perdas BB e Emprego/Desemprego

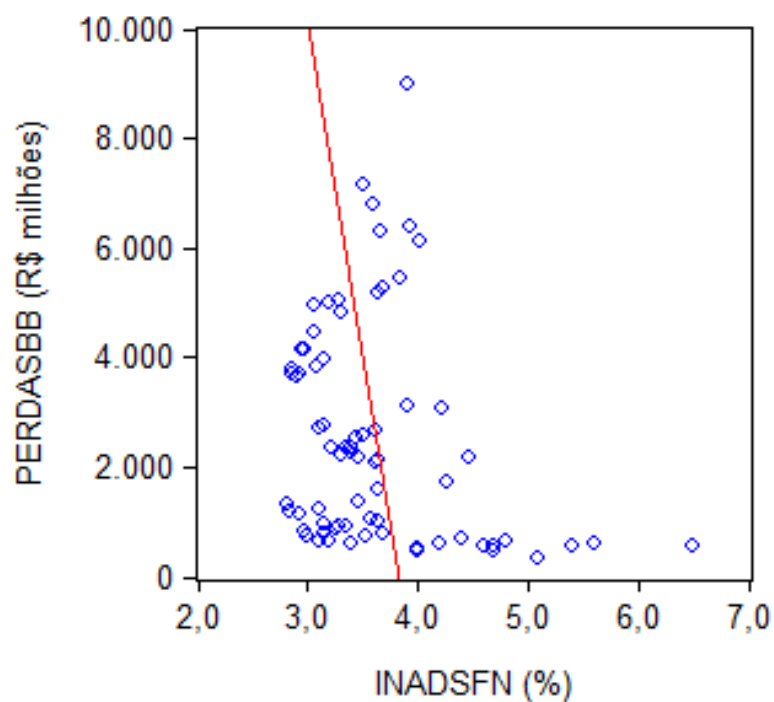
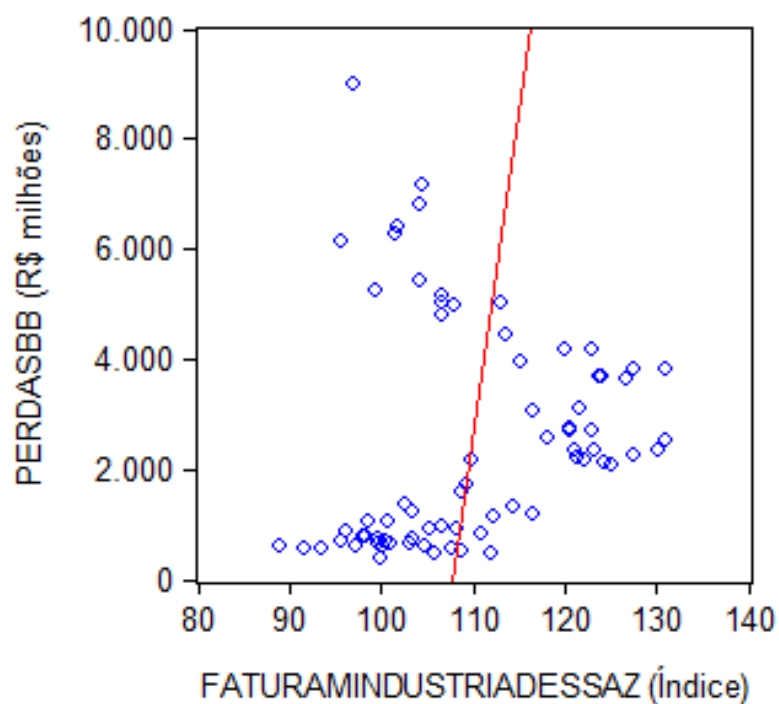


Figura 5.22: Perdas BB, Faturamento e Inadimplência no SFN

As variáveis com correlação moderada (entre 0,50 e 0,70) são DESEMPABERTO, EMPREGO, PIBENCADTRIMSAZ, PIBMOVTRIM, PIBPMDESSAZ, PIBTRIMPM,

PIBTAXACUMANO, PIBEFETIVOSAZ e VENDREAISAMPLIADODESSAZ, porém apenas algumas estão com o sinal dos coeficientes de correlação em consonância com o sentido econômico (DESEMPABERTO, PIBMOVTRIM e PIBTAXACUMANO).

No que tange aos indicadores de provisão do BB, particularmente a variável PRO-VREQBB, percebe-se de maneira geral relativa semelhança com os valores dos coeficientes de correlação da variável PERDASBB.

Vale destacar, contudo, que o grau de correlação não deve ser utilizado como critério único para a seleção e escolha de variáveis a serem testadas nos modelos econométricos, sob o risco de não usar informação de maneira adequada no modelo proposto.

### 5.4.2 Tratamento dos Dados

A análise descritiva da seção anterior, feita através de gráficos de evolução/dispersão dos dados e de tabelas com as principais medidas estatísticas, levou a necessidade de fazer alguns tratamentos ou ajustes nas seguintes variáveis:

1. CICLOECON: criação de dummy com o domínio 0 para recessão e 1 para expansão da economia brasileira, conforme variações do PIB calculado pelo CODACE [45];
2. INADSFN: complementação dos dados de inadimplência no SFN a partir de março de 2005, em função da descontinuidade na apuração do indicador anterior pelo Bacen [78].

É importante lembrar que a pesquisa priorizou a utilização, sempre que possível, de variáveis com os valores dessazonalizados, reais (deflacionados), periodicidade trimestral, intervalo de tempo entre 2001 e 2018, e sem problemas de continuidade na atualização das séries históricas.

### 5.4.3 Transformação de Variáveis

De acordo com Hill, Griffiths e Judge (2006) [81], Sartoris (2013) [82] e Hyndman (2019) [83], para que os modelos econométricos possam ser testados da forma mais adequada, foram feitas as seguintes transformações nas variáveis:

1. utilização de logaritmos nas variáveis não lineares, visando a melhor aplicação em modelos de regressão linear e interpretação dos resultados, como por exemplo os valores dos coeficientes estimados como uma medida de elasticidade entre as variáveis;
2. cálculo das diferenças entre os valores observados em intervalos de tempo, a fim de tornar os dados estacionários, atendendo o principal pressuposto dos modelos de séries temporais;

3. defasagens no tempo considerando os efeitos em momentos distintos das variações nos valores das variáveis independentes ou explicativas sobre a variável dependente ou resposta do modelo econométrico proposto.

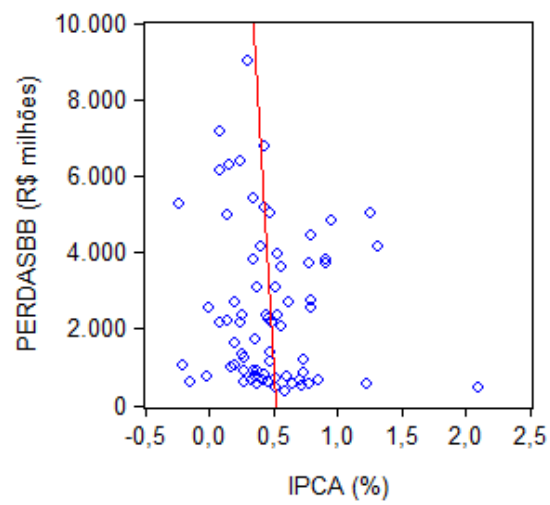
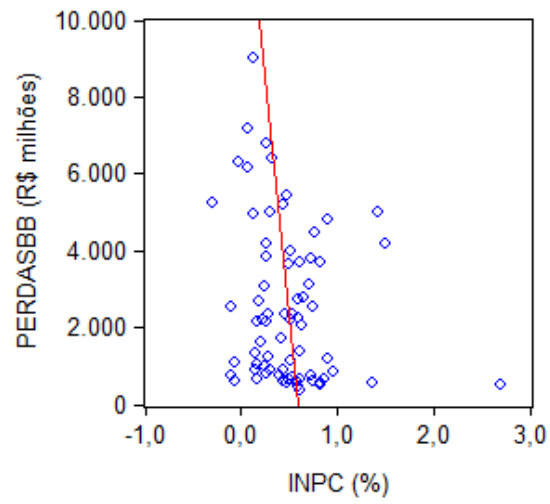
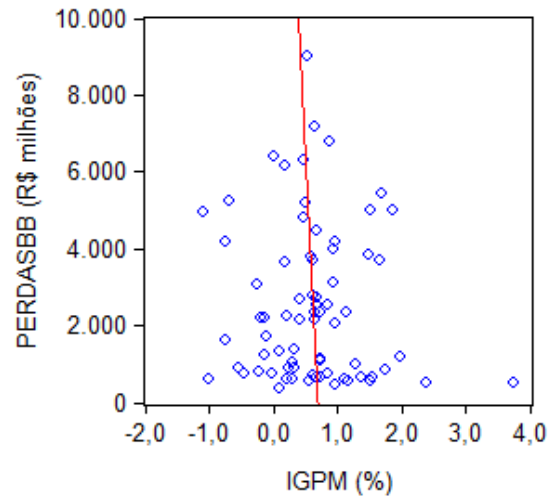


Figura 5.23: Perdas BB e Inflação

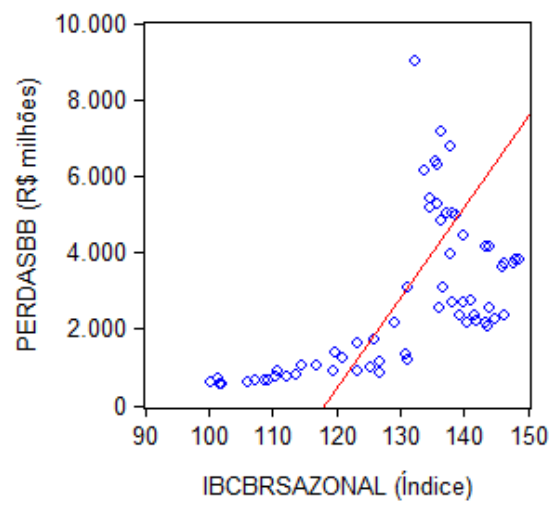
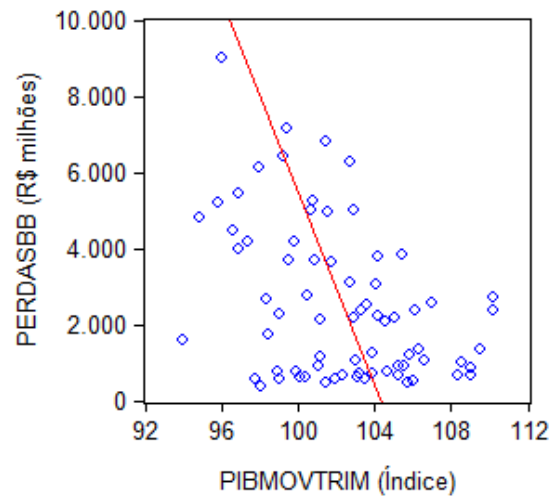
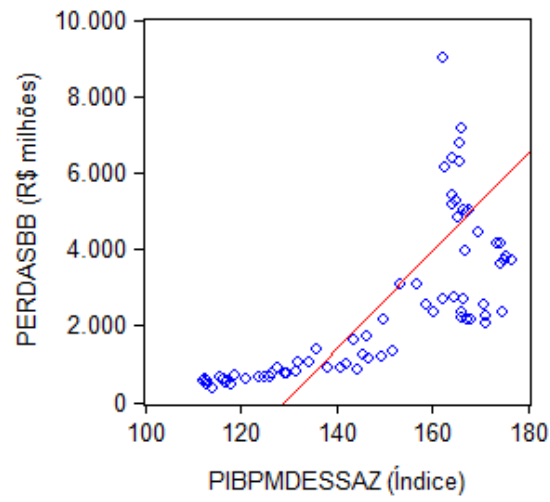


Figura 5.24: Perdas BB e PIB Índice



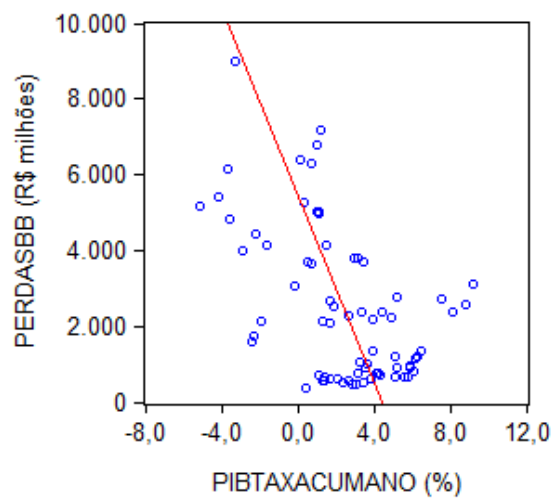
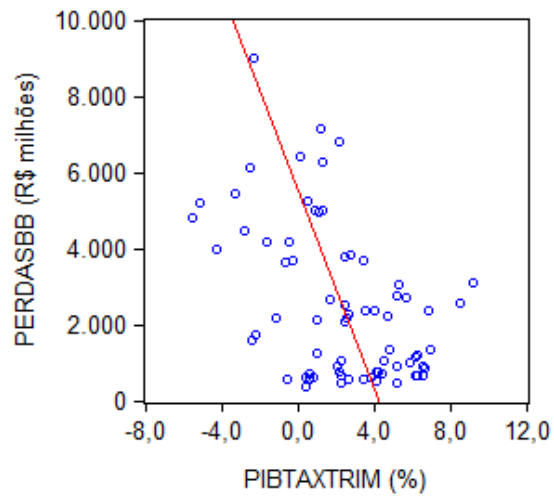
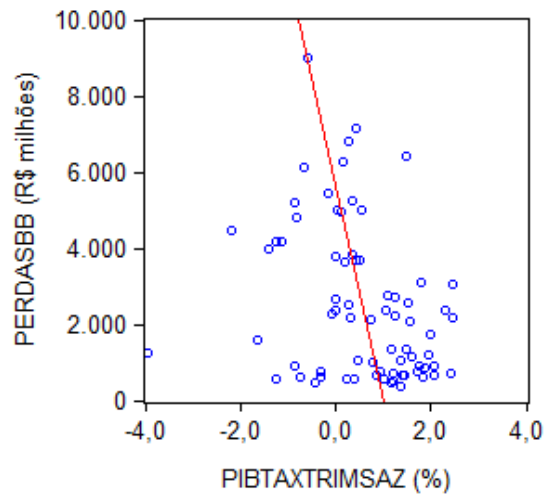


Figura 5.25: Perdas BB e PIB Variação %

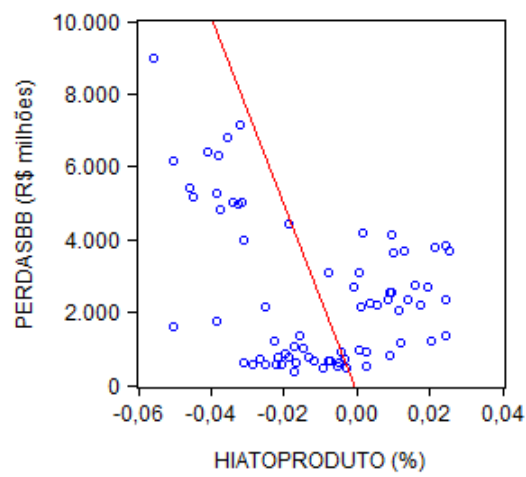
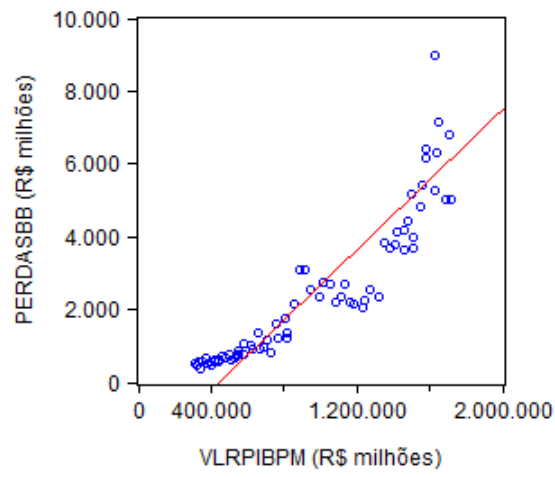
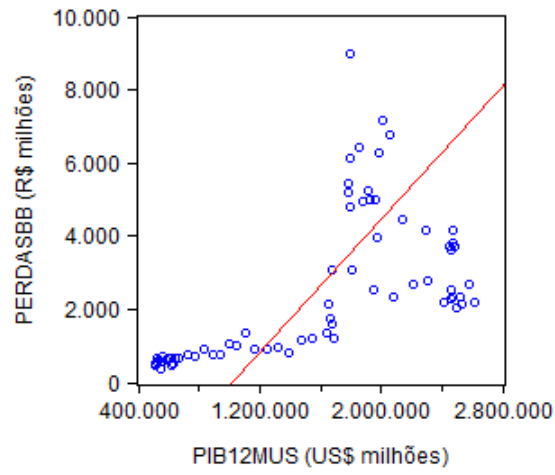


Figura 5.26: Perdas BB e PIB Valor/Hiato

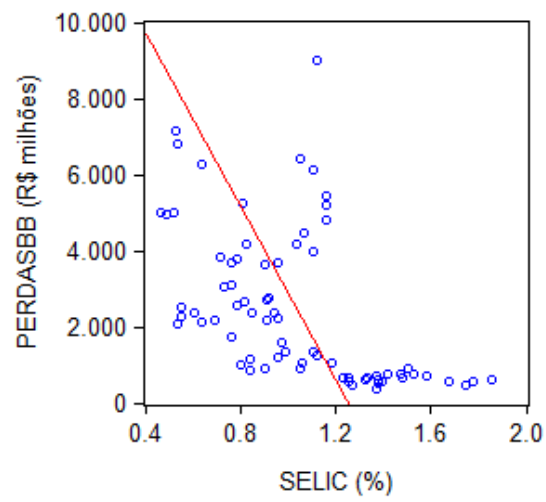
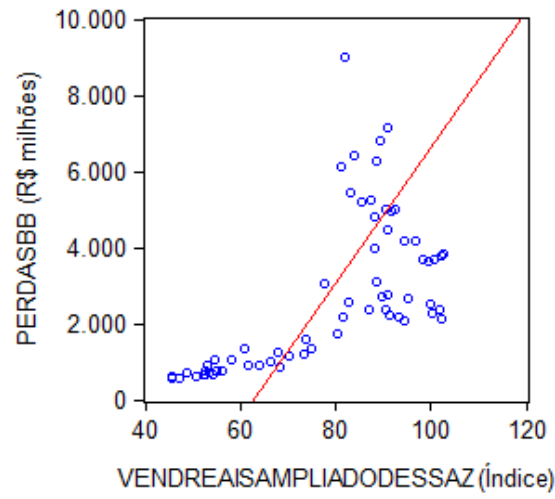
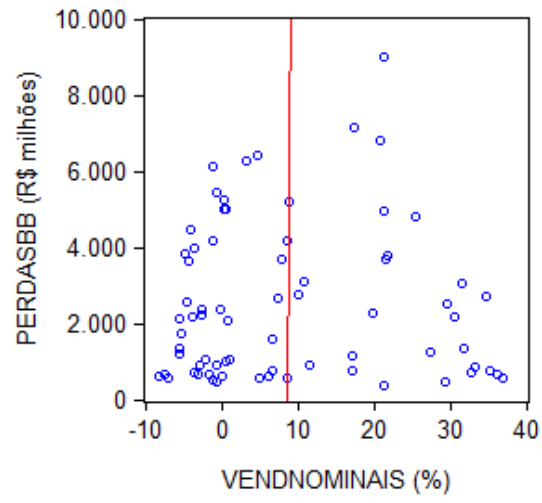


Figura 5.27: Perdas BB e Vendas/Selic

Tabela 5.9: Correlação entre Variáveis

Correlation Probability	PERDASBB	PERDASBB3M	PERDASBB12M	PROVREQBB	PROVTOTBB
CARTCREDSFN	0.873482	-0.005599	-0.160029	0.946181	0.945621
	0.0000	0.9679	0.2477	0.0000	0.0000
CREDITOSALDO	0.868672	-0.017163	-0.169824	0.941980	0.941711
	0.0000	0.9020	0.2196	0.0000	0.0000
PROVSFN	0.110558	0.682520	0.692482	0.051314	0.060278
	0.4261	0.0000	0.0000	0.7125	0.6650
DESEMPABERTO	0.618563	0.543977	0.415985	0.614142	0.602444
	0.0000	0.0000	0.0018	0.0000	0.0000
EMPREGADMIS	-0.054082	-0.452856	-0.436158	0.032018	0.036997
	0.6977	0.0006	0.0010	0.8182	0.7905
EMPREGDEMIS	0.237877	-0.469384	-0.484823	0.318589	0.331076
	0.0833	0.0003	0.0002	0.0189	0.0145
EMPREGSALDO	-0.308441	-0.078778	-0.042573	-0.284151	-0.290725
	0.0233	0.5712	0.7599	0.0373	0.0329
EMPREGO	0.680905	-0.257635	-0.370260	0.782037	0.786557
	0.0000	0.0600	0.0059	0.0000	0.0000
FATURAMINDUSTRIADESSAZ	-0.088946	-0.631129	-0.594639	0.011894	0.024977
	0.5224	0.0000	0.0000	0.9320	0.8577
CHEQSEMFUNDO	0.276479	0.050094	-0.011186	0.304771	0.295664
	0.0430	0.7190	0.9360	0.0250	0.0300
CONSULTASPC	0.294748	-0.181432	-0.206965	0.305207	0.315336
	0.0305	0.1892	0.1332	0.0248	0.0202
INADSFN	0.241068	0.480536	0.483731	0.244468	0.256976
	0.0791	0.0002	0.0002	0.0748	0.0607
OPERINADSFN	0.916737	0.121602	-0.034397	0.985002	0.983957
	0.0000	0.3811	0.8050	0.0000	0.0000
IGPDI	0.115934	-0.125407	-0.140846	0.130302	0.125772
	0.4038	0.3662	0.3097	0.3477	0.3648
IGPM	0.117834	-0.124589	-0.134620	0.150089	0.145719
	0.3961	0.3694	0.3318	0.2787	0.2931
INPC	-0.023260	-0.332406	-0.322317	0.037811	0.044518
	0.8674	0.0141	0.0175	0.7860	0.7492
IPCA	0.072404	-0.287094	-0.295094	0.100600	0.109339
	0.6029	0.0353	0.0303	0.4692	0.4313
IBCBRSAZONAL	0.497129	-0.357221	-0.427151	0.591940	0.600473
	0.0001	0.0080	0.0013	0.0000	0.0000
PIBENCADTRIMSAZ	0.625477	-0.288597	-0.386983	0.719388	0.725185
	0.0000	0.0343	0.0038	0.0000	0.0000
PIBMOVTRIM	-0.503552	-0.105654	-0.010092	-0.530458	-0.530305
	0.0001	0.4470	0.9423	0.0000	0.0000
PIBPMESSAZ	0.625477	-0.288597	-0.386983	0.719388	0.725185
	0.0000	0.0343	0.0038	0.0000	0.0000
PIBTRIMPM	0.612035	-0.291057	-0.388040	0.710513	0.716762
	0.0000	0.0327	0.0037	0.0000	0.0000
PIBTAXTRIMSAZ	-0.333402	0.072150	0.149272	-0.362599	-0.354075
	0.0138	0.6041	0.2813	0.0070	0.0086
PIBTAXACUMANO	-0.592475	-0.141370	-0.033828	-0.662146	-0.661422
	0.0000	0.3079	0.8081	0.0000	0.0000
PIBAC12MRS	0.897449	0.046155	-0.113152	0.959415	0.958536
	0.0000	0.7403	0.4153	0.0000	0.0000
PIB12MUS	0.417808	-0.415013	-0.478741	0.519479	0.528687
	0.0017	0.0018	0.0003	0.0001	0.0000
VLRPIBPM	0.894760	0.042878	-0.113650	0.954607	0.954224
	0.0000	0.7582	0.4132	0.0000	0.0000
HIATOPRODUTO	-0.486859	-0.558255	-0.476586	-0.474130	-0.475228
	0.0002	0.0000	0.0003	0.0003	0.0003
PIBEFETIVOSAZ	0.624780	-0.289990	-0.388211	0.719181	0.725027
	0.0000	0.0334	0.0037	0.0000	0.0000
PRODUTOPOTENCIAL	0.769411	-0.145490	-0.267738	0.862095	0.868285
	0.0000	0.2939	0.0503	0.0000	0.0000
VENDREISAMPLIADODESSAZ	0.524936	-0.335929	-0.410565	0.624932	0.636394
	0.0000	0.0130	0.0020	0.0000	0.0000
VENDNOMVAREJO	0.849745	0.079371	-0.059105	0.871174	0.874320
	0.0000	0.5683	0.6712	0.0000	0.0000
VENDREIS	0.013097	0.137361	0.159559	-0.072273	-0.064728
	0.9251	0.3219	0.2491	0.6035	0.6419
SELIC	-0.265849	0.157210	0.159540	-0.341445	-0.363112
	0.0520	0.2563	0.2492	0.0115	0.0070

# Capítulo 6

## Modelos Econométricos

Após avaliação das indicações da literatura, das sugestões de pesquisadores, especialistas e profissionais de universidades, bancos e consultorias de mercado, da análise descritiva das variáveis da carteira de crédito do BB e dos ciclos econômicos no Brasil, e diante das limitações nas bases de dados e dos pressupostos de modelagem estatística, foram testados diversos modelos econométricos, fundamentados basicamente em regressões lineares e de séries temporais que objetivam estimar as perdas de crédito em um determinado horizonte de tempo.

### 6.1 Técnicas e Modelos Sugeridos

A tabela 6.1 resume as técnicas estatísticas que foram sugeridas e avaliadas como adequadas para a realização de testes visando a proposição de modelos econométricos para a estimação das perdas de crédito do BB em função dos ciclos econômicos no Brasil.

Os modelos de Markov, GLM, VAR e VECM não foram avaliados sob o aspecto da disponibilidade de dados e são considerados de alta complexidade para compreensão e implementação no tempo de pesquisa deste estudo. As técnicas de Dados em Painel, Matriz de Migração de Risco, Monte Carlo, Holt e Redes Neurais não foram testadas principalmente por limitações nos dados, como por exemplo insuficiência de observações e confidencialidade das informações do BB.

Considerando o objetivo de propor modelo preditivo de perdas esperadas de crédito em função dos ciclos econômicos no Brasil, foram encontradas as seguintes referências bibliográficas com a possibilidade de uso das regressões lineares: Silva, Correa, Marins e Neves (2010) [90], Marins e Neves (2013) [94], Caneca (2015) [8], Mileris (2013) [91], Schechtman e Takeda (2018) [95] e Costa (2004) [96].

Para os métodos preditivos de séries temporais, as principais indicações da literatura podem ser encontradas em Zaniboni (2013) [89], Costa (2004) [96], Bader, Koyama e

Tabela 6.1: Avaliação das Técnicas/Modelos Sugeridos

Técnica	Disponibilidade de Dados	Complexidade	Observação
Regressão linear	Adequada	Baixa	
Dados em painel	Inadequada	Média	Várias unidades amostrais
Séries temporais	Adequada	Média	
Matriz de risco	Inadequada	Alta	Limitação dados
Markov	Não avaliada	Alta	
GLM	Não avaliada	Alta	
Monte Carlo	Inadequada	Alta	Limitação dados
Holt	Inadequada	Baixa	Univariada
VAR	Não avaliada	Alta	
VECM	Não avaliada	Alta	
Redes	Inadequada	Alta	Limitação dados

Tsuchida (2014) [97], Silva, Correa, Marins e Neves (2009 e 2010) [90] [87], Canals-Cerdá e Kerr (2014) [98] e Caneca (2015) [8].

## 6.2 Premissas dos Modelos de Regressão e de Séries Temporais

Segundo Hill, Griffiths e Judge (2006) [81], Sartoris (2013) [82], Bueno (2011) [84] e Hyndman (2019) [83], as principais premissas dos modelos de regressão e de séries temporais são:

1. O modelo é uma aproximação razoável da realidade, ou seja, a relação entre a variável dependente e as variáveis independentes satisfaz uma equação linear;
2. Cada erro aleatório tem distribuição de probabilidade com média próxima de zero, para que as previsões não sejam consideradas tendenciosas;
3. A covariância entre dois erros correspondentes a duas observações diferentes quaisquer é zero (não são autocorrelacionados), senão as previsões podem ser ineficientes, pois há mais informações nos dados a serem exploradas;
4. Os erros não estão relacionados às variáveis preditoras (explicativas ou independentes), caso contrário, haveria mais informações a serem incluídas no modelo;

5. Os erros aleatórios com distribuição de probabilidade normal e variância constante são úteis para produzir facilmente intervalos de previsão;
6. As variáveis explanatórias não são variáveis aleatórias, caso fosse um experimento controlado, porém não é possível controlar o valor das variáveis independentes na maioria dos dados econômicos, por isso essa suposição é muito difícil de se observar na prática;
7. Nenhuma das variáveis explanatórias é uma função linear exata de qualquer das outras, ou seja, cada variável independente não pode ser combinação linear das demais. Multicolinearidade é a alta correlação entre duas ou mais variáveis em um modelo de regressão múltipla;
8. No caso de previsão de séries temporais, assume-se que a variável de interesse tem uma relação linear com outras séries temporais;
9. Estacionariedade de séries temporais, quando os valores flutuam em torno de média e variância constantes, evitando assim problemas de regressão espúria e de previsões inadequadas para prazos mais longos. Uma série temporal é dita não estacionária se em um dado período ocorre um choque, que será dado por um valor de erro diferente de zero e isso será incorporado eternamente nos valores futuros da variável alvo.

### **6.3 Séries Temporais - Processos Estacionários**

Segundo Brockwell e Davis (2016) [99], uma série temporal é um conjunto de observações de uma determinada variável armazenadas em um tempo específico, por exemplo dia, semana, mês, trimestre, ano etc. Uma parte importante da análise de uma série temporal é a seleção de um modelo de probabilidade adequado (ou classe de modelos) para os dados, dado que existe um grau de imprevisibilidade ou aleatoriedade das observações futuras da série analisada.

O conceito de estacionariedade é a principal ideia que se deve ter para estimar uma série temporal, pois se permitirá proceder inferências estatísticas sobre os parâmetros estimados com base na realização de um processo estocástico ou aleatório, de acordo com Bueno (2011) [84]. Visualmente observa-se estacionariedade se uma série flutua em torno de uma média fixa e se a variância da série é constante ao longo do tempo, sendo necessários testes estatísticos para se verificar esta premissa.

Hill, Griffiths e Judge (2006) [81] afirmam que muitas variáveis estudadas em macroeconomia, economia monetária e finanças são séries temporais não estacionárias, que podem levar a estimadores de mínimos quadrados, estatísticas de teste e preditores não confiáveis, e regressões espúrias. Segundo os autores, as propriedades usuais do estimador de

mínimos quadrados em uma regressão com séries temporais dependem da suposição de que as variáveis são processos estocásticos estacionários.

Para tornar séries temporais não estacionárias em séries estacionárias, o procedimento básico é diferenciar a série tantas vezes quantas sejam necessárias para estacionarizá-la, conforme afirma Bueno (2011) [84]. Geralmente a primeira diferença da série temporal gera o componente estacionário necessário para se fazer inferências estatísticas.

Os dois processos mais utilizados em modelos de séries temporais são autoregressivo (AR) e médias móveis (MA), segundo Sartoris (2013) [82], que consistem em explicar uma variável por meio de valores passados dela mesma e de choques. Quando existe uma defasagem da variável, é um processo autoregressivo de ordem 1 ou AR(1). O processo MA é uma combinação de um choque presente com um choque passado, especificamente ocorrido no período imediatamente anterior.

Bueno (2011) [84] explica que, uma vez que a variável explicada depende do erro contemporâneo e do erro imediatamente passado, o processo é conhecido como de médias móveis de ordem 1 ou MA(1), sendo associado sempre aos erros do modelo. É possível também ter combinações de processos autoregressivos e de médias móveis, como por exemplo ARMA (1,1), sendo o primeiro e o segundo números as ordens do AR e MA, respectivamente.

## 6.4 Séries Temporais - Cointegração

Uma regressão entre variáveis não estacionárias pode ser espúria, portanto os testes de raiz unitária das variáveis dependente e explicativas não têm validade, segundo Sartoris (2013) [82]. Entretanto, se as variáveis são integradas de mesma ordem, por exemplo I(1), é possível que elas caminhem juntas e os resultados e testes da regressão passam a fazer sentido. Dessa forma, quando duas séries temporais são integradas de mesma ordem e caminham juntas, elas são ditas cointegradas.

Hill, Griffiths e Judge (2006) [81] explicam que a cointegração significa o compartilhamento de tendências estocásticas semelhantes, pois como os erros do modelo são estacionários, as variáveis cointegradas exibem uma relação de equilíbrio de longo prazo e isso pode evitar o problema de regressões espúrias. Portanto, se duas variáveis não estacionárias são cointegradas, sua relação pode ser estimada por uma regressão de mínimos quadrados.

Para testar se duas variáveis são cointegradas, a maneira mais simples é verificar a existência de uma raiz unitária nos resíduos, ou seja, não estacionariedade dos resíduos da regressão. De acordo com Sartoris (2013) [82] e Hill, Griffiths e Judge (2006) [81], os testes



de Dickey e Fuller Aumentado (ADF) e de Engle-Granger podem ser utilizados para avaliar a estacionariedade e a cointegração em modelos de séries temporais, respectivamente.

De acordo com Bueno (2011) [84], os melhores modelos econométricos são os que possuem boa especificação funcional, resíduos estacionários e sentido econômico adequado, evitando assim o problema de regressões espúrias.

## 6.5 Modelos Dinâmicos ou de Defasagens Distribuídas

Outro importante fator a ser considerado em modelos estatísticos com dados econômicos é o efeito da defasagem temporal entre as variáveis (Hill, Griffiths e Judge (2006) [81]), por exemplo, uma queda na atividade econômica de um país, observada em um determinado período, provoca aumento no nível de desemprego em um momento posterior, geralmente meses após a ocorrência de redução na produção, comércio e serviços.

Outro caso pode ser um aumento hoje na taxa de juros básica da economia que leva mais tempo para que a oferta de crédito pelos bancos tenha um custo menor com juros e encargos. Para situações como estas, adotam-se variáveis defasadas no tempo ou lag dos dados, e os modelos são conhecidos como dinâmicos ou de defasagens distribuídas, segundo Hill, Griffiths e Judge (2006) [81].

## 6.6 Avaliação e Seleção de Modelos

De acordo com Hill, Griffiths e Judge (2006) [81], Sartoris (2013) [82], Bueno (2011) [84] e Hyndman (2019) [83], geralmente são utilizadas métricas de acurácia das estimativas e de análise dos resíduos, para a avaliação e seleção de modelos, especialmente os diagnósticos de normalidade, autocorrelação, heterocedasticidade e estacionariedade dos erros.

A tabela 6.2 é uma lista resumida das possíveis métricas para avaliação de modelos de regressão linear e de séries temporais, elaborada com o apoio da literatura e do conhecimento/experiência de especialistas em modelagem estatística.

Nesta pesquisa foram utilizadas algumas das métricas indicadas na tabela 6.2, conforme disponibilidade do software Eviews e necessidade identificada na análise de desempenho dos modelos testados. Uma breve conceituação das métricas está disponível no apêndice B.

Para a seleção de modelos, Sartoris (2013) [82] e Hyndman (2019) [83] recomendam verificar o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) ajustado, os critérios de informação de Akaike (AIC) e Bayesiano de Schwarz (BIC, SBIC ou SC), o teste F de significância e o procedi-

Tabela 6.2: Métricas de Desempenho por Modelo Estatístico

Regressão Linear	Séries Temporais
<p><b>Acurácia</b>                      Erro Quadrático Médio                      Erro Absoluto Médio                      Erro Absoluto percentual Médio (MAPE)                      Índice observado vs estimado                      Correlações de Pearson, Kendall e Spearman                      R-quadrado</p> <p><b>Normalidade dos resíduos</b>                      Teste de Jarque-Bera                      Kolmogorov-Sminov                      Shapiro-Wilk                      Cramer von Mises                      Anderson-Darling</p> <p><b>Autocorrelação dos resíduos</b>                      Teste de Durbin-Watson                      Teste de Multiplicadores de Lagrange de Godfrey</p> <p><b>Heterocedasticidade dos resíduos</b>                      Teste de White                      Teste de Breusch - Pagan</p>	<p><b>Acurácia</b>                      Erro Quadrático Médio                      Erro Absoluto Médio                      Erro Absoluto percentual Médio (MAPE)                      Índice observado vs estimado                      Correlações de Pearson, Kendall e Spearman                      R-quadrado</p> <p><b>Normalidade dos resíduos</b>                      Teste de Jarque-Bera                      Kolmogorov-Sminov                      Shapiro-Wilk                      Cramer von Mises                      Anderson-Darling</p> <p><b>Especificação do modelo e heterocedasticidade dos resíduos</b>                      Teste RESET de Ramsey                      Teste Q de Portmanteau                      Teste ARCH de Engle                      Teste ARCH de Lee e King                      Teste ARCH de Wong e Li</p> <p><b>Cointegração e Estacionariedade dos resíduos</b>                      Randon Walk                      Dickey-Fuller Aumentado (ADF),                      Philips-Perron (PP)                      Teste de Johansen</p>

mento de validação cruzada (CV). Outra importante análise é o diagnóstico de resíduos, que pode ser feita com as funções de autocorrelação (ACF), histograma e gráficos dos erros em relação às variáveis preditoras (explicativas ou independentes) ou aos valores ajustados pela regressão.

# Capítulo 7

## Resultados

Este capítulo mostra os resultados dos testes, simulações e análises realizadas com as regressões lineares e de séries temporais descritas no capítulo 6. Também é apresentada a avaliação final das previsões de perdas de crédito do BB, levando-se em conta o melhor modelo desenvolvido com as variáveis macroeconômicas representativas dos ciclos econômicos no Brasil. Além disso, é feita análise comparativa do modelo de perdas do BB com as bases do Bradesco.

Para mais informações sobre os modelos avaliados, o apêndice C contém outros gráficos e tabelas que deram suporte aos testes intermediários para chegar ao modelo final de perdas de crédito do BB. As principais referências conceituais, formulações matemáticas, cálculos estatísticos, interpretações dos testes e procedimentos de sistemas estão detalhadas nas seguintes fontes: Hill, Griffiths e Judge (2006) [81], Bueno (2011) [84], Sartoris (2013) [82], Brockwell (2016) [99], Hyndman (2019) [83] e o tutorial do software estatístico ([100]).

### 7.1 Testes de Modelos Econométricos

Para a realização dos testes dos modelos econométricos, foi utilizado o software estatístico EViews 8.1 ([101] e [100]), com a importação de planilha Excel contendo as séries históricas trimestrais de 2001 a 2018 das seguintes bases de dados: carteira de crédito BB, perdas do Bradesco e indicadores macroeconômicos do Brasil, notadamente as variáveis que passaram por análise descritiva descrita no capítulo 5.

No arquivo do EViews 8.1 foram armazenados 79 testes dos modelos econométricos desenvolvidos durante a pesquisa, porém apenas os resultados mais relevantes foram apresentados. Caso necessário, as informações completas podem ser disponibilizadas mediante solicitação.

Para o desenvolvimento do modelo de perdas de crédito do BB em função dos ciclos econômicos no Brasil, foram adotados os seguintes procedimentos:

1. definição da variável dependente, explicada ou resposta: PERDASBB que representa os valores de perdas (baixa para prejuízo) das operações de crédito do BB;
2. avaliação do sentido econômico da variável dependente (PERDASBB) com as variáveis candidatas a explicativas, através dos sinais dos coeficientes estimados pelo modelos de regressão, e levando-se em conta as indicações da literatura pesquisada, análise descritiva realizada e conhecimento/experiência de pesquisadores, especialistas e profissionais acadêmicos e de mercado;
3. testes separados com as principais variáveis macroeconômicas do Brasil: PIB, hiato do produto, desemprego, inflação, taxa de juros, volume de crédito, nível de provisões do SFN e vendas no comércio varejista;
4. cálculo de medidas estatísticas de adequação do modelo, como significância das variáveis e grau de explicação do modelo (p-valores e coeficiente de determinação);
5. utilização do método stepwise de regressão, que é uma combinação dos procedimentos forward e backward de inclusão e remoção de variáveis até que o modelo tenha apenas variáveis significativas;
6. avaliação das principais premissas dos modelos de regressão linear e de séries temporais, conforme descrito na seção 6.2;
7. métodos para seleção de variáveis explanatórias, como teste F, critérios de informação e predições fora da amostra;
8. transformação nas variáveis para controlar variabilidade e padrões de tendência/-sazonalidade, efeitos não-lineares e quebras estruturais, como o uso de logaritmos, diferenças, defasagens e variáveis dummy;
9. comparação entre diferentes modelos, através de medidas estatísticas para verificar o grau de erros das regressões, como a raiz quadrada do erro quadrático médio da previsão (RMSE) e o erro absoluto médio (MAE);
10. testes separados de modelos contendo as variáveis com maiores taxas de correlação, sentido econômico esperado e análise gráfica da dispersão entre os dados observados de perdas de crédito e as principais variáveis candidatas a explicativas.

## 7.2 Regressão Linear

### 7.2.1 Simples e Múltipla

Os primeiros testes com modelos de regressões lineares buscaram identificar as variáveis com os maiores coeficientes de determinação ( $R^2$ ) e significância estatística (p-valor), considerando sempre como resposta ou dependente a variável PERDASBB. A seguir são comentados os resultados mais relevantes, lembrando que o apêndice C tem mais informações.

As regressões simples com alguns indicadores do PIB (PIBPMDESSAZ e PIBTRIMPM) apresentaram bom desempenho com elevada significância estatística (nível de 1% ou 5%) e  $R^2$  ajustado relativamente alto se levarmos em conta o uso de apenas um fator explicativo do modelo. Outros bons resultados utilizando apenas regressões simples foram observados nas variáveis VENDREAISAMPLIADODESSAZ e SELIC.

O teste de regressão múltipla com duas variáveis de crédito do SFN (CREDITO-SALDO e PROVSN) mostrou boa significância estatística das variáveis (abaixo de 1%) e alto coeficiente de determinação ( $R^2$ ) ajustado do modelo (maior que 70%).

A regressão múltipla com algumas variáveis representativas da inadimplência (INADSFN, OPERINADSFN, CHEQSEMFUNDO e CONSULTASPC) possui alto coeficiente de determinação ajustado ( $R^2 = 0,83$ ), porém apenas uma variável (OPERINADSFN) possui significância estatística.

Os testes realizados com os indicadores de inflação (IGPDI, IGPM, INPC, IPCBR, IPCA, IPCM e ICV) apresentaram baixo  $R^2$  ajustado (0,14), três variáveis com os p-valor inferiores a 5% de significância estatística e também não é recomendável incluir variáveis que trazem a mesma informação, ou seja, que dizem respeito a uma mesma dimensão.

Para as diversas formas de apuração do PIB brasileiro, foram feitas regressões múltiplas com os números índices (tabela C.1), que tiveram alto  $R^2$  ajustado mas duas variáveis insignificantes, variações percentuais (tabela C.2), com baixo  $R^2$  ajustado e apenas uma variável com significância, e valores (tabela C.3) que ficaram com  $R^2$  ajustado alto porém apenas uma variável significativa, conforme apêndice C.

Com as variáveis que compõem o hiato do produto (PRODUTOPOTENCIAL, PIBEFETIVOSAZ e HIATOPRODUTO), a regressão múltipla apresentou elevado coeficiente de determinação ( $R^2$  ajustado = 0,83) e significância estatística dos coeficientes estimados, como mostra a tabela C.4.

Em relação aos indicadores do volume de vendas do comércio varejista no Brasil, foi avaliada regressão múltipla com seis variáveis e o coeficiente de determinação ( $R^2$ )

ajustado ficou em 89%. Apenas duas variáveis (VENDREAISAMPLIADO e VENDREAISAMPLIADODESSAZ) apresentam altos p-valores e baixa significância estatística.

### **7.2.2 Análises de Sentido Econômico, Resíduos e Multicolinearidade**

Os testes anteriores não consideraram aspectos importantes como o sentido econômico das variáveis, indicado pelos sinais dos coeficientes estimados pela regressão, e outros critérios de avaliação dos modelos, como o comportamento dos resíduos e a multicolinearidade das variáveis explicativas.

Diante disso, serão apresentados a seguir os modelos de regressão que possuam R2 ajustado maior que 70%, p-valores menores que 5% de significância, estatística DW próxima de 2, variáveis com sentido econômico adequado e baixa multicolinearidade.

A tabela C.10 do apêndice mostra uma tentativa bem sucedida de regressão múltipla com variáveis que ficaram com o sentido econômico adequado e R2 ajustado alto (88%), entretanto apenas a variável CREDITOSALDO apresentou significância estatística. Outra medida ruim foi a estatística DW de 1,09 indicando problema de autocorrelação serial dos resíduos. Duas variáveis (CREDITOSALDO e PIB12MUS) também estão com alta multicolinearidade.

Com a troca de algumas variáveis da tabela C.10 pela variável VENDREAISAMPLIADODESSAZ, conforme regressão da tabela C.11, também verifica-se que o sentido econômico permaneceu adequado e o R2 ajustado alto (87%), e mais uma variável ganhou significância estatística (PROVSFN), mas não houve melhora na estatística DW.

Até este momento, a melhor regressão considerando o sentido econômico adequado (sinal dos coeficientes estimados), a boa significância estatística (p-valor abaixo de 5%), o alto coeficiente de determinação (R2 ajustado maior que 70%) e a baixa multicolinearidade entre as variáveis (VIF centrado menor que 10), está nas tabelas C.5 e C.6 do apêndice, com as variáveis de crédito no SFN e desemprego no Brasil (CREDITOSALDO, PROVSFN e DESEMPABERTO), entretanto ainda possui problema de autocorrelação serial dos resíduos, pois a estatística de DW está com valor de 1,17, abaixo do valor ideal de 2.

### **7.2.3 Método Stepwise**

Utilizando o método stepwise para testar a inclusão e remoção das variáveis até encontrar o modelo com apenas os p-valores estatisticamente significativos, foram avaliados 45 regressores e seleção forwards com critério de parada de 5% para o nível de significância dos p-valores, conforme tabela C.7 do apêndice C. Das cinco variáveis do modelo, apenas

duas ficaram com o sentido econômico adequado (EMPREGO e FATURAMINDUSTRI-ADESSAZ), que deve estar relacionado à multicolinearidade, e a estatística DW de 1,5 indica problema de autocorrelação nos resíduos.

Mudando apenas o critério do método stepwise para seleção backwards, a regressão ficou com 12 variáveis, porém apenas duas (CREDITOSALDO e INPC) com p-valores abaixo de 5% de significância estatística (tabela C.8 do apêndice). O teste DW também não se aproximou do valor de 2 para retirar o problema de autocorrelação serial dos resíduos e deve ser verificada a existência de multicolinearidade.

#### 7.2.4 Transformação nas Variáveis

Os testes anteriores foram feitos com as variáveis em nível, ou seja, sem qualquer transformação nos seus valores, o que provoca muitas vezes a violação de pressupostos dos modelos de regressão linear. Por isso, em muitos casos é necessário adotar algumas transformações nos valores das variáveis, como por exemplo cálculo do logaritmo, das diferenças, efeitos não-lineares, variáveis dummies e ajuste na amostra para quebras estruturais, de acordo com Hill, Griffiths e Judge (2006) [81] e Sartoris (2013) [82].

O cálculo de logaritmo é muito utilizado para valores com crescimento exponencial, a aplicação das diferenças é feita quando a variável possui padrão com tendência, o uso de termos quadráticos (efeitos não-lineares) pode produzir significados econômicos mais adequados, as dummies servem quando tem variáveis categóricas ou binárias e às vezes a amostra de dados pode ser separada para verificar a influência de quebras estruturais causadas por mudanças bruscas nos valores. O uso de logaritmo também é comum para séries de valores não-negativos e medidas em forma de variações e taxas percentuais.

A análise descritiva das variáveis, descrita na seção 5.4.1, não indicou a existência de séries históricas com dados categóricos/binários e padrões de comportamento que necessitem de parâmetros não-lineares, como o uso de termos quadráticos. Dessa forma, os próximos testes mostram regressões com a utilização de logaritmos nas variáveis, para que os modelos tenham melhor interpretação econômica.

A tabela C.9 do apêndice mostra os resultados da regressão com o uso do logaritmo nas variáveis escolhidas para estimar as perdas de crédito (LOG das PERDASBB) em função do saldo de crédito na economia, provisão no SFN e volume de vendas no comércio varejista (LOG de CREDITOSALDO, PROVSN e VENDREAISAMPLIADODESSAZ).

Os sinais dos coeficientes ficaram com sentido econômico adequado, pois maiores saldos de crédito e de provisão tendem a aumentar as perdas, enquanto que o coeficiente negativo do volume de vendas mostra que quando o comércio varejista mostra sinais de crescimento, há uma tendência à diminuição das perdas de crédito. Todas as variáveis explicativas são estatisticamente significativas pois possuem p-valores menores do que 5%.

Outro dado bastante satisfatório é o elevado coeficiente de determinação ( $R^2$  ajustado) de 95%, indicando que a variação no saldo do crédito, na provisão do SFN e no volume de vendas explica 95% da variação nas perdas de crédito do BB. Por outro lado, a estatística DW no valor de 1,11 revela a existência de correlação serial dos resíduos da regressão e possível variância subestimada dos erros.

A correlação serial é uma ocorrência comum em dados de séries temporais, porque os dados são ordenados ao longo do tempo e os termos de erro vizinhos acabam sendo correlacionados. O gráfico da figura C.1 no apêndice C mostra a série histórica dos valores atuais de perdas de crédito (variável dependente com linha vermelha), os dados ajustados da regressão (linha verde) e os resíduos gerados pelo modelo indicados na linha azul, os quais indicam ter longos períodos de valores positivos seguidos por longos períodos de valores negativos, sinalizando forte evidência visual de correlação serial.

Outra forma de verificar a correlação serial dos resíduos é por meio do correlograma dos resíduos (tabela C.12 do apêndice C), que mostra o padrão empírico de correlação entre os resíduos e seus próprios valores passados. Para que não ocorra a correlação serial nos resíduos, as autocorrelações (AC) e autocorrelações parciais (PAC) em todas as defasagens (12 lags) devem ser próximas de zero, e todas as estatísticas Q devem ser insignificantes com grandes valores de  $p$ .

De acordo com Hill, Griffiths e Judge (2006) [81] e Sartoris (2013) [82], para verificar se os resíduos são homocedásticos ou com variância constante, existe o teste White com a hipótese nula de não heteroscedasticidade, cujo procedimento visa testar se as variáveis independentes do modelo ajudam a explicar os resíduos quadrados. A um nível de significância de 5%, os  $p$ -valores das estatísticas F e Chi-Square ficaram no limite entre as regiões de rejeição e não rejeição da hipótese nula de erros homocedásticos, porém se considerarmos 1% de significância, pode-se dizer que os resíduos possuem variância constante (tabela C.13 do apêndice C).

### 7.2.5 Modelos Dinâmicos ou de Defasagens Distribuídas

As defasagens escolhidas para o modelo de perdas de crédito do BB em função dos ciclos econômicos no Brasil levaram em consideração as indicações da literatura, definições teóricas ou normativas e conhecimento/experiência de pesquisadores, especialistas e profissionais acadêmicos e de mercado. Em relação às normas, destaque para as definições sobre risco de crédito previstas na Resolução CMN 2.682/1999 [9].

Além disso, podem ser utilizadas medidas estatísticas como os critérios de Akaike (AIC) e Schwarz (SIC) que procuram a duração de defasagem que minimize o critério usado, conforme Hill, Griffiths e Judge (2006) [81]. Tais medidas são úteis para comparar



comprimentos de defasagens de modelos alternativos estimados com o mesmo número de observações.

## 7.3 Séries Temporais

Os testes apresentados a seguir foram realizados para avaliar alguns métodos de regressão com séries temporais para estimar as perdas de crédito do BB em função dos ciclos econômicos no Brasil, e já levam em consideração os melhores resultados das análises de regressões feitas anteriormente, em que foram avaliados o sentido econômico (sinal dos coeficientes estimados), a significância estatística (p-valores) e o coeficiente de determinação ( $R^2$  ajustado) das variáveis candidatas a explicativas ou independentes do modelo.

### 7.3.1 Processos AR, MA e ARMA

Como foi identificado problema de correlação serial dos resíduos no modelo de regressão múltipla da variável perdas de crédito do BB (PERDASBB) com os regressores macroeconômicos Saldo do Crédito (SALDOCREBITO), Provisão do SFN (PROVSFN) e Volume de Vendas Reais no Varejo (VENDREAISAMPLIADODESSAZ), foram testados os modelos de séries temporais com os processos autoregressivos (AR), de médias móveis (MA) e a combinação deles (ARMA).

O primeiro teste foi feito com o processo autoregressivo com até 3 defasagens AR(3), que melhorou bastante a estatística DW e indicou boa significância estatística para o termo AR(1). Por outro lado, a inclusão dos termos autoregressivos tornou a variável VENDREAISAMPLIADODESSAZ estatisticamente insignificante a um nível de 5%, como mostra a tabela C.14 do apêndice C.

A tabela C.15 do apêndice C mostra o segundo teste com o processo de médias móveis com até 3 defasagens MA(3), que resultou em boa estatística DW e o termo MA(1) estatisticamente significativo, mas deixou também a variável VENDREAISAMPLIADODESSAZ insignificante por causa do p-valor maior que 5%. Além disso, os componentes MA(2) e MA(3) não ficaram significativos.

O último teste (tabela C.16) combinou os processos anteriores de AR(3) e MA(3), produzindo o modelo de série temporal ARMA(3,3) com boa estatística DW porém com nenhum termo de AR e MA significativo, revelando regressão superparametrizada. Além disso, a variável VENDREAISAMPLIADODESSAZ continuou com p-valor maior que 5% e não significativa.

Para verificar se a especificação do modelo ARMA está correta, pode ser utilizado o gráfico de correlograma da figura C.2, que mostra as correlações parciais e autocorrelação dos termos autoregressivos e de médias móveis. Para que o modelo esteja especificado

corretamente, os pontos azuis (valores atuais dos resíduos) e a linha vermelha (correlação teórica ou os termos do ARMA) devem estar próximos, o que está indicado de maneira mais clara na terceira defasagem.

### 7.3.2 Diferenciação e Correlação Serial

Uma maneira alternativa de lidar com a correlação serial é diferenciar os dados, após a realização de testes de raiz unitária (não estacionariedade), como por exemplo tirar as diferenças de primeira ordem que podem resolver os seguintes problemas com dados de séries temporais: elimina a maior parte da correlação serial, tendência nos dados e transforma um processo  $I(1)$  em  $I(0)$ , segundo Hill, Griffiths e Judge (2006) [81], Bueno (2011) [84] e Sartoris (2013) [82].

A tabela C.17 do apêndice C mostra que a estatística DW aumentou para 2,47, porém as variáveis diferenciadas ficaram com p-valores altos em relação ao nível de significância de 5%, portanto não tendo coeficientes estimados significativos. Observe que ocorreu queda acentuada do  $R^2$  ajustado e inversão do sinal do coeficiente de determinação. O componente de tendência (@TREND) também não é significativo, não devendo ser incluído no modelo. Importante destacar que mais adiante serão mostrados os resultados dos testes de raiz unitária (não estacionariedade).

### 7.3.3 Heteroscedasticidade e Autocorrelação

Em um modelo de regressão, é possível que tanto a heteroscedasticidade quanto a correlação serial estejam presentes, sendo que a correlação serial tem um impacto maior nos erros padrão e na eficiência dos estimadores do que a heteroscedasticidade, que é preocupante especialmente em amostras pequenas. Para testar a heteroscedasticidade, os resíduos não devem ser serialmente correlacionados, sob o risco de invalidar os testes.

O teste de White, mostrado na tabela C.18 do apêndice C, possui a hipótese nula de não heteroscedasticidade (variância constante dos resíduos), contra a heteroscedasticidade dos resíduos (hipótese alternativa), segundo Sartoris (2013) [82]. As estatísticas do teste indicam que os resíduos da regressão possuem variância constante (homoscedasticidade) e não precisam ser ajustados.

### 7.3.4 Previsões Dinâmicas, Estáticas e com Tendência/Sazonalidade

A partir de agora são apresentados alguns testes para previsão das perdas de crédito do BB, de forma dinâmica e estática, com os processos ARMA e utilizando as equações com

autoséries, conforme procedimentos disponíveis no tutorial do software estatístico EViews ([100]). Também foram avaliados os componentes de séries com tendência temporal e fatores sazonais, conforme regressão da tabela C.19, e o gráfico de previsão da figura C.5, colocados no apêndice C. Ainda não foi considerado o correlograma para verificar a sazonalidade.

O componente de tendência (@TREND) ficou com p-valor significativo, porém os fatores de sazonalidade (@MONTH) para 6, 9 e 12 meses não ficaram com significância estatística e o teste de DW apresentou valor bem distante de 2, sugerindo a presença de autocorrelação serial dos resíduos. O gráfico mostra a previsão dos três últimos trimestres de 2018, os intervalos de confiança e algumas estatísticas para avaliação dos erros. Quando é definida a amostra de previsão para todo o intervalo de dados (que incluem os valores históricos reais), é possível verificar a precisão das estimativas, comparando os valores observados (PERDASBBF) com os preditos (PERDASBBF2), conforme figura C.4 do apêndice C.

### 7.3.5 Previsões Dentro e Fora da Amostra

As avaliações anteriores compararam os valores preditos do modelo com os dados reais sobre todo o período de 2001 a 2018, enquanto o modelo foi estimado no mesmo intervalo de tempo, isto é, as predições foram realizadas dentro da amostra e não fora da amostra. Modelos que funcionam bem em uma determinada amostra podem ter desempenho extremamente deficiente em outras amostras, especialmente se for superparametrizado, de acordo com Brockwell (2016) [99] e Hyndman (2019) [83].

Para testar se as previsões do modelo estão adequadas dentro e fora da amostra, é comum reservar parte dos dados observados, não incluindo-os na amostra de estimativa, para o desenvolvimento do modelo. Por exemplo, em uma amostra com  $T + H$  observações, deixam-se as últimas  $H$  observações fora da amostra e estima-se o modelo com as  $T$  observações restantes, conforme Bueno (2011) [84]. Desse modo, pode-se produzir previsões sobre a amostra reservada e comparar esses valores de previsão com o histórico real dos dados.

Os testes do apêndice C (tabela C.20 e figura C.5) mostram a seguinte divisão da amostra: estimativa ou desenvolvimento (2001 a 2017) e previsão, teste ou avaliação da previsão (2018). As estatísticas indicam que o modelo de previsão não funciona bem fora da amostra, especialmente o indicador RMSE que está muito grande quando comparado ao desvio padrão da série de LOGPERDASBB.

O coeficiente de Theil está entre 0 e 1, com 0 indicando um ajuste perfeito, e a proporção de polarização indica a que distância está a média da previsão da média da série real. As proporções de variância indicam até que ponto é a variância das previsões da variância

da série real, e a de covariância mede os demais erros de previsão não sistemáticos. Se as previsões forem boas, as proporções de viés e variação devem ser pequenas, o que não é o caso do modelo de regressão da tabela C.20.

Os próximos testes de regressão das perdas de crédito do BB foram feitos para produzir previsões fora da amostra, considerando as variáveis explicativas CREDITOSALDO, PROVSN e VENDASREAISVAREJODESSAZ, conforme tabela C.21 e gráfico C.6 do apêndice C. A proporção de tendência ainda é grande, indicando que a previsão não é muito boa, porém este modelo apresentou um desempenho melhor com as medidas de RMSE, MAPE e proporção de viés menores do que o anterior.

### **7.3.6 Previsão com Variáveis Dependentes Defasadas**

Muitas vezes, os modelos de séries temporais incluem uma variável dependente defasada ou com atraso, dificultando a previsão, pois há a necessidade de avaliar a regressão com este tipo de situação. Para isso, o EViews possui as funcionalidades de modelos com previsões dinâmica e estática. A previsão dinâmica usa o valor previsto da variável dependente com defasagem, enquanto a estática usa o valor real da variável dependente defasada, caso esteja disponível. Para previsões fora da amostra, a dinâmica é geralmente a única abordagem possível, devido à falta de dados reais para a previsão estática.

O teste mostrado na tabela C.22 e no gráfico C.7 do apêndice C mostra a especificação do modelo de perdas de crédito do BB com a variável dependente defasada no lado direito da equação e uma previsão dinâmica com valores de perdas para a amostra de 2017 a 2018.

As faixas do intervalo de confiança aumentam muito no final da amostra de previsão, porque a previsão dinâmica usa os valores de previsão das variáveis dependentes com defasagem e os erros de previsão tendem a aumentar ao longo do tempo, resultando em bandas maiores quanto mais longe estão da amostra de previsão. Para a abordagem estática, a série é ajustada para não incluir toda a amostra, porque as previsões são para o futuro e usam valores reais de variáveis dependentes com defasagem.

A comparação apresentada na figura C.8 do apêndice C revela que a previsão estática ficou melhor que a dinâmica porque utilizou valores defasados reais ao invés dos previstos, sendo que foram consideradas os valores históricos fora da amostra em ambos os casos.

### **7.3.7 Previsão com Processos ARMA**

Modelos com os processos ARMA são amplamente utilizados para previsão, porém envolvem algumas complexidades adicionais. Para os termos AR, são adicionadas previsões dos resíduos ao modelo estrutural baseado apenas em variáveis explicativas. Os resultados

estão no apêndice C, na tabela C.23 e nos gráficos C.9 e C.10. A previsão estática com o processo AR apresentou desempenho melhor do que a dinâmica, enquanto os modelos com o processo MA ficaram com as previsões dinâmicas melhores do que as estáticas (tabela C.24 e gráficos C.11 e C.12).

Importante atentar que os testes com variáveis dependentes defasadas e com processos AR, com duas ordens de defasagem, são equivalentes pois os valores das estimativas dos coeficientes e medidas estatísticas de AIC, BIC, R2, DW ficaram iguais.

## 7.4 Validação Final dos Modelos Testados

Após a realização de diversos testes para avaliar os métodos de regressões lineares simples e múltipla, transformação nas variáveis, dinâmicos (defasagens distribuídas) e de séries temporais, foram apresentados aos analistas e gestores de risco do BB os resultados da modelagem econométrica, para validação final dos modelos testados.

A discussão com os especialistas em gestão dos riscos abrangeu aspectos técnicos como os procedimentos estatísticos realizados, mas principalmente se o modelo econométrico faz sentido ou pode ser aplicado às necessidades da instituição. A questão mais controversa foi a utilização da variável PROVSFN como explicativa das perdas de crédito do BB, pois havia entendimento de que as perdas é que geram maiores provisões e não o contrário. Além disso, foi sugerido testar a variável HIATOPRODUTO como indicador mais adequado para capturar o ciclo econômico no Brasil.

A próxima seção apresenta a avaliação final do modelo proposto para utilização no BB e uma análise comparativa com as bases de perdas de crédito do Bradesco.

## 7.5 Avaliação das Previsões de Perdas de Crédito

### 7.5.1 Banco do Brasil

Levando-se em conta as bases de dados utilizadas (baixa para prejuízo das operações de crédito de 2001 a 2018), os principais critérios estatísticos (coeficiente de determinação, significância dos parâmetros, diagnóstico de resíduos, multicolinearidade e estacionariedade das séries temporais), o sentido econômico das variáveis indicado pelo sinal dos coeficientes e a aplicabilidade da regressão na instituição bancária, pode-se dizer que o melhor modelo de perdas esperadas de crédito do BB em função dos ciclos econômicos no Brasil é mostrado na tabela 7.1 e explicado pelas seguintes variáveis:

a)  $\text{Log}(\text{INADSFN}(-2))$ : logaritmo natural do percentual de inadimplência acima de 90 dias das operações do SFN, com defasagem temporal de dois trimestres. O coeficiente

Tabela 7.1: Modelo de Perdas de Crédito do BB e Ciclos Econômicos no Brasil

Dependent Variable: LOG(PERDASBB)

Method: Least Squares

Date: 06/01/19 Time: 16:42

Sample (adjusted): 12/01/2001 12/01/2017

Included observations: 65 after adjustments

Convergence achieved after 12 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-8.396719	0.868044	-9.673144	0.0000
LOG(INADSFN(-2))	0.540877	0.233187	2.319505	0.0238
HIATOPRODUTO(-1)	-2.741318	1.640645	-1.670878	0.1000
LOG(CREDITOSALDO(-1))	1.082558	0.050990	21.23093	0.0000
AR(1)	0.404560	0.124808	3.241451	0.0019
R-squared	0.958479	Mean dependent var		7.466480
Adjusted R-squared	0.955711	S.D. dependent var		0.834138
S.E. of regression	0.175544	Akaike info criterion		-0.568055
Sum squared resid	1.848934	Schwarz criterion		-0.400794
Log likelihood	23.46178	Hannan-Quinn criter.		-0.502060
F-statistic	346.2647	Durbin-Watson stat		2.105599
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.40			

estimado de +0,541 significa a elasticidade da variação das perdas de crédito do BB em relação à variação na inadimplência no SFN, com sentido positivo ou relação direta. Em outras palavras, um aumento de 1% na inadimplência implica elevação de 0,541% nas perdas de crédito;

b) HIATOPRODUTO(-1): variação percentual do hiato do produto da economia brasileira, que é a diferença entre os índices do PIB efetivo dessazonalizado e do produto potencial, com defasagem temporal de um trimestre. O coeficiente estimado de -2,741 significa a elasticidade da variação das perdas de crédito do BB sobre o comportamento do hiato do produto, com sentido negativo ou relação inversa;

c) Log(SALDOCREDITO(-1)): logaritmo natural do valor do saldo em operações de crédito no SFN, com defasagem temporal de um trimestre. O coeficiente estimado de +1,083 significa a elasticidade da variação das perdas de crédito do BB tomando-se por base a variação do saldo de crédito no SFN, com sentido positivo ou relação direta;

d) AR(1): componente autoregressivo de primeira ordem de defasagem, calculado para a variável dependente Log(PERDASBB), ou seja, indica que as perdas de crédito observadas no BB contribuem para explicar as perdas futuras.

Todos os coeficientes estimados das variáveis independentes ficaram estatisticamente significativos a um nível de 10% de significância, com os baixos p-valores indicando que as variáveis saldo de crédito, inadimplência, hiato do produto e componente AR são bons

regressores das perdas de crédito do BB.

O coeficiente de determinação ajustado ( $R^2$ ) de 0,956 mostra que o modelo com três variáveis explicativas (saldo de crédito, inadimplência no SFN e hiato do produto) e o termo AR respondem por cerca de 96% da variação das perdas de crédito do BB. A estatística de DW no valor de 2,11 indica a inexistência de autocorrelação serial dos resíduos da regressão.

Os gráficos de resíduos das figuras 7.1 e 7.2 mostram que os valores ajustados pelo modelo estão próximos dos valores observados, que não há um padrão definido dos erros da regressão ao longo da série histórica e a distribuição dos erros se aproxima de uma curva normal. O diagnóstico dos resíduos através do teste Breusch-Godfrey e do correlograma (tabelas C.27 e 7.3) apontam que não há correlação serial dos resíduos e o teste White da tabela 7.4 indica que os erros possuem variância constante, atendendo o pressuposto da homocedasticidade.

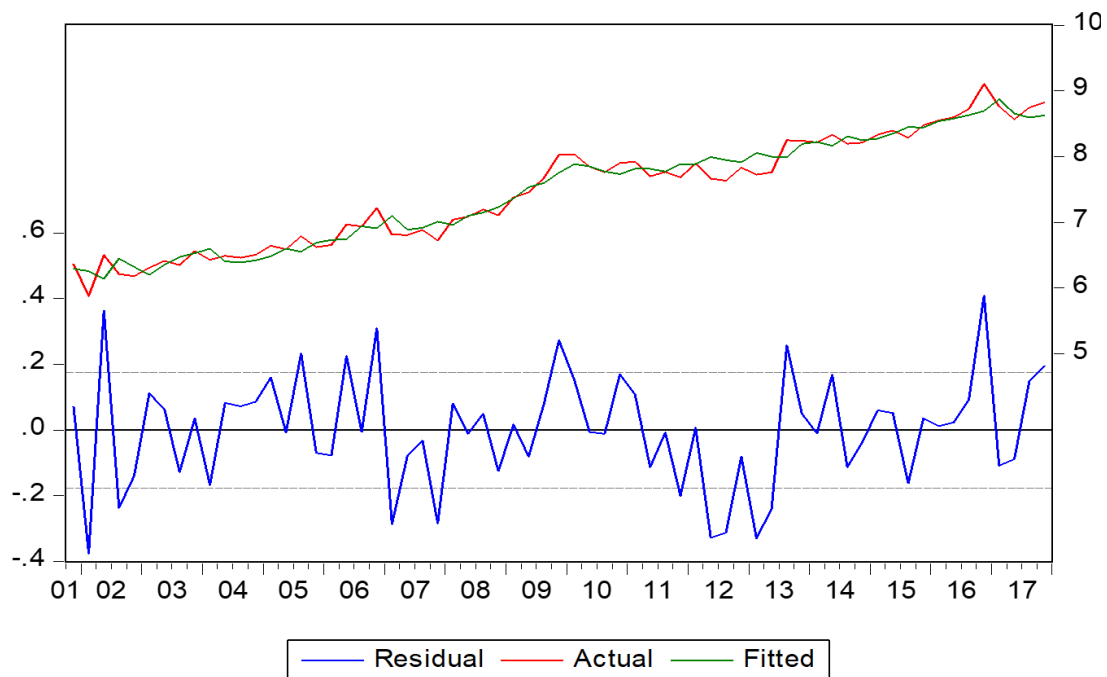


Figura 7.1: Resíduos Modelo Perdas BB

Para análise da multicolinearidade, conforme tabela 7.5, verifica-se que os valores do VIF ficaram abaixo de 10, significando que há pouca ou nenhuma redundância de explicação entre as variáveis saldo de crédito, inadimplência no SFN e hiato do produto. Isso é positivo porque pode-se dizer que os regressores não precisam ser retirados da regressão por causa de possível existência de redundância entre as variáveis explicativas.

O teste ADF sem os componentes de intercepto e tendência para as séries temporais saldo de crédito e inadimplência no SFN indica que as variáveis não são estacionárias e a série hiato do produto é estacionária (tabela C.25 do apêndice C). Entretanto, o

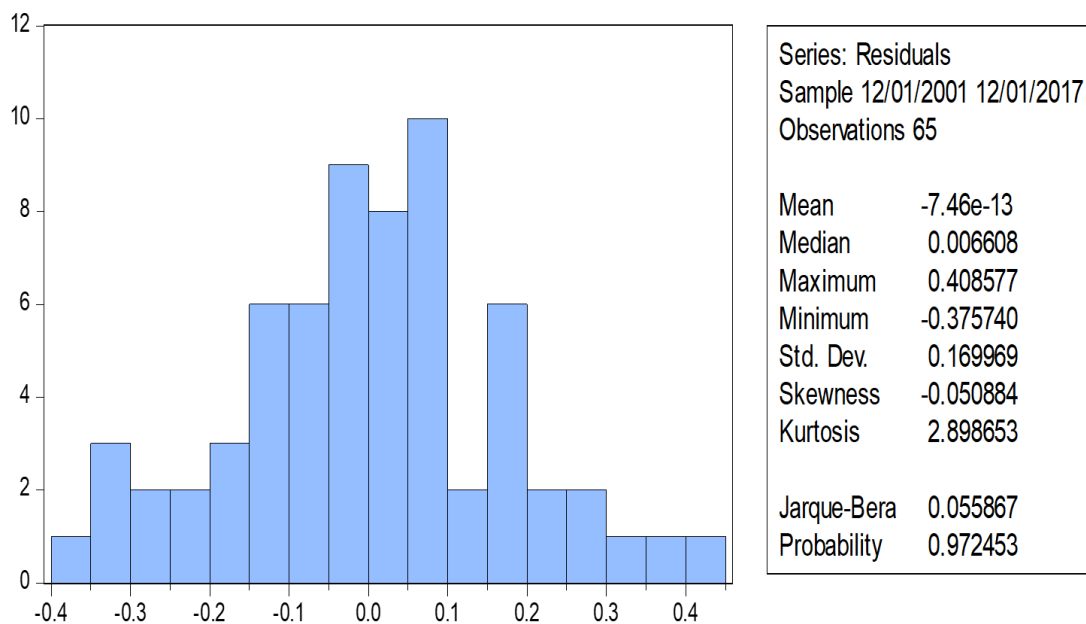


Figura 7.2: Resíduos Modelo Perdas BB - Teste Jarque-Bera

ADF com intercepto/tendência das variáveis (7.6) e dos resíduos da regressão (7.7) são estacionários porque o p-valor ficou menor que o nível de significância de 5%, sendo portanto um resultado válido para o objetivo de previsão das perdas de crédito do BB.

Observe que o gráfico da figura 7.3 mostra que os resíduos do modelo de perdas de crédito do BB possuem comportamento estacionário, com os valores de média e de variância relativamente constantes.

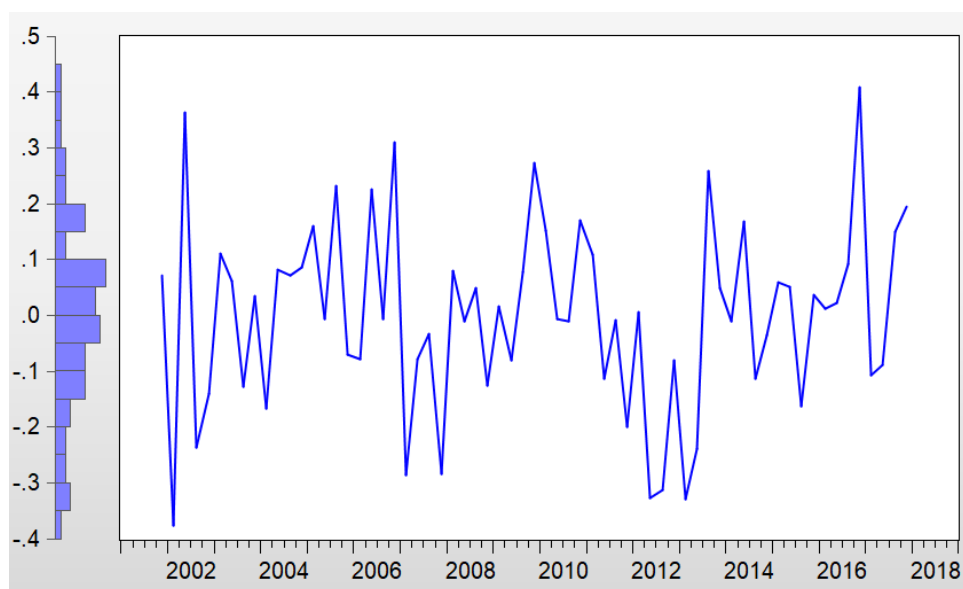


Figura 7.3: Estacionariedade Resíduos Modelo Perdas BB

Em termos de avaliação das previsões das perdas de crédito do BB, pode-se concluir



Tabela 7.2: Correlação Resíduos Modelo Perdas BB

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test				
F-statistic	1.283509	Prob. F(2,58)	0.2848	
Obs*R-squared	2.754901	Prob. Chi-Square(2)	0.2522	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID				
Method: Least Squares				
Date: 07/04/19 Time: 15:25				
Sample: 12/01/2001 12/01/2017				
Included observations: 65				
Presample missing value lagged residuals set to zero.				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.126464	0.867782	-0.145732	0.8846
LOG(INADSFN(-2))	0.018317	0.232421	0.078811	0.9375
HIATOPRODUTO(-1)	0.305618	1.644804	0.185808	0.8532
LOG(CREDITOSALDO(-1))	0.007687	0.050986	0.150775	0.8807
AR(1)	1.026999	0.751718	1.366203	0.1771
RESID(-1)	-1.107711	0.778893	-1.422160	0.1603
RESID(-2)	-0.325042	0.329276	-0.987141	0.3277
R-squared	0.042383	Mean dependent var	-7.46E-13	
Adjusted R-squared	-0.056681	S.D. dependent var	0.169969	
S.E. of regression	0.174720	Akaike info criterion	-0.549824	
Sum squared resid	1.770571	Schwarz criterion	-0.315659	
Log likelihood	24.86927	Hannan-Quinn criter.	-0.457431	
F-statistic	0.427836	Durbin-Watson stat	1.931440	
Prob(F-statistic)	0.857438			

que as estimativas do modelo estão bem ajustadas em relação aos valores observados, tanto na amostra de desenvolvimento (2001 a 2017) como na base de teste ou validação (2018). A tabela 7.8 mostra também os valores de perdas de crédito observadas (divulgadas pelo BB no primeiro trimestre de 2019) e previstas na amostra fora do tempo (estimado pelo modelo de perdas BB).

Foram feitas as seguintes simulações para a amostra fora do tempo: cálculo da média e mediana dos valores das variáveis explicativas (INADSFN, HIATOPRODUTO e SALDO-CREDITO) no período de 2001 a 2018, e valor observado em março de 2019. As perdas de crédito esperadas do BB ficaram mais afastadas do valor real de R\$ 4,43 bilhões divulgado pelo banco, e devem ser acompanhadas nos próximos trimestres para monitoramento do desempenho do modelo.

O gráfico 7.4 indica bom ajustamento do modelo do BB em relação às perdas observadas em todo o período, com exceção dos momentos de recessão da economia brasileira, como em 2009, 2016 e 2017, quando se observam registros atípicos (outliers) de baixa

Tabela 7.3: Correlograma Resíduos Modelo Perdas BB

Date: 06/01/19 Time: 18:17  
 Sample: 3/01/2001 12/01/2017  
 Included observations: 65

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
1			-0.064	-0.064	0.2822	
2			0.089	0.085	0.8306	0.362
3			0.191	0.204	3.3924	0.183
4			-0.026	-0.007	3.4399	0.329
5			-0.003	-0.045	3.4406	0.487
6			-0.011	-0.053	3.4492	0.631
7			-0.029	-0.023	3.5104	0.743
8			-0.146	-0.143	5.1493	0.642
9			-0.183	-0.205	7.7551	0.458
10			-0.047	-0.051	7.9335	0.541
11			-0.163	-0.090	10.083	0.433
12			-0.041	0.011	10.222	0.511
13			0.054	0.092	10.466	0.575
14			-0.077	-0.019	10.972	0.613
15			-0.051	-0.089	11.195	0.671
16			0.079	0.018	11.755	0.698
17			-0.026	-0.048	11.816	0.757
18			0.068	0.021	12.238	0.786
19			-0.061	-0.144	12.596	0.815
20			-0.008	-0.091	12.601	0.858
21			0.161	0.177	15.162	0.767
22			-0.068	0.009	15.635	0.790
23			0.017	-0.043	15.664	0.832
24			-0.013	-0.084	15.681	0.869
25			-0.077	-0.090	16.328	0.876
26			-0.120	-0.175	17.943	0.845
27			0.094	0.109	18.946	0.839
28			-0.039	-0.011	19.126	0.865

\*Probabilities may not be valid for this equation specification.

para prejuízo nas operações de crédito.

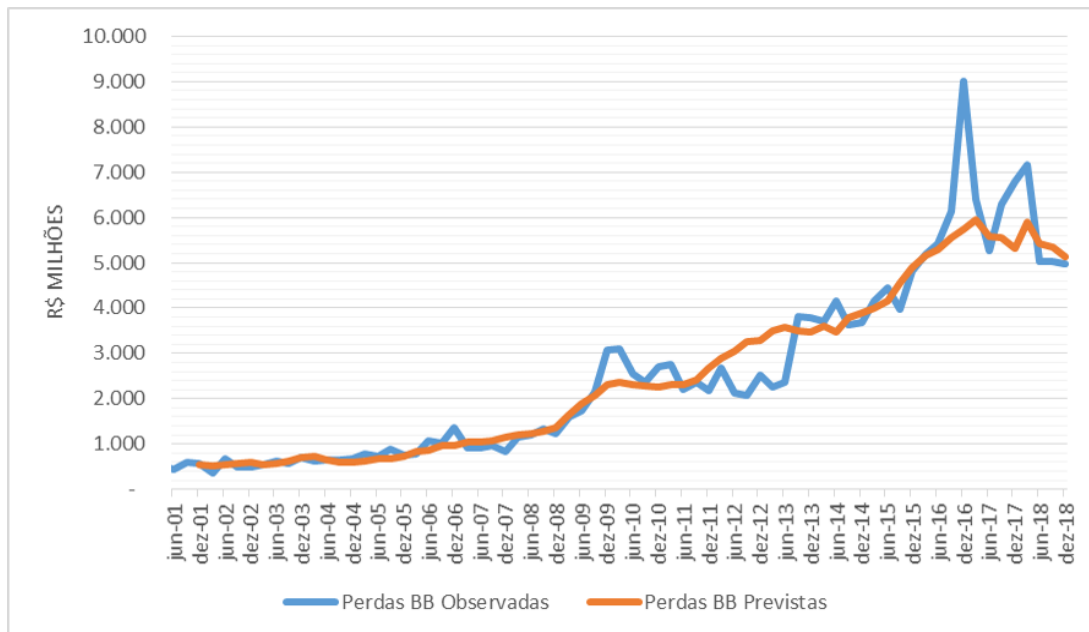


Figura 7.4: Previsões de Perdas de Crédito do Banco do Brasil

Tabela 7.4: Heterocedasticidade Resíduos Modelo Perdas BB

## Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	1.591806	Prob. F(4,60)	0.1882
Obs*R-squared	6.236055	Prob. Chi-Square(4)	0.1822
Scaled explained SS	5.044305	Prob. Chi-Square(4)	0.2828

## Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 07/04/19 Time: 15:38

Sample: 12/01/2001 12/01/2017

Included observations: 65

Collinear test regressors dropped from specification

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.019107	0.059071	-0.323452	0.7475
GRADF_02^2	0.056334	0.030946	1.820390	0.0737
GRADF_03^2	-9.577123	15.20194	-0.629994	0.5311
GRADF_04^2	0.000195	0.000726	0.268982	0.7889
GRADF_05^2	0.118239	0.095589	1.236951	0.2209
R-squared	0.095939	Mean dependent var		0.028445
Adjusted R-squared	0.035669	S.D. dependent var		0.039500
S.E. of regression	0.038789	Akaike info criterion		-3.587547
Sum squared resid	0.090276	Schwarz criterion		-3.420286
Log likelihood	121.5953	Hannan-Quinn criter.		-3.521552
F-statistic	1.591806	Durbin-Watson stat		2.052549
Prob(F-statistic)	0.188172			

Cabe destacar que foi avaliado o desempenho de vários modelos com diferentes especificações sugeridas por técnicos e gestores do BB, conforme descrição no apêndice C, cujos resultados estão resumidos na tabela 7.9, com as métricas de R<sup>2</sup> ajustado, significância dos p-valores para os coeficientes estimados, critério de informação AIC, estatística DW e medidas de erro como RMSE e MAE.

O modelo 1 destacado na cor verde da tabela 7.9 obteve o melhor desempenho considerando o coeficiente de determinação da regressão, a significância estatística das variáveis, o critério de informação, a autocorrelação serial dos resíduos e as estatísticas de erro.

### 7.5.2 Bradesco

Utilizando as mesmas variáveis explicativas (Log(SALDO CREDITO(-1)), Log(INADSFN(-2)) e HIATOPRODUTO(-1)) do melhor modelo de perdas esperadas de crédito desenvolvido para o BB (modelo 1 da tabela 7.9), porém considerando a série histórica de baixa para prejuízo das operações de crédito do Bradesco no período de 2007 a 2018, foram encontrados resultados semelhantes nos coeficientes estimados (sinais esperados, valores e

Tabela 7.5: Multicolinearidade Modelo Perdas BB  
**Variance Inflation Factors**  
 Date: 06/01/19 Time: 18:14  
 Sample: 3/01/2001 12/01/2017  
 Included observations: 65

Variable	Coefficient Variance	Uncentered VIF	Centered VIF
C	0.753501	563.5183	NA
LOG(INADSFN(-2))	0.054376	65.86845	1.318068
HIATOPRODUTO(-1)	2.691716	1.388235	1.213902
LOG(CREDITOSALD...	0.002600	383.5852	1.174651
AR(1)	0.015577	1.081322	1.080209

p-valores com 5% de significância), R2 ajustado com alto poder de explicação da regressão e estatística DW também próxima de 2, conforme tabela C.26 do apêndice C.

A análise de resíduos, através da inspeção gráfica e os testes Breusch e LM, revela que os pressupostos de homocedasticidade e de inexistência de correlação serial dos erros foram atendidos. Não foi verificado também problema de multicolinearidade. A estacionariedade ocorreu apenas na variável hiato do produto, porém os resíduos da regressão ficaram estacionários. Os resultados estão nas tabelas C.28, C.29, C.30 e C.31 do apêndice C.

As estimativas do modelo do Bradesco nas amostras de desenvolvimento e validação também ficaram bem ajustadas e os critérios de informação AIC e BIC ficaram com valores baixos, embora não tenham sido testados outros modelos para fins de comparação. A tabela 7.10 mostra também os valores de perdas de crédito observadas e previstas na amostra fora do tempo, da mesma forma que foi feito para o BB.

O gráfico 7.5 também mostra bom ajustamento do modelo do Bradesco em relação às perdas observadas de crédito.

Também foi avaliado o desempenho de 10 modelos para a base de perdas de crédito do Bradesco e os resultados estão na tabela C.32 do apêndice C, indicando que os modelos 1 e 2 possuem performance próximas.

Tabela 7.6: Estacionariedade Modelo BB - Com Intercepto/Tendência

Null Hypothesis: Unit root (individual unit root process)  
 Series: LOG(PERDASBB), LOG(INADSFN(-2)), HIATOPRODUTO,  
 LOG(CREDITOSALDO(-1))  
 Date: 07/04/19 Time: 15:45  
 Sample: 3/01/2001 12/01/2018  
 Exogenous variables: Individual effects, individual linear trends  
 Automatic selection of maximum lags  
 Automatic lag length selection based on SIC: 0 to 8  
 Total number of observations: 270  
 Cross-sections included: 4

Method	Statistic	Prob.**
ADF - Fisher Chi-square	21.9780	0.0050
ADF - Choi Z-stat	-2.06051	0.0197

\*\* Probabilities for Fisher tests are computed using an asymptotic Chi-square distribution. All other tests assume asymptotic normality.

Intermediate ADF test results GROUP01\_MODELOBB1

Series	Prob.	Lag	Max Lag	Obs
LOG(PERDASBB)	0.0039	0	11	71
LOG(INADSFN(-2))	0.0248	1	10	68
HIATOPRODUTO	0.1894	1	11	69
LOG(CREDITOSALDO(-1))	0.9164	8	11	62

Tabela 7.7: Estacionariedade Modelo BB - Resíduos

Null Hypothesis: RESID01\_MODELOBB1 has a unit root  
 Exogenous: Constant, Linear Trend  
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=10)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.283693	0.0000
Test critical values:		
1% level	-4.107947	
5% level	-3.481595	
10% level	-3.168695	

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
 Dependent Variable: D(RESID01\_MODELOBB1)  
 Method: Least Squares  
 Date: 06/02/19 Time: 08:39  
 Sample (adjusted): 3/01/2002 12/01/2017  
 Included observations: 64 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID01_MODELOBB1(-1)	-1.066479	0.128744	-8.283693	0.0001
C	-0.019114	0.046916	-0.407418	0.6857
@TREND("3/01/2001")	0.000501	0.001172	0.427667	0.6707
R-squared	0.529805	Mean dependent var		0.001921
Adjusted R-squared	0.514389	S.D. dependent var		0.248571
S.E. of regression	0.173225	Akaike info criterion		-0.622711
Sum squared resid	1.830411	Schwarz criterion		-0.521511
Log likelihood	22.92689	Hannan-Quinn criter.		-0.582841
F-statistic	34.36670	Durbin-Watson stat		1.866141
Prob(F-statistic)	0.000000			

Tabela 7.8: Previsões das Perdas de Crédito do BB

Amostras	Perdas Observadas R\$ milhões	Perdas Previstas R\$ milhões
Desenvolvimento 2001 a 2017 (média)	2.333	2.360
Validação 2018 (média)	5.545	5.450
Desenvolvimento e Validação 2001 a 2018 (média)	2.511	2.539
Fora do Tempo 1T19	4.430	2.697 <sup>(a)</sup>
Fora do Tempo 1T19	4.430	7.780 <sup>(b)</sup>
Fora do Tempo 1T19	4.430	3.095 <sup>(c)</sup>

(a) Previsão baseada na média dos valores das variáveis explicativas, observada no período de 2001 a 2018.

(b) Previsão baseada nos valores das variáveis explicativas, observados em março de 2019.

(c) Previsão baseada na mediana dos valores das variáveis explicativas, observada no período de 2001 a 2018.

Tabela 7.9: Desempenho dos Modelos de Perdas de Crédito do BB

Modelos BB	R2 ajustado	P-valores Significativos	AIC	DW	RMSE	MAE
1	0.955711	Sim ( $\alpha = 10\%$ )	-0.568055	2.11	0.110795	0.092100
2	0.964038	Não ( $\alpha = 10\%$ )	-0.832484	1.82	0.162744	0.162315
3	0.942270	Não ( $\alpha = 10\%$ )	-0.343321	2.64	0.264249	0.241913
4	0.958873	Não ( $\alpha = 5\%$ )	-0.633032	2.17	0.132583	0.131149
5	0.941070	Não ( $\alpha = 10\%$ )	-0.293571	2.46	0.343310	0.297052
6	0.936269	Não ( $\alpha = 5\%$ )	-0.577321	2.21	0.221485	0.207525
7	0.945018	Sim ( $\alpha = 10\%$ )	-0.380522	2.77	1466.766	1328.839
8	0.954920	Sim ( $\alpha = 1\%$ )	-0.636113	1.84	0.112399	0.081748
9	0.959248	Não ( $\alpha = 10\%$ )	Nd	Nd	0.183655	0.182373
10	0.034079*	Sim ( $\alpha = 1\%$ )	-0.480596	Nd	Nd	Nd

\*estatística de Pearson  
Nd: não disponível

Tabela 7.10: Previsões das Perdas de Crédito do Bradesco

Amostras	Perdas Observadas R\$ milhões	Perdas Previstas R\$ milhões
Desenvolvimento 2001 a 2017 (média)	3.130	3.143
Validação 2018 (média)	4.941	5.141
Desenvolvimento e Validação 2001 a 2018 (média)	3.281	3.314
Fora do Tempo 1T19	4.389	2.678 <sup>(a)</sup>
Fora do Tempo 1T19	4.389	6.937 <sup>(b)</sup>
Fora do Tempo 1T19	4.389	2.960 <sup>(c)</sup>

(a) Previsão baseada na média dos valores das variáveis explicativas, observada no período de 2007 a 2018.

(b) Previsão baseada nos valores das variáveis explicativas, observados em março de 2019.

(c) Previsão baseada na mediana dos valores das variáveis explicativas, observada no período de 2007 a 2018.

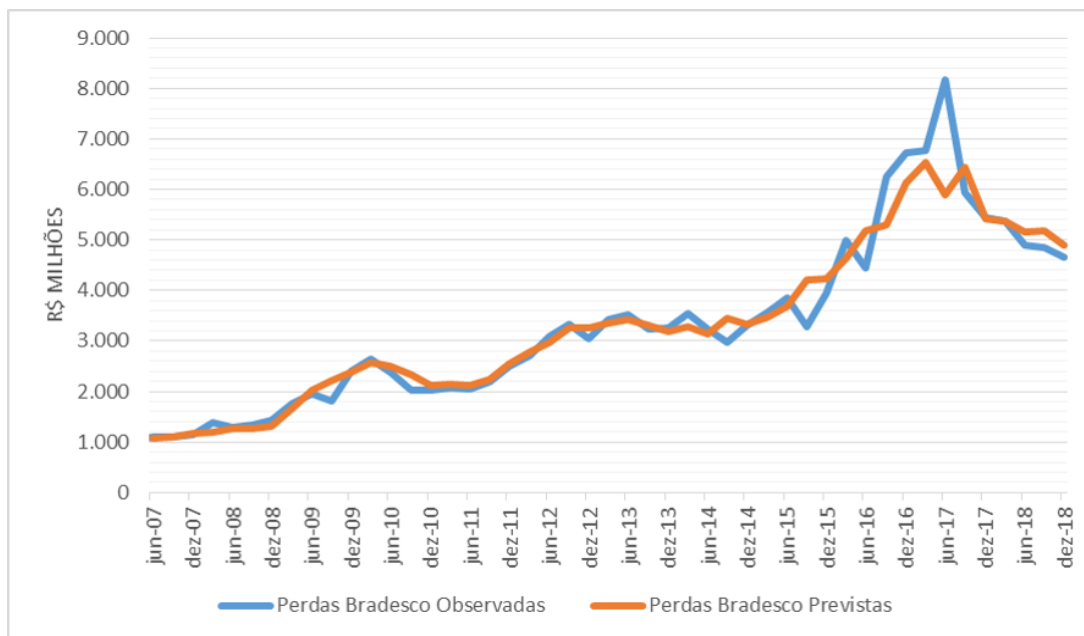


Figura 7.5: Previsões de Perdas de Crédito do Bradesco



# Capítulo 8

## Conclusões

Após as atividades de revisão da literatura e referencial teórico, análise descritiva dos dados da carteira de crédito dos bancos e da economia brasileira, testes com os modelos econométricos de séries temporais e avaliação dos resultados com profissionais acadêmicos e de mercado, conclui-se que o modelo mais indicado para estimar as perdas de crédito do Banco do Brasil em função dos ciclos econômicos no Brasil é explicado pelas variáveis de inadimplência acima de 90 dias no SFN (INADSFN), saldo de crédito no SFN (SALDOCREBITO), hiato do produto da economia brasileira (HIATOPRODUTO) e um componente autoregressivo de primeira ordem de defasagem (AR(1)).

Em relação ao sentido econômico das variáveis, destacam-se os sinais esperados dos coeficientes estimados INADSFN (positivo), SALDOCREBITO (positivo) e HIATOPRODUTO (negativo). Dessa forma, as perdas de crédito do BB tem relação positiva ou direta com o nível de inadimplência e o saldo de crédito no SFN, ou seja, maior saldo de crédito na economia representa maior exposição ao risco de crédito, dado que os bancos fazem mais operações de empréstimos e isso eleva a possibilidade de perdas. Na mesma direção do saldo de crédito, quando se observa maior inadimplência no SFN, espera-se que as operações de crédito tenham maiores riscos e perdas futuras. Vale lembrar que a piora no risco das operações de crédito é determinada pelo número de dias de atraso, conforme regra da PCLD (Resolução CMN 2.682/1999).

O hiato do produto, que representa a diferença entre o PIB efetivo e o produto potencial da economia brasileira, possui relação negativa ou indireta com as perdas de crédito do BB, ou seja, valores maiores do hiato indicam que a atividade econômica está se expandindo e isso tende a reduzir as perdas esperadas nas operações de crédito das instituições financeiras. Por outro lado, o efeito inverso de redução no hiato do produto provoca piora nas condições econômicas internas, com elevação do desemprego nas famílias, redução da atividade produtiva nas empresas e aumento na probabilidade de atrasos e prejuízos nas operações de crédito concedidas pelos bancos.

Do ponto de vista estatístico, o modelo do BB apresentou alto coeficiente de determinação ajustado da regressão, indicando que 96% da variação nas perdas de crédito são explicadas pelas variáveis independentes de inadimplência no SFN, saldo de crédito e hiato do produto da economia brasileira. O componente autoregressivo AR(1) se mostrou significativo e foi utilizado para o atendimento do pressuposto da ausência de correlação serial dos resíduos, já que a estatística DW ficou próxima do valor ideal de 2. Além disso, o termo AR(1) representa a importância que o prejuízo observado nas operações de crédito tem nas perdas esperadas do BB.

Para a avaliação da multicolinearidade entre as variáveis explicativas saldo de crédito, inadimplência e hiato do produto, foi calculado o VIF e os valores ficaram abaixo de 10, revelando baixa combinação linear entre os regressores independentes. Outro resultado satisfatório foi a ocorrência de homocedasticidade ou variância constante dos resíduos da regressão, importante pressuposto para permitir o uso de modelos preditivos com maior consistência.

Embora apenas a variável hiato do produto seja uma série temporal estacionária, enquanto que as demais variáveis (saldo de crédito e inadimplência no SFN) não possuam comportamento estacionário, os resíduos do modelo de regressão ficaram estacionários conforme teste ADF e a plotagem gráfica dos erros ao longo do tempo, sendo portanto considerados válidos devido à cointegração das séries temporais.

O desempenho do modelo de perdas de crédito do BB nas amostras de desenvolvimento e validação também foi satisfatório, tendo em vista que os valores previstos e observados das perdas de crédito ficaram ajustados, indicando boa capacidade preditiva da regressão econométrica de séries temporais. Além disso, os indicadores dos critérios de informação ficaram com valores baixos em relação a outros modelos testados.

Além dos aspectos econômico e estatístico, foi testado o modelo final de perdas de crédito do BB com as mesmas variáveis explicativas (inadimplência no SFN, saldo de crédito e hiato do produto da economia brasileira), na base histórica das perdas de crédito do Bradesco, e os resultados do modelo econométrico de séries temporais ficaram muito parecidos, como por exemplo os sinais e os coeficientes estimados, o R<sup>2</sup> ajustado, os p-valores das variáveis e a estatística DW.

Apesar dos bons resultados do modelo desenvolvido para o BB, é importante lembrar das limitações da pesquisa, especialmente a confidencialidade de dados e a disponibilidade de série histórica com mais observações. Como uma das condições do estudo foi utilizar apenas dados públicos, não foi possível avaliar as bases internas da carteira de risco de crédito para verificar o desempenho da regressão de séries temporais com informações mais específicas do BB, como por exemplo, perdas de crédito por segmento de clientes, grupos de produtos, setores econômicos e outras visões. A periodicidade trimestral da

série histórica de perdas também limitou o estudo, pois não permitiu usar volume maior de dados que geralmente são desejados para a construção de modelos econométricos mais robustos.

Portanto, e tendo em vista que o processo de modelagem econométrica do risco é dinâmico e necessita de aperfeiçoamentos ao longo do tempo, sugerem-se estudos futuros das perdas esperadas de crédito com visões mais específicas da carteira do BB (tipos de cliente, produtos e setores) e bases de dados com periodicidade mensal. Com isso, será possível também avaliar outras técnicas estatísticas para previsão de modelos de risco de crédito, como redes neurais e a combinação de modelos econométricos (regressão, séries temporais e métodos univariados). Para variáveis que trazem a mesma informação, é interessante testar a análise fatorial para verificar se as regressões ficam melhores com os fatores de mesma dimensão. Eventuais quebras estruturais nas variáveis podem ser identificadas com testes estatísticos específicos. Também é importante avaliar os modelos econométricos com bases de dados de outros bancos, à medida que forem sendo disponibilizadas séries históricas mais completas.

# Referências

- [1] Souza, João Carlos Félix, Iram Alves de Souza e João Gabriel de Moraes Souza: *Gestão de risco de mercado - mensuração do value-at-risk (VaR): comparação da exigência de capital em diferentes abordagens*. Curitiba, 1ª edição, 2018, ISBN 978-85-444-2087-4. 1, 7
- [2] Cunha, André Moreira, Daniela Magalhães Prates e Fernando Ferrari-Filho: *Brazil responses to the international financial crisis: A successful example of Keynesian policies?* Panoeconomicus, página 21, outubro 2011. 1, 4
- [3] *Basel Committee on Banking Supervision (BCBS)*, 2018. <https://www.bis.org/bcbs/>. 1, 14, 28
- [4] *International Accounting Standards Board (IASB)*, 2018. <https://www.ifs.org/>. 1, 2, 4, 9, 14
- [5] *Banco Central do Brasil (Bacen)*, 2018. <http://www.bcb.gov.br/pt-br/>. 1, 14, 46
- [6] Bacen: *Resolução nº 3.786, de 24 de setembro de 2009*, 2009. 1
- [7] IFRS Foundation: *IFRS 9 Financial Instruments*, 2014. 2, 3, 5, 9
- [8] Caneca, Roberta Lira: *Provisão para créditos de liquidação duvidosa de bancos e ciclos econômicos: o caso brasileiro*. Tese de Doutorado, Universidade de Brasília (UnB), 2015. 2, 30, 60, 61
- [9] Bacen: *Resolução nº 2.682, de 21 de dezembro de 1999*, 1999. 2, 3, 4, 8, 9, 10, 32, 71, 98, 100
- [10] Bacen: *Resolução nº 4.557, de 23 de fevereiro de 2017*, 2017. 2, 5, 7
- [11] Maria, Antônio, Henri Beyle De Araújo, Paulo Roberto, Barbosa Lustosa e Edilson Paulo: *A ciclicidade da provisão para créditos de liquidação duvidosa sob três diferentes modelos contábeis: Reino Unido, Espanha e Brasil*. 29(76), 2018. 2
- [12] Katsumi Niyama, Jorge: *Constituição da Provisão para Créditos de Liquidação Duvidosa de Bancos e Demais Instituições Financeiras – Principais Alterações Introduzidas pelo Conselho Monetário Nacional e o Efeito nas Demonstrações Contábeis*. ConTexto, 1(1), 2001. 2

- [13] Chianamea, Dante R: *Basileia II e os Ciclos Econômicos*. Economia Política Internacional: Análise Estratégica, página 14, setembro 2005. 3
- [14] Terra, Jaqueline, Moura Marins, Myrian Beatriz e Eiras Das Neves: *Trabalhos para Discussão Inadimplência de Crédito e Ciclo Econômico: um exame da relação no mercado brasileiro de crédito corporativo*. 2013, ISSN 1519-1028. 3, 16, 30
- [15] Borio, Claudio, Benjamin Cohen, Dietrich Domanski e Philip Wooldridge: *The new era of expected credit loss provisioning*. BIS Quarterly Review, página 17, março 2017. [www.bis.org/publ/qtrpdf/r\\_qt1703.htm](http://www.bis.org/publ/qtrpdf/r_qt1703.htm). 3, 17, 18
- [16] Abad, Jorge, Javier Suarez, Alejandra Bernad, Xavier Freixas, David Grünberger, Andreas Pfingsten, Malcolm Kemp, Luc Laeven, Christian Laux, Dean Postans, Antonio Sánchez, Rafael Repullo e Josef Zechner: *Assessing the Procyclicality of Expected Credit Loss Provisions*. 2018. 3
- [17] Bacen: *Relatório de Estabilidade Financeira*. Relatório Técnico, Banco Central do Brasil, Brasília-DF, 2019. <https://www.bcb.gov.br/publicacoes/ref>. 3, 4
- [18] Assurance Services, PwC: *IFRS 9 - Expected credit losses*. 2014. 3, 18
- [19] KPMG: *IFRS 9 Instrumentos Financeiros Novas regras sobre a classificação e mensuração de ativos financeiros, incluindo a redução no valor recuperável IFRS em Destaque 01/16:First Impressions*. Relatório Técnico, KPMG Auditores Independentes, 2016. 3, 11, 18
- [20] KPMG: *WorkShop Banco do Brasi Impairment IFRS 9*. Relatório Técnico, KPMG, Brasília-DF, 2018. 3, 22, 28
- [21] SAS: *IFRS 9 Metodologias*. Relatório Técnico, SAS, 2018. 3, 22, 28
- [22] Deloitte: *IFRS 9 – Lições Aprendidas e Melhores Práticas de Implementação*. Relatório Técnico, Deloitte ToucheTohmatsu, 2018. 3, 11
- [23] Brasil, Banco Central do: *Provisionamento segundo o IFRS 9: Principais desafios*. Em *Congresso Internacional de Gestão dos Riscos*, página 12, São Paulo, 2017. 3, 10
- [24] Pereira, João André C.M.: *Projeto Instrumentos Financeiros-Provisionamento segundo as regras IFRS9*. Relatório Técnico, Febraban, São Paulo, 2018. <https://portal.febraban.org.br/pagina/3234/51/pt-br/congresso-8grisc>. 3, 10, 11
- [25] Prins, Ulrich De: *Provisionamento segundo as regras IFRS 9: Principais Regras e Desafios*. Em *7º Congresso Internacional de Gestão dos Riscos*, São Paulo, 2017. 3, 11
- [26] Fuentes, Mariano Ruiz: *IFRS 9: Principais tendências do setor em riscos e integração na gestão*, 2017. 3, 11, 19

- [27] Linhares, Phelipe: *Desafios Práticos Instrumentos Financeiros - Provisionamento segundo as regras IFRS 9*. Relatório Técnico, Febraban, São Paulo, 2018. <https://portal.febraban.org.br/pagina/3234/51/pt-br/congresso-8grisc>. 3, 11
- [28] Iggiotti, Damien e Srini Iye: *Range of Practices in IFRS 9 Implementation*. Relatório Técnico, Febraban, São Paulo, 2018. <https://portal.febraban.org.br/pagina/3234/51/pt-br/congresso-8grisc>. 3, 11
- [29] BB: *Relatório de Gerenciamento de Riscos Pilar 3*. Relatório Técnico, Banco do Brasil, Brasília-DF, 2019. <https://ri.bb.com.br/servicos-para-investidores/downloads/>. 3, 7
- [30] *Sistema Financeiro Nacional (SFN)*, 2019. <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/sfn>. 4
- [31] Beck, Thorsten, Ross Levine e Norman Loayza: *Finance and the sources of growth*. Journal of Financial Economics, 2000, ISSN 0304405X. 4
- [32] Frykström, Niklas e Jieying Li: *Economic Commentaries IFRS 9 – the new accounting standard for credit loss recognition*. 4, 19
- [33] Bacen: *Edital de Consulta Pública 60/2018, de 22 de fevereiro de 2018*, 2018. 4, 5, 10
- [34] BB: *Banco do Brasil S.A. - Análise do Desempenho 1º Trimestre/2019*. Relatório Técnico, BB, 2019. <https://ri.bb.com.br/informacoes-financeiras/central-de-resultados/>. 4, 8
- [35] ABNT: *ABNT NBR ISO 31000 Gestão de riscos — Princípios e diretrizes*, 2009, ISBN 978-85-07-01838-4. 6
- [36] Selltitz, Claire: *Métodos de Pesquisa nas Relações Sociais*. São Paulo, 3ª edição, 1974. 6, 20
- [37] Marconi, M.A e E.V Lakatos: *Fundamentos de metodologia científica*. São Paulo, 6ª edição, 2006. 6, 20
- [38] BB: *Demonstrações Contábeis 1º Trimestre/2019*. Relatório Técnico, Banco do Brasil, Brasília-DF, 2019. 8
- [39] Banking Supervision, Basel Committee on: *Sound credit risk assessment and valuation for loans*. 2006. 9
- [40] Banking Supervision, Basel Committee on: *Guiding principles for the replacement of IAS 39 Fundamental principles*. 2009. 9
- [41] Banking Supervision, Basel Committee on: *Exposure Draft (ED/2013/3) Financial Instruments: Expected Credit Losses*. 2013. 9
- [42] IFRS: *IAS 39 Financial Instruments: Recognition and Measurement*. <https://www.ifrs.org/issued-standards/list-of-standards/ias-39-financial-instruments-recognition-and-measurement/>. 9, 11

- [43] Bacen: *Edital de Consulta Pública 54/2017, de 30 de Agosto de 2017*, 2017. 9
- [44] Bacen: *Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional (Cosif)*. <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/cosif>. 10
- [45] CODACE: *Datação de Ciclos Econômicos*. Relatório Técnico, FGV, Rio de Janeiro, 2017. 11, 30, 41, 52
- [46] FGV e IBRE: *Comitê de Datação de Ciclos Econômicos (CODACE)*. <https://portalibre.fgv.br/estudos-e-pesquisas/codace/>. 11, 21
- [47] IBGE: *Contas nacionais IBGE*. <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/contas-nacionais.html>. 11, 21, 41
- [48] NBER: *National Bureau of Economic Research (NBER)*. <http://www.nber.org/>. 11
- [49] Burns, Arthur F e Wesley C Mitchell: *Measuring Business Cycles*. Em *Studies in Business Cycles*, capítulo Preface, página 27. NBER, New York, 2ª edição, 1946, ISBN 0-870-14085-X. <http://www.nber.org/books/burn46-1><http://www.nber.org/chapters/c2979>. 12
- [50] Mariano, Ari e Maíra Santos: *Revisão da Literatura: Apresentação de uma Abordagem Integradora*. setembro 2017. 14
- [51] Reuters Scientific, Thomson: *Web of Science - Coleção Principal*. [https://www.periodicos.capes.gov.br/?option=com\\_pcollection&mn=70&smn=79&cid=81](https://www.periodicos.capes.gov.br/?option=com_pcollection&mn=70&smn=79&cid=81). 14
- [52] Scopus: *Scopus*. <https://www.scopus.com/home.uri>. 14
- [53] Google: *Google Acadêmico*. <https://scholar.google.com.br/>. 14
- [54] FSB: *Financial Stability Board (FSB)*. <http://www.fsb.org/>. 14
- [55] BIS e BCBS: *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a Revised Framework*. Relatório Técnico, BCBS, Switzerland, 2004, ISBN 9291976695. <https://www.bis.org/publ/bcbs107.htm>. 15
- [56] Chianamea, Dante R: *Basileia II e os Ciclos Econômicos*. Economia Política Internacional: Análise Estratégica, página 14, setembro 2005. 15
- [57] Hashem Pesaran, M, Til Schuermann, Bjorn Jakob Treutler, Scott M Weiner, M Hashem, Pesaran Til, Schuermann Bj, Rn Jakob Treutler, Roland Demmel, Joshua Rosenberg, Jan Hendrik Schmidt, Jim Wilcox e Mercer Oliver Wyman: *Macroeconomic Dynamics and Credit Risk: A Global Perspective*. Journal of Money, Credit, and Banking, 38(5):1211–1261, 2006. <https://doi.org/10.1353/mcb.2006.0074><https://muse.jhu.edu/article/200498>. 15
- [58] Hashem Pesaran, M, Til Schuermann e Bjorn Jakob Treutler: *Title: Global Business Cycles and Credit Risk*. <http://www.nber.org/books/care06-1><http://www.nber.org/chapters/c9616>. 15

- [59] Bruche, Max e Carlos González-Aguado: *Recovery rates, default probabilities, and the credit cycle*. Journal of Banking and Finance, 2010, ISSN 03784266. 15
- [60] Fei, Fei, Ana Maria Fuertes, Elena Kalotychou, Katja Ahoniemi, Alena Audzeyeva, Barbara Casu, Jerry Coakley, Anthony Garratt, Matthew Greenwood-Nimmo, Alistair Milne e Randall Mcfadden: *Credit Rating Migration Risk and Business Cycles* \*. 2009. 15
- [61] Enders, Zeno, Robert Kollmann, Gernot J Müller, Charles Engel, Domenico Giannone, Johannes Pfeifer e Andrew Scott: *Global Banks and International Business Cycles*. 2010. 15
- [62] Mileo, Rafael, Herbert Kimura e Eduardo Kazuo Kayo: *Análise do Modelo CreditRisk+ em uma amostra de portfólio de crédito*. Revista Contemporânea de Economia e Gestão, 11:13, junho 2013. 16
- [63] Gavalas, Dimitris e Theodore Syriopoulos: *Bank Credit Risk Management and Rating Migration Analysis on the Business Cycle*. International Journal of Financial Studies, 2014, ISSN 2227-7072. 16
- [64] Pool, Sebastiaan, Leo De Haan e Jan Jacobs: *Loan loss provisioning, bank credit and the real economy*. 16
- [65] Correa, Arnildo da Silva, Jaqueline Terra Moura Marins, Myrian Beatriz Eiras das Neves e Antonio Carlos Magalhães da Silva: *Credit Default and Business Cycles: An Empirical Investigation of Brazilian Retail Loans*. Revista Brasileira de Economia, 2014, ISSN 0034-7140. 16
- [66] Maria, Antônio, Henri Beyle De Araújo, Paulo Roberto, Barbosa Lustosa e Edilson Paulo: *A ciclicidade da provisão para créditos de liquidação duvidosa sob três diferentes modelos contábeis: Reino Unido, Espanha e Brasil*. 29(76), 2018. 16
- [67] Commission, European: *Proposal for a Regulation of the European Parliament and of the Council amending Regulation (EU) No 575/2013 as regards minimum loss coverage for non - performing exposures*. Relatório Técnico, Brussels, 2013. 16
- [68] Dantas, José Alves, Otávio Ribeiro De Medeiros, Paulo Roberto e Barbosa Lustosa: *O Papel de variáveis econômicas e atributos da carteira na estimação das provisões discricionárias para perdas em operações de crédito nos bancos brasileiros*. 10:69–95, 2013. 17
- [69] Alberto, Carlos e Martins Silva: *Utilização da provisão para créditos de liquidação duvidosa para fins de gerenciamento de resultado nas instituições financeiras brasileiras e luso-espanholas*. 2016. 17
- [70] Ozili, Peterson K. e Erick Outa: *Bank loan loss provisions research: A review*, 2017. ISSN 22148469. 17
- [71] Banking Supervision, Basel Committee on: *Standards Regulatory treatment of accounting provisions – interim approach and transitional arrangements*, 2017, ISBN 978-92-9259-042-0. 17



- [72] Banking Supervision, Basel Committee on: *The interplay of accounting and regulation and its impact on bank behaviour*. 2017. 17
- [73] Lopes, Rogério Gomes: *Predição da recuperação da inadimplência em operações de crédito*. 17
- [74] Restoy, Fernando e Raihan Zamil: *Prudential policy considerations under expected loss provisioning: lessons from Asia*. 2017, ISSN 2522-2481. [www.bis.org/emailalerts.htm](http://www.bis.org/emailalerts.htm). 18
- [75] Yang, Bill Huajian: *Forward ordinal probability models for point-in-time probability of default term structure: methodologies and implementations for IFRS 9 expected credit loss estimation and CCAR stress testing*. *Journal of Risk Model Validation*, 11(3):1–18, 2017. 18, 28
- [76] Vaněk, Tomáš e David Hampel: *The probability of default under ifrs 9: Multi-period estimation and macroeconomic forecast*. *Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis*, 2017, ISSN 12118516. 19, 28
- [77] BB: *BB - Relações com Investidores*. <https://ri.bb.com.br/servicos-para-investidores/downloads/>. 21, 29, 30
- [78] Bacen: *SGS - Sistema Gerenciador de Séries Temporais*. <https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries>. 21, 52
- [79] Ipea: *Ipeadata macroeconômico*. <http://www.ipeadata.gov.br/Default.aspx>. 21, 101, 102
- [80] Aniceto, Máisa Cardoso: *Estudo Comparativo entre Técnicas de Aprendizado de Máquina para Estimação de Risco de Crédito*. Tese de Doutorado, Universidade de Brasília, 2016. 22
- [81] Hill, R. Carter, William E. Griffiths e George G. Judge: *Econometria*. São Paulo, 2ª edição, 2006, ISBN 85-02-03904-0. 24, 25, 26, 31, 52, 61, 62, 63, 64, 66, 70, 71, 73, 103
- [82] Sartoris, Alexandre: *Estatística e introdução à econometria*. São Paulo, 2ª edição, 2013, ISBN 978-85-02-19748-0. 24, 25, 26, 31, 52, 61, 63, 64, 66, 70, 71, 73, 103
- [83] Hyndman, Rob J: *Rob J Hyndman*, 2019. <https://robjhyndman.com/>. 25, 31, 52, 61, 64, 66, 74, 103
- [84] Bueno, Rodrigo de Losso da Silveira: *Econometria de Séries Temporais*. São Paulo, 2ª edição, 2011, ISBN 978-85-221-1157-2. 25, 26, 61, 62, 63, 64, 66, 73, 74, 103
- [85] *Relatório de Economia Bancária*. Relatório Técnico, Banco Central do Brasil, Brasília-DF, 2018. <https://www.bcb.gov.br/publicacoes/relatorioeconomiabancaria>. 26
- [86] Bacen: *IF.data*. <https://www3.bcb.gov.br/ifdata/#!> 28

- [87] Silva, Antonio Carlos Magalhães da, Jaqueline Terra Moura Marins e Myrian Beatriz Eiras das Neves: *Loss Given Default: um estudo sobre perdas em operações prefixadas no mercado brasileiro*. [www.bcb.gov.br](http://www.bcb.gov.br), 2009. 28, 30, 61
- [88] Bradesco - *Relações com Investidores*. <https://www.bradescori.com.br/siteBradescoRI/Default.aspx>. 29, 30
- [89] Zaniboni, Natália Cordeiro: *A Inadimplência do Sistema Financeiro no Brasil Explicada Por Meio de Fatores Macroeconômicos*. Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo, 2013. 30, 60
- [90] Silva, Antonio Carlos Magalhães da, Arnildo Silva Correa, Jaqueline Terra Moura Marins e Myrian Beatriz Eiras Neves: *Correlação de default: uma investigação empírica de créditos de varejo no Brasil*. [www.bcb.gov.br](http://www.bcb.gov.br), 2010. 30, 60, 61
- [91] Mileris, Ričardas: *Macroeconomic Determinants Of Loan Portfolio Credit Risk In Banks*. *Engineering Economics*, 23(5), janeiro 2013, ISSN 1392-2785. 30, 60
- [92] Seade: *Pesquisa de Emprego e Desemprego (PED)*. <http://www.seade.gov.br/>. 35, 101
- [93] IBGE: *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNADC)*. <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/17270-pnad-continua.html?=&t=o-que-e>. 35, 101
- [94] Terra Moura Marins, Jaqueline e Myrian Beatriz Eiras das Neves: *Inadimplência de Crédito e Ciclo Econômico: um exame da relação no mercado brasileiro de crédito corporativo*. [www.bcb.gov.br](http://www.bcb.gov.br), 2013. 60
- [95] Schechtman, Ricardo e Tony Takeda: *Capital (and Earnings) Incentives for Loan Loss Provisions in Brazil: evidence from a crisis-buffering regulatory intervention*. [www.bcb.gov.br](http://www.bcb.gov.br), 2018. 60
- [96] Costa, Ana Carla Abrão: *Mercado de Crédito: uma Análise Econométrica dos Volumes de Crédito Total e Habitacional no Brasil*. [www.bcb.gov.br](http://www.bcb.gov.br), 2004. 60
- [97] Bader, Fani Lea Cymrot, Sérgio Mikio Koyama e Marcos Hiroyuki Tsuchida: *Modelo FAVAR Canônico para Previsão do Mercado de Crédito*. [www.bcb.gov.br](http://www.bcb.gov.br), 2014. 61
- [98] Canals-Cerdá, José J e Sougata Kerr: *Forecasting Credit Card Portfolio Losses in the Great Recession: A Study in Model Risk*. 2014. 61
- [99] Brockwell, Peter J. e Richard A. Davis: *Introduction to Time Series and Forecasting*. Springer International Publishing, 3ª edição, 2016, ISBN 978-3-319-29854-2. 62, 66, 74, 103
- [100] EViews: *EViews Tutorials*. <http://www.eviews.com/Learning/index.html>. 66, 74
- [101] IHS Markit: *Eviews*, 2019. <https://www.eviews.com/Learning/index.html>. 66

# Apêndice A

## Descrição das Variáveis

A lista abaixo contém os conceitos das principais variáveis coletadas na pesquisa, com informações sobre a abreviação do nome, fonte e unidade de medida.

### A.1 Dados do BB e do Bradesco

PERDASBB é informação do BB, em milhões de R\$, que representa a baixa para prejuízo de operações da carteira de crédito que migraram para perdas, após transcorridos 180 dias de permanência em risco H, de acordo com as regras da Resolução CMN 2.682/1999 [9]. PERDASBRADESCO é o mesmo conceito anterior, porém os dados foram obtidos do Bradesco.

PERDASBB12M é uma variável calculada como a relação percentual entre PERDASBB e MEDIACARTBB12M, considerando a média em milhões de R\$ da carteira de crédito classificada BB no prazo de 12 meses.

PERDASBB3M é uma variável calculada como a relação percentual entre PERDASBB e MEDIACARTBB3M, considerando a média em milhões de R\$ da carteira de crédito classificada BB no prazo de 3 meses.

PROVREQBB é a provisão requerida do BB, em milhões de R\$, conforme regras de Provisão para Créditos de Liquidação Duvidosa (PCLD) estabelecidas na Resolução CMN 2.682/1999 [9].

A provisão complementar (PROVCOMPBB) refere-se aos percentuais mínimos requeridos pela Resolução CMN nº 2.682/1999, constituída a partir da escala interna de classificação de risco de crédito. O valor total corresponde à provisão dos níveis intermediários estabelecidos pela Administração do BB, mais a provisão requerida (PROVREQBB).

PROVBB12M é uma variável calculada como a relação percentual entre PROVREQBB e MEDIACARTBB12M, considerando a média em milhões de R\$ da carteira de crédito classificada BB no prazo de 12 meses.

PROVBB3M é uma variável calculada como a relação percentual entre PROVREQBB e MEDIACARTBB3M, considerando a média em milhões de R\$ da carteira de crédito classificada BB no prazo de 3 meses.

DESPPCLD12m são as despesas de PCLD do BB, em milhões de R\$, no prazo de 12 meses.

DESPPCLDTrim são as despesas de PCLD do BB, em milhões de R\$, no trimestre.

MEDIACARTBB12M é a média, em milhões de R\$, da carteira classificada no risco de crédito BB, no prazo de 12 meses.

MEDIACARTBB3M é a média, em milhões de R\$, da carteira classificada no risco de crédito BB, no prazo de 3 meses.

PCLDCARTBB12M são as despesas de PCLD, em termos percentuais, sobre a carteira de crédito do BB, considerando um prazo de 12 meses.

PCLDCARTBB3M são as despesas de PCLD, em termos percentuais, sobre a carteira de crédito do BB, considerando um prazo de 3 meses.

## **A.2 Indicadores Macroeconômicos do Brasil**

### **A.2.1 PIB, Hiato do Produto e Ciclos Econômicos**

VALORPIB é informação do IBGE dos valores correntes, em milhões de R\$, do PIB do Brasil.

PIBMOVTRIM é informação do IBGE sobre o número índice de base móvel trimestral do PIB do Brasil, tendo como referência o ano de 1995.

PIBENCADTRIM é informação do IBGE sobre a série encadeada do índice de volume trimestral do PIB do Brasil, tendo como referência o ano de 1995.

PIBTAXTRIM é a variação percentual do índice de volume do PIB brasileiro, em relação ao mesmo trimestre do ano anterior.

PIBTAX4TRIM é a variação percentual do índice de volume do PIB brasileiro, acumulado nos últimos 4 trimestres, em relação ao mesmo período do ano anterior.

PIBTAXACUMANO é a variação percentual do índice de volume do PIB brasileiro, com taxa acumulada ao longo do ano, em relação ao mesmo período do ano anterior.

PIBTAXACUM2TRIM é a variação percentual do índice de volume do PIB brasileiro, com taxa acumulada em 2 trimestres, em relação ao mesmo período do ano anterior.

PIBENCADTRIMSAZ é informação do IBGE sobre a série encadeada do índice de volume trimestral do PIB do Brasil, com ajuste sazonal e tendo como referência o ano de 1995.

PIBTAXTRIMSAZ é a variação percentual do índice de volume do PIB brasileiro, com ajuste sazonal, em relação ao mesmo trimestre do ano anterior.

PIBTRIMPM é o número índice do PIB trimestral a preços de mercado, calculado pelo IBGE e também divulgado pelo Bacen.

PIB12MUS é o valor em milhões de dólares para 12 meses, PIBMENSAL é o valor em milhões de reais no mês, PIBMENSALUS é o valor em milhões de dólares no mês, PIBANORS é o valor em milhões de reais no ano, PIBANOUS é o valor em milhões de dólares no ano, PIBAC12MRS é o valor em milhões de reais acumulado em 12 meses, IBCBR é o índice Banco Central de atividade econômica, IBCBRSAZONAL é o índice Banco Central de atividade econômica com ajuste sazonal, INDPIBPM é o índice a preços de mercado (base móvel com média do ano anterior = 100) e referência do ano de 2010, e VLRPIBPM é o valor em milhões de reais do PIB a preços de mercado, com base no ano de 2010.

O Ipea divulga outros índices do PIB brasileiro, como o PIBPMDESSAZ que é índice a preços de mercado, encadeado e dessazonalizado (média 1995 = 100 e referência 2010), e o PIBPMREAL como a variação real a preços de mercado no trimestre, ano de referência 2010.

A FGV apura as seguintes variáveis para cálculo do hiato do produto da economia brasileira (HIATOPRODUTO), que é a diferença percentual entre o PIB efetivo com ajuste sazonal (PIBEFETIVOSAZ) e a capacidade instalada ou produto potencial (PRODUTO-POTENCIAL).

CICLOECON é uma variável dummy criada com base na datação dos ciclos econômicos da FGV/CODACE, onde 0 representa recessão e 1 expansão da economia brasileira.

### **A.2.2 Crédito no SFN**

CREDITOSALDO é o saldo em milhões de reais das operações de crédito no SFN, enquanto que a variável CREDITODIRECIONADOPJ são as concessões de operações de crédito com recursos direcionados para o segmento de pessoa jurídica.

INADSFN é informação do Bacen sobre o percentual de inadimplência no SFN de operações de crédito com atraso acima de 90 dias.

OPERINADSFN é informação do Bacen sobre o valor em milhões de R\$ de operações de crédito inadimplentes no SFN, com prazo superior a 90 dias.

CARTCREDSFN é informação do Bacen, em milhões de R\$, sobre o valor da carteira de crédito contratada no SFN.

PROVSFN é informação do Bacen sobre o percentual de provisões do SFN para créditos de liquidação duvidosa (Resolução CMN 2.682/1999 [9]).

CONCCREDSFN é o valor em milhões de R\$ das concessões de crédito no SFN.

Sobre a inadimplência no mercado de crédito, a variável CHEQSEMFUNDO é o percentual de cheques sem fundos calculado pela Serasa, e SPC é o número de consultas ao Serviço de Proteção ao Crédito (SPC), apurado no Boletim de Economia Gastão Vidigal da Associação Comercial de São Paulo (ACSP/IEGV), e divulgado pelo Ipea [79].

### **A.2.3 Inflação**

Para os indicadores de inflação no Brasil, o IBGE possui diversas formas de apuração da variação percentual mensal: índice nacional de preços ao consumidor (INPC), índice geral de preços do mercado (IGPM), índice geral de preços disponibilidade interna (IGPDI), índice de preços ao consumidor Brasil (IPCB<sub>r</sub>), índice de custo de vida (ICV), índice de preços ao consumidor amplo (IPCA) e índice de preços ao consumidor (IPCM).

### **A.2.4 Comércio Varejista**

Sobre o comércio varejista no Brasil, as variáveis do IBGE VENDREAISVAREJO e VENDNOMVAREJO são os índices de vendas reais e nominais, respectivamente, no varejo com base na média do ano de 2014 equivalente a 100. VENDREAISAMPLIADO é o índice de vendas reais no varejo ampliado (média 2014 = 100), enquanto VENDREAISAMPLIADODESSAZ é o índice dessazonalizado. INDVENDNOMAMPLIADO é o índice de vendas nominais no varejo ampliado (média 2014 = 100) e a variável INDVENDREAISDESSAZ é o índice de vendas reais dessazonalizado.

VENDNOMINAIS é a variação percentual nominal do índice nacional de vendas (% a.m.) apurada pela Associação Brasileira de Supermercados (Abras) e VENDREAIS é o mesmo indicador porém variação real ao mês.

### **A.2.5 Emprego e Desemprego**

EMPREGO é o índice de emprego no Brasil.

Outros dados do mercado de trabalho no Brasil são divulgados pelo MTE, como por exemplo: PESSOALEMPREGINDUSTRIA é índice de pessoal empregado na indústria, EMPREGADMIS é o número de empregados admitidos, EMPREGDEMIS são as pessoas demitidas e EMPREGSALDO é o saldo ou a diferença entre o número de admissões e demissões de pessoas.

DESOCUPACAO é o percentual de pessoas desocupadas em relação às pessoas na força de trabalho do Brasil, calculado pelo IBGE por meio da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNADC) [93].

DESEMPABERTO é a taxa de desemprego pesquisada pelo Seade [92] para a região de São Paulo e não inclui o desemprego oculto (trabalho precário e desemprego por

desalento), sendo divulgada também pelo Ipea [79]. DESEMPOCULTO compreende trabalho precário e desemprego por desalento. DESEMPOCULTOPRECARIO não inclui desemprego por desalento nem desemprego aberto.

### **A.2.6 Faturamento da Indústria**

FATURAMINDUSTRIA é o índice de faturamento real da indústria, calculado pela CNI tendo como referência a média no ano de 2006 equivalente a 100, enquanto a variável FATURAMINDUSTRIADESSAZ é o índice dessazonalizado ou com ajuste sazonal. Esses índices estão disponíveis no Ipea [79].

### **A.2.7 Taxa de Juros**

A variável SELIC é a taxa de juros mensal (Overnight/Selic % a.m.), apurada pelo Bacen no Boletim do Mercado Financeiro e de Capitais, e também divulgada pelo Ipea [79]. Essa taxa é a média dos juros que o Governo paga aos bancos que lhe emprestaram dinheiro e serve de referência para outras taxas de juros do país, sendo considerada a taxa básica de juros da economia.

# Apêndice B

## Métricas dos Modelos Estatísticos

Este apêndice apresenta, de maneira sucinta, a descrição e o objetivo dos principais testes, medidas e indicadores de desempenho para mensurar a qualidade de modelos preditivos de acordo com referências acadêmicas e melhores práticas de mercado, particularmente regressões lineares e séries temporais, conforme tabela 6.2 da seção 6.6.

Informações detalhadas sobre estas métricas e medidas estatísticas podem ser consultadas nas referências bibliográficas [81], [84], [82], [99] e [83].

### B.1 Acurácia

Erro quadrático médio (MSE), erro absoluto máximo (MAD), Erro absoluto percentual médio (MAPE): medem a diferença entre a taxa de “sucesso” observada e a probabilidade de “sucesso” estimada. Quanto mais próximo de 0, mais preditivo é o modelo.

Índice observado vs estimado: é uma medida do nível de proximidade entre a taxa de “sucesso” observada e a probabilidade de “sucesso” estimada. Quanto mais próximo de zero, mais preditivo é o modelo.

Correlações de Pearson, Kendall e Spearman: são utilizadas para verificar se as probabilidades de “sucesso” estimadas e observadas possuem relação positiva no valor ou se possuem ordenamento positivo, respectivamente.

A medida R<sup>2</sup> (R-quadrado) ou o coeficiente de determinação tem sua origem na análise de variância e consiste em definir uma medida da proporção da variação em Y (variável dependente) explicada por X (variáveis independentes) dentro do modelo de regressão. Quanto mais próximo de 1 estiver o R<sup>2</sup> maior será a capacidade de previsão do modelo sobre todas as observações amostrais. Contudo, é uma medida descritiva que por si mesma não mede a qualidade da regressão, não sendo recomendável seguir uma estratégia que vise apenas à maximização de R<sup>2</sup>.



## B.2 Normalidade dos resíduos

Teste de Jarque-Bera: é construído baseado nas diferenças entre os coeficientes de assimetria e curtose dos dados e àqueles da distribuição assumida Normal. A hipótese nula do teste é de que os dados seguem uma distribuição Normal.

Teste de Kolmogorov-Smirnov: a estatística do teste é a máxima distância entre a distribuição Normal e a distribuição empírica dos dados. A hipótese nula é de que os dados seguem uma distribuição Normal.

Teste de Shapiro-Wilk: tem como estatística a solução do vetor dos valores esperados das estatísticas de ordem da amostra e a matriz de covariância dessas estatísticas. A hipótese nula do teste é de que os dados provêm de uma distribuição Normal.

Teste Cramer-von Mises: a hipótese nula do teste é de que os dados seguem distribuição Normal.

Teste Anderson-Darling: a hipótese nula do teste é de que os dados seguem distribuição Normal. É mais utilizado quando o tamanho da amostra não é superior a 25.

## B.3 Autocorrelação dos resíduos

O teste de Durbin-Watson detecta a presença de autocorrelação de qualquer ordem, num modelo autoregressivo de ordem  $j$ . As hipóteses do teste são:  $H_0$  (não existe autocorrelação) e  $H_1$  (existe autocorrelação).

Teste de Multiplicadores de Lagrange de Godfrey (LM): verifica a existência de autocorrelação serial nos resíduos do modelo de regressão. Sob hipótese nula, a estatística LM segue distribuição qui-quadrado com  $q$  graus de liberdade.

## B.4 Heterocedasticidade dos resíduos

Teste de White: enquanto o teste de Breusch-Pagan detecta formas de heterocedasticidade lineares, o teste de White permite testar formas de heterocedasticidade não-lineares, pois verifica também se os coeficientes dos quadrados e do produto de covariáveis são nulos, através da estatística LM. A hipótese nula do teste é  $H_0$  (modelo é homocedástico).

O teste de heterocedasticidade de Breusch-Pagan verifica se a variância dos resíduos do modelo é constante. A hipótese nula do teste é  $H_0$  (modelo é homocedástico) e a estatística LM segue distribuição qui-quadrado com  $k$  graus de liberdade.

## B.5 Especificação do modelo e heterocedasticidade dos resíduos

Teste RESET de Ramsey verifica a existência de erro de especificação na forma funcional do modelo.

Teste Q de Portmanteau verifica a existência do efeito ARCH nos resíduos do modelo, tendo como hipóteses  $H_0$  (modelo é não-heterocedástico) e  $H_1$  (modelo é heterocedástico).

Teste ARCH de Engle consiste em verificar se o quadrado dos resíduos segue um modelo ARCH, ou seja, se são heterocedásticos. As hipóteses do teste são  $H_0$  (modelo é não-heterocedástico) e  $H_1$  (modelo é heterocedástico).

Teste ARCH de Lee e King, assim como o teste de Engle, objetiva detectar heterocedasticidade, a partir da estimação da regressão. As hipóteses do teste são  $H_0$  (modelo é não-heterocedástico) e  $H_1$  (modelo é heterocedástico).

Teste ARCH de Wong e Li minimiza o efeito de existência de outliers no teste de heterocedasticidade. As hipóteses do teste são definidas por  $H_0$  (modelo é não-heterocedástico) e  $H_1$  (modelo é heterocedástico).

## B.6 Cointegração e Estacionariedade dos resíduos

Os principais testes para estacionariedade de séries temporais são Randon Walk (RW), Dickey-Fuller Aumentado (ADF) e Phillips-Perron (PP). Todos esses testes verificam a existência de raízes no círculo unitário, sendo que a presença de raiz unitária indica não-estacionariedade e a ausência significa estacionariedade da série temporal.

O teste de Cointegração de Johansen tem início no vetor autoregressivo (VAR) de ordem  $p$  e verifica o número de relações de cointegração para ajuste no vetor de correção de erros do modelo. As estatísticas testam as hipóteses vetores de cointegrações.

# Apêndice C

## Testes dos Modelos Econométricos

Este apêndice contém outros gráficos e tabelas que deram suporte aos testes intermediários para chegar ao modelo final de perdas de crédito do BB em função dos ciclos econômicos no Brasil, conforme resultados descritos no capítulo 7. Tem também a descrição dos modelos finais para avaliação do desempenho das regressões testadas na carteira de crédito do BB e do Bradesco.

### C.1 Tabelas e Gráficos Complementares

Tabela C.1: Regressão Perdas e PIB Índice

Dependent Variable: PERDASBB

Method: Least Squares

Date: 06/27/19 Time: 15:38

Sample (adjusted): 3/01/2003 12/01/2018

Included observations: 64 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	337.7410	5655.558	0.059718	0.9526
IBCBSAZONAL	-450.1926	82.07791	-5.484942	0.0000
PIBENCADTRIMSAZ	416.8869	126.8129	3.287417	0.0017
PIBMOVTRIM	-16.43997	58.12440	-0.282841	0.7783
PIBTRIMPM	-8.472727	82.37762	-0.102852	0.9184
R-squared	0.753104	Mean dependent var		2759.975
Adjusted R-squared	0.736366	S.D. dependent var		2013.536
S.E. of regression	1033.857	Akaike info criterion		16.79488
Sum squared resid	63062740	Schwarz criterion		16.96355
Log likelihood	-532.4363	Hannan-Quinn criter.		16.86133
F-statistic	44.99183	Durbin-Watson stat		0.880789
Prob(F-statistic)	0.000000			

Tabela C.2: Regressão Perdas e PIB Variação

Dependent Variable: PERDASBB  
 Method: Least Squares  
 Date: 06/27/19 Time: 15:47  
 Sample: 3/01/2001 12/01/2018  
 Included observations: 72

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	3685.079	249.5422	14.76736	0.0000
PIBTAXTRIMSAZ	-224.4920	303.5306	-0.739602	0.4622
PIBTAXTRIM	-232.4132	449.1091	-0.517498	0.6065
PIBTAXACUMANO	-28.13328	247.1355	-0.113837	0.9097
PIBTAXACUM2TRIM	594.0572	590.7265	1.005638	0.3183
PIBTAX4TRIM	-768.3528	222.4397	-3.454207	0.0010

R-squared	0.435122	Mean dependent var	2511.262
Adjusted R-squared	0.392328	S.D. dependent var	2024.903
S.E. of regression	1578.479	Akaike info criterion	17.64597
Sum squared resid	1.64E+08	Schwarz criterion	17.83569
Log likelihood	-629.2548	Hannan-Quinn criter.	17.72150
F-statistic	10.16786	Durbin-Watson stat	0.302445
Prob(F-statistic)	0.000000		

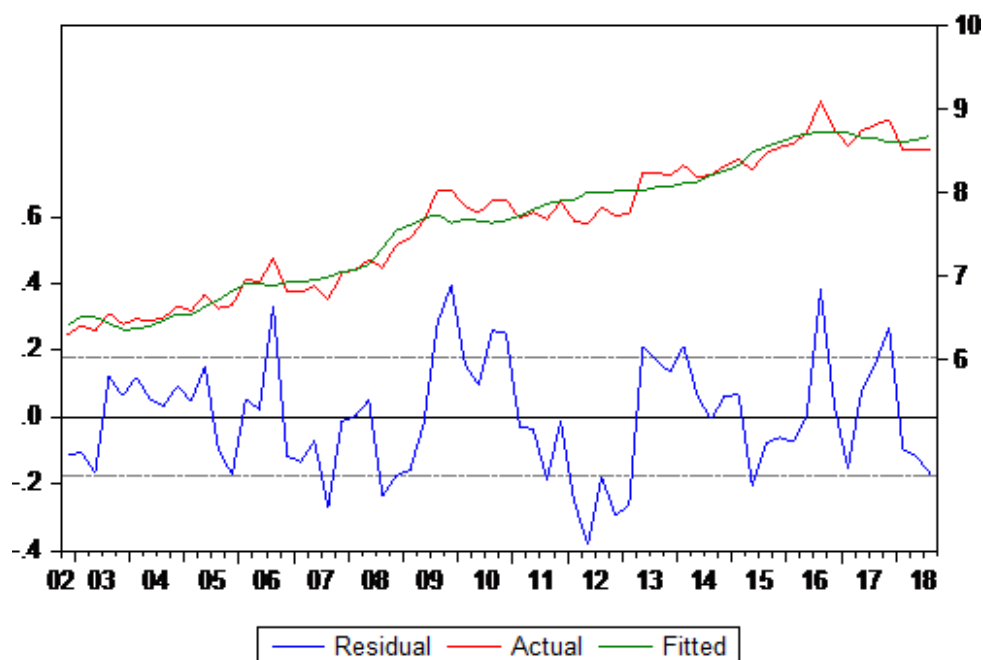


Figura C.1: Resíduos Regressão Perdas - Log das Variáveis

Tabela C.3: Regressão Perdas e PIB Valor

Dependent Variable: PERDASBB  
 Method: Least Squares  
 Date: 06/27/19 Time: 15:52  
 Sample (adjusted): 3/01/2001 9/01/2018  
 Included observations: 71 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-999.2011	196.1100	-5.095105	0.0000
PIB12MUS	-0.001265	0.000204	-6.187346	0.0000
PIBAC12MRS	7.37E-05	0.000862	0.085522	0.9321
VLRPIBPM	0.005394	0.003502	1.540236	0.1282
R-squared	0.899380	Mean dependent var		2476.657
Adjusted R-squared	0.894875	S.D. dependent var		2017.761
S.E. of regression	654.2187	Akaike info criterion		15.85945
Sum squared resid	28676139	Schwarz criterion		15.98692
Log likelihood	-559.0104	Hannan-Quinn criter.		15.91014
F-statistic	199.6244	Durbin-Watson stat		1.058210
Prob(F-statistic)	0.000000			

Tabela C.4: Regressão Perdas e Hiato do Produto

Dependent Variable: PERDASBB  
 Method: Least Squares  
 Date: 06/27/19 Time: 16:00  
 Sample: 3/01/2001 12/01/2018  
 Included observations: 72

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-7461.523	1045.877	-7.134224	0.0000
PRODUTOPOTENCIAL	1143.627	363.2129	3.148642	0.0024
PIBEFETIVOSAZ	-1071.772	368.4759	-2.908664	0.0049
HIATOPRODUTO	119615.0	54063.65	2.212484	0.0303
R-squared	0.835285	Mean dependent var		2511.262
Adjusted R-squared	0.828018	S.D. dependent var		2024.903
S.E. of regression	839.7413	Akaike info criterion		16.35802
Sum squared resid	47951255	Schwarz criterion		16.48450
Log likelihood	-584.8886	Hannan-Quinn criter.		16.40837
F-statistic	114.9448	Durbin-Watson stat		0.646835
Prob(F-statistic)	0.000000			

Tabela C.5: Regressão Perdas e Crédito/Provisão/Desemprego

Dependent Variable: PERDASBB

Method: Least Squares

Date: 06/28/19 Time: 09:06

Sample: 3/01/2001 12/01/2018

Included observations: 72

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-4410.017	851.6516	-5.178194	0.0000
CREDITOSALDO	0.001793	0.000106	16.98617	0.0000
PROVSFN	398.5649	181.8978	2.191148	0.0319
DESEMPABERTO	139.2556	61.22535	2.274476	0.0261
R-squared	0.891255	Mean dependent var		2511.262
Adjusted R-squared	0.886457	S.D. dependent var		2024.903
S.E. of regression	682.3141	Akaike info criterion		15.94281
Sum squared resid	31657572	Schwarz criterion		16.06929
Log likelihood	-569.9412	Hannan-Quinn criter.		15.99316
F-statistic	185.7713	Durbin-Watson stat		1.166679
Prob(F-statistic)	0.000000			

Tabela C.6: VIF Crédito/Provisão/Desemprego

Variance Inflation Factors

Date: 06/28/19 Time: 09:13

Sample: 3/01/2001 12/01/2018

Included observations: 72

Variable	Coefficient Variance	Uncentered VIF	Centered VIF
C	725310.5	112.1729	NA
CREDITOSALDO	1.11E-08	6.710144	2.014106
PROVSFN	33086.79	197.8836	3.206429
DESEMPABERTO	3748.543	70.04428	2.511414

Tabela C.7: Regressão Perdas - Stepwise Forwards

Dependent Variable: PERDASBB  
 Method: Stepwise Regression  
 Date: 06/28/19 Time: 09:55  
 Sample (adjusted): 12/01/2002 9/01/2018  
 Included observations: 64 after adjustments  
 No always included regressors  
 Number of search regressors: 45  
 Selection method: Stepwise forwards  
 Stopping criterion: p-value forwards/backwards = 0.05/0.05  
 Note: final equation sample is larger than stepwise sample (rejected regressors contain missing values)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.*
IBCBR	77.70916	12.60280	6.166026	0.0000
EMPREGO	-55.54778	15.64878	-3.549656	0.0008
PIBMENSAL	0.018000	0.002188	8.227540	0.0000
FATURAMINDUSTRIADESSAZ	-99.82152	21.04961	-4.742202	0.0000
FATURAMINDUSTRIA	52.91093	18.35839	2.882112	0.0055
R-squared	0.931151	Mean dependent var		2689.910
Adjusted R-squared	0.926483	S.D. dependent var		2013.496
S.E. of regression	545.9394	Akaike info criterion		15.51780
Sum squared resid	17584942	Schwarz criterion		15.68646
Log likelihood	-491.5695	Hannan-Quinn criter.		15.58424
Durbin-Watson stat	1.496407			

\*Note: p-values and subsequent tests do not account for stepwise selection.

Tabela C.8: Regressão Perdas - Stepwise Backwards

Dependent Variable: PERDASBB  
 Included observations: 63 after adjustments  
 No always included regressors  
 Number of search regressors: 44  
 Selection method: Stepwise backwards  
 Stopping criterion: p-value forwards/backwards = 0.05/0.05  
 Note: final equation sample is larger than stepwise sample (rejected regressors contain missing values)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.*
CREDITOSALDO	0.003321	0.000737	4.508088	0.0000
C	9400.478	6834.216	1.375502	0.1751
INDPIBPM	-20.40855	47.59184	-0.428825	0.6699
INPC	-792.8893	298.7337	-2.654167	0.0106
IBCBR	47.28981	36.11671	1.309361	0.1964
PIBPMREAL	149.6230	118.4316	1.263370	0.2123
EMPREGO	-39.12721	76.70177	-0.510121	0.6122
PIBTAXACUM2TRIM	-19.68761	100.6672	-0.195571	0.8457
VENDNOMVAREJO	11.68005	15.11608	0.772691	0.4433
PIBENCADTRIMSAZ	-94.95064	108.1398	-0.878036	0.3841
IGPDI	200.8133	180.9296	1.109897	0.2724
CHEQSEMFUNDO	31.45575	50.64012	0.621163	0.5373
PIBENCADTRIM	15.36477	45.04803	0.341075	0.7345
R-squared	0.915766	Mean dependent var		2652.895
Adjusted R-squared	0.895549	S.D. dependent var		2007.600
S.E. of regression	648.8329	Akaike info criterion		15.96981
Sum squared resid	21049204	Schwarz criterion		16.41205
Log likelihood	-490.0491	Hannan-Quinn criter.		16.14375
F-statistic	45.29844	Durbin-Watson stat		1.294974
Prob(F-statistic)	0.000000			

\*Note: p-values and subsequent tests do not account for stepwise selection.

Tabela C.9: Regressão Perdas - Log das Variáveis

Dependent Variable: LOG(PERDASBB)  
Method: Least Squares  
Date: 03/10/19 Time: 22:59  
Sample (adjusted): 12/01/2002 9/01/2018  
Included observations: 64 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-10.84334	0.790000	-13.72574	0.0000
LOG(CREDITOSALDO)	1.363078	0.092945	14.66543	0.0000
LOG(PROVSFN)	1.148196	0.230992	4.970708	0.0000
LOG(VENDREAISAMPLIADODESSA...	-0.674976	0.298439	-2.261684	0.0274
R-squared	0.953412	Mean dependent var		7.634462
Adjusted R-squared	0.951083	S.D. dependent var		0.798446
S.E. of regression	0.176594	Akaike info criterion		-0.569462
Sum squared resid	1.871133	Schwarz criterion		-0.434532
Log likelihood	22.22279	Hannan-Quinn criter.		-0.516306
F-statistic	409.2962	Durbin-Watson stat		1.105349
Prob(F-statistic)	0.000000			

Tabela C.10: Regressão Perdas e Variáveis Seleccionadas

Dependent Variable: PERDASBB  
Method: Least Squares  
Date: 06/28/19 Time: 08:33  
Sample: 3/01/2001 12/01/2018  
Included observations: 72

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-3308.199	1402.325	-2.359081	0.0213
CREDITOSALDO	0.001846	0.000286	6.462148	0.0000
PROVSFN	328.0394	213.6306	1.535545	0.1294
DESEMPABERTO	85.61110	94.92250	0.901905	0.3704
PIB12MUS	-0.000150	0.000408	-0.368564	0.7136
HIATOPRODUTO	-5835.342	7364.941	-0.792314	0.4310
R-squared	0.892922	Mean dependent var		2511.262
Adjusted R-squared	0.884810	S.D. dependent var		2024.903
S.E. of regression	687.2437	Akaike info criterion		15.98291
Sum squared resid	31172057	Schwarz criterion		16.17263
Log likelihood	-569.3848	Hannan-Quinn criter.		16.05844
F-statistic	110.0751	Durbin-Watson stat		1.092587
Prob(F-statistic)	0.000000			



Tabela C.11: Regressão Perdas e Variáveis Seleccionadas

Dependent Variable: PERDASBB  
 Method: Least Squares  
 Date: 06/28/19 Time: 08:51  
 Sample (adjusted): 3/01/2003 12/01/2018  
 Included observations: 64 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-3061.792	1659.691	-1.844797	0.0701
CREDITOSALDO	0.002144	0.000325	6.589297	0.0000
PROVSFN	503.6313	204.5977	2.461569	0.0168
DESEMPABERTO	45.11664	101.5648	0.444216	0.6585
VENDREAISAMPLIADODESSAZ	-20.45448	17.69458	-1.155975	0.2524

R-squared	0.881787	Mean dependent var	2759.975
Adjusted R-squared	0.873772	S.D. dependent var	2013.536
S.E. of regression	715.3795	Akaike info criterion	16.05841
Sum squared resid	30194304	Schwarz criterion	16.22707
Log likelihood	-508.8691	Hannan-Quinn criter.	16.12485
F-statistic	110.0246	Durbin-Watson stat	1.099614
Prob(F-statistic)	0.000000		

Tabela C.12: Regressão Log Perdas - Correlograma

Date: 03/29/19 Time: 18:24  
 Sample: 3/01/2001 12/01/2018  
 Included observations: 64

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.436	0.436	12.751	0.000
		2	0.127	-0.077	13.857	0.001
		3	0.006	-0.025	13.859	0.003
		4	-0.085	-0.085	14.373	0.006
		5	-0.097	-0.026	15.039	0.010
		6	-0.182	-0.153	17.447	0.008
		7	-0.259	-0.154	22.400	0.002
		8	-0.455	-0.375	38.007	0.000
		9	-0.362	-0.091	48.053	0.000
		10	-0.184	-0.077	50.698	0.000
		11	-0.059	-0.056	50.973	0.000
		12	0.099	0.031	51.775	0.000

Tabela C.13: Regressão Log Perdas - Heterocedasticidade

Heteroskedasticity Test: White				
F-statistic	2.759362	Prob. F(3,60)		0.0499
Obs*R-squared	7.759407	Prob. Chi-Square(3)		0.0513
Scaled explained SS	5.452725	Prob. Chi-Square(3)		0.1415
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 03/29/19 Time: 18:40				
Sample: 12/01/2002 9/01/2018				
Included observations: 64				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.130437	0.081550	-1.599461	0.1150
LOG(CREDITOSALDO)^2	-0.001145	0.000642	-1.782945	0.0797
LOG(PROVSFN)^2	0.020690	0.013016	1.589593	0.1172
LOG(VENDREAISAMPLIADODESSAZ)^2	0.017184	0.006826	2.517580	0.0145
R-squared	0.121241	Mean dependent var		0.029236
Adjusted R-squared	0.077303	S.D. dependent var		0.037263
S.E. of regression	0.035794	Akaike info criterion		-3.761612
Sum squared resid	0.076873	Schwarz criterion		-3.626682
Log likelihood	124.3716	Hannan-Quinn criter.		-3.708456
F-statistic	2.759362	Durbin-Watson stat		2.164027
Prob(F-statistic)	0.049924			

Tabela C.14: Regressão Log das Perdas com AR(3)

Dependent Variable: LOG(PERDASBB)					
Method: Least Squares					
Date: 03/31/19 Time: 11:50					
Sample (adjusted): 9/01/2003 9/01/2018					
Included observations: 61 after adjustments					
Convergence achieved after 12 iterations					
Variable	Coefficient		Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-10.54600		1.115528	-9.453823	0.0000
LOG(CREDITOSALDO)	1.326393		0.127492	10.40374	0.0000
LOG(PROVSFN)	1.179071		0.332294	3.548277	0.0008
LOG(VENDREISAMPLIADODESSAZ)	-0.634303		0.395924	-1.602083	0.1150
AR(1)	0.463514		0.136004	3.408091	0.0012
AR(2)	-0.073173		0.149834	-0.488358	0.6273
AR(3)	-0.017636		0.136004	-0.129671	0.8973
R-squared	0.958325	Mean dependent var			7.697166
Adjusted R-squared	0.953694	S.D. dependent var			0.764213
S.E. of regression	0.164450	Akaike info criterion			-0.664804
Sum squared resid	1.460363	Schwarz criterion			-0.422572
Log likelihood	27.27651	Hannan-Quinn criter.			-0.569871
F-statistic	206.9545	Durbin-Watson stat			1.941817
Prob(F-statistic)	0.000000				
Inverted AR Roots	.29-.24i	.29+.24i			-.12

Tabela C.15: Regressão Log das Perdas com MA(3)

Dependent Variable: LOG(PERDASBB)					
Method: Least Squares					
Date: 03/31/19 Time: 12:13					
Sample (adjusted): 12/01/2002 9/01/2018					
Included observations: 64 after adjustments					
Convergence achieved after 13 iterations					
MA Backcast: 3/01/2002 9/01/2002					
Variable	Coefficient		Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-10.35551		1.219088	-8.494471	0.0000
LOG(CREDITOSALDO)	1.301082		0.136779	9.512266	0.0000
LOG(PROVSFN)	1.017940		0.332645	3.060137	0.0034
LOG(VENDREAISAMPLIADODESSAZ)	-0.531160		0.415156	-1.279423	0.2059
MA(1)	0.535254		0.130199	4.111036	0.0001
MA(2)	0.185217		0.147169	1.258531	0.2133
MA(3)	0.205020		0.135074	1.517827	0.1346
R-squared	0.963487	Mean dependent var			7.634462
Adjusted R-squared	0.959643	S.D. dependent var			0.798446
S.E. of regression	0.160399	Akaike info criterion			-0.719383
Sum squared resid	1.466491	Schwarz criterion			-0.483255
Log likelihood	30.02027	Hannan-Quinn criter.			-0.626361
F-statistic	250.6811	Durbin-Watson stat			2.040720
Prob(F-statistic)	0.000000				
Inverted MA Roots	.08-.54i	.08+.54i			-.69

Tabela C.16: Regressão Log das Perdas com ARMA(3,3)

Dependent Variable: LOG(PERDASBB)  
Method: Least Squares  
Date: 03/31/19 Time: 12:24  
Sample (adjusted): 9/01/2003 9/01/2018  
Included observations: 61 after adjustments  
Convergence achieved after 107 iterations  
MA Backcast: 12/01/2002 6/01/2003

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-11.15039	1.112962	-10.01866	0.0000
LOG(CREDITOSALDO)	1.272384	0.123974	10.26328	0.0000
LOG(PROVSFN)	1.392386	0.318603	4.370282	0.0001
LOG(VENDREISAMPLIADODESSAZ)	-0.406679	0.383453	-1.060571	0.2939
AR(1)	-0.215254	0.744016	-0.289314	0.7735
AR(2)	0.055386	0.471193	0.117544	0.9069
AR(3)	-0.274974	0.323454	-0.850119	0.3992
MA(1)	0.749055	0.741999	1.009509	0.3175
MA(2)	0.167845	0.799974	0.209813	0.8346
MA(3)	0.368052	0.339776	1.083219	0.2838
R-squared	0.960928	Mean dependent var		7.697166
Adjusted R-squared	0.954033	S.D. dependent var		0.764213
S.E. of regression	0.163846	Akaike info criterion		-0.630961
Sum squared resid	1.369118	Schwarz criterion		-0.284916
Log likelihood	29.24431	Hannan-Quinn criter.		-0.495343
F-statistic	139.3665	Durbin-Watson stat		1.962363
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.27-.54i	.27+.54i		-.76
Inverted MA Roots	.11+.61i	.11-.61i		-.97

Tabela C.17: Regressão com Variáveis Diferenciadas

Dependent Variable: DLOG(PERDASBB)  
Method: Least Squares  
Date: 03/15/19 Time: 19:09  
Sample (adjusted): 6/01/2003 9/01/2018  
Included observations: 62 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.071058	0.106105	0.669691	0.5058
DLOG(CREDITOSALDO)	0.062236	1.370544	0.045409	0.9639
DLOG(PROVSFN)	0.068325	0.560131	0.121981	0.9033
D(VENDREISAMPLIADODESSAZ(-1))	-0.008301	0.007769	-1.068499	0.2898
@TREND	-0.000834	0.001715	-0.486076	0.6288
R-squared	0.026587	Mean dependent var		0.033773
Adjusted R-squared	-0.041722	S.D. dependent var		0.178571
S.E. of regression	0.182258	Akaike info criterion		-0.489577
Sum squared resid	1.893430	Schwarz criterion		-0.318034
Log likelihood	20.17688	Hannan-Quinn criter.		-0.422225
F-statistic	0.389220	Durbin-Watson stat		2.468058
Prob(F-statistic)	0.815489			

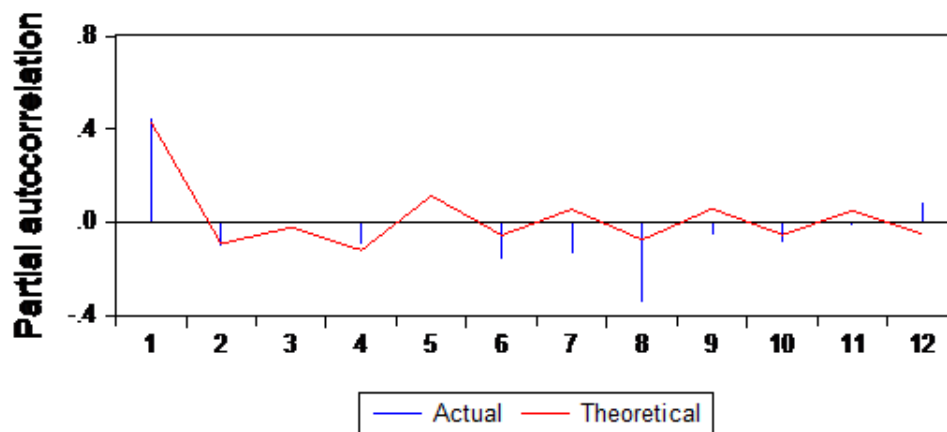
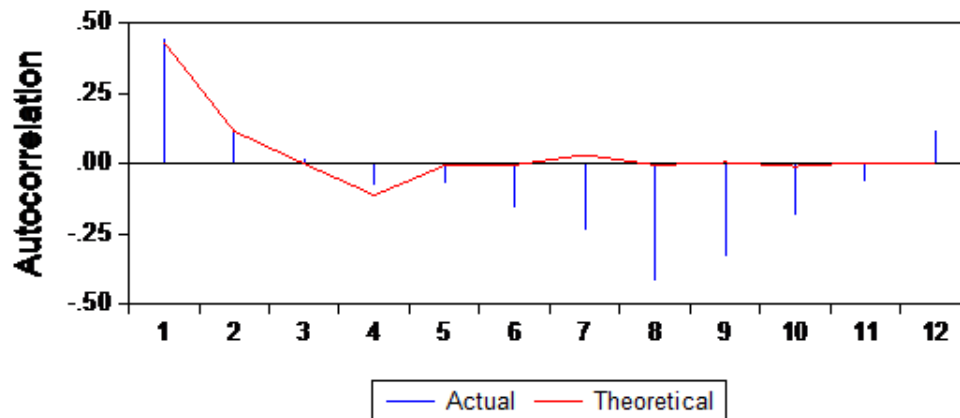


Figura C.2: Correlograma do Modelo de Perdas com ARMA(3,3)

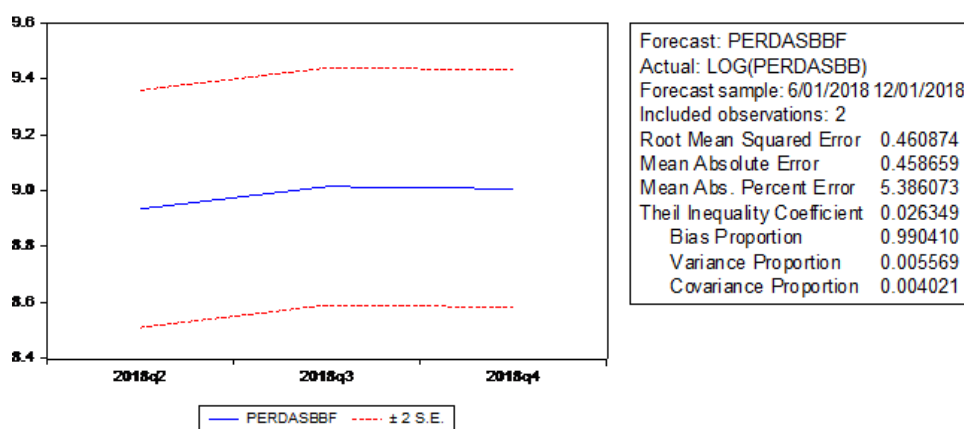


Figura C.3: Previsão das Perdas - Amostra Teste

Tabela C.18: Teste White - Homocedasticidade dos Resíduos  
Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	0.777596	Prob. F(3,66)	0.5107	
Obs*R-squared	2.389703	Prob. Chi-Square(3)	0.4956	
Scaled explained SS	2.015448	Prob. Chi-Square(3)	0.5692	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 03/22/19 Time: 10:16				
Sample: 6/01/2001 9/01/2018				
Included observations: 70				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.049779	0.116117	-0.428699	0.6695
LOG(CREDITOSALDO)^2	0.000143	0.000406	0.352622	0.7255
LOG(PROVSFN)^2	0.014176	0.014308	0.990769	0.3254
PERDASBB(-1)^2	1.69E-10	4.97E-10	0.340396	0.7346
R-squared	0.034139	Mean dependent var	0.027078	
Adjusted R-squared	-0.009764	S.D. dependent var	0.037568	
S.E. of regression	0.037751	Akaike info criterion	-3.660164	
Sum squared resid	0.094059	Schwarz criterion	-3.531678	
Log likelihood	132.1057	Hannan-Quinn criter.	-3.609128	
F-statistic	0.777596	Durbin-Watson stat	1.825720	
Prob(F-statistic)	0.510662			

Tabela C.19: Regressão das Perdas com Tendência e Sazonalidade

Dependent Variable: LOG(PERDASBB)				
Method: Least Squares				
Date: 03/22/19 Time: 11:31				
Sample (adjusted): 3/01/2001 9/01/2018				
Included observations: 71 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.047408	0.065224	92.71709	0.0000
@TREND	0.040834	0.001230	33.19043	0.0000
@MONTH=6	0.011567	0.070785	0.163412	0.8707
@MONTH=9	0.045246	0.070817	0.638919	0.5251
@MONTH=12	0.022801	0.071818	0.317483	0.7519
R-squared	0.943631	Mean dependent var	7.496447	
Adjusted R-squared	0.940215	S.D. dependent var	0.868359	
S.E. of regression	0.212323	Akaike info criterion	-0.193599	
Sum squared resid	2.975340	Schwarz criterion	-0.034256	
Log likelihood	11.87277	Hannan-Quinn criter.	-0.130233	
F-statistic	276.2142	Durbin-Watson stat	0.901894	
Prob(F-statistic)	0.000000			

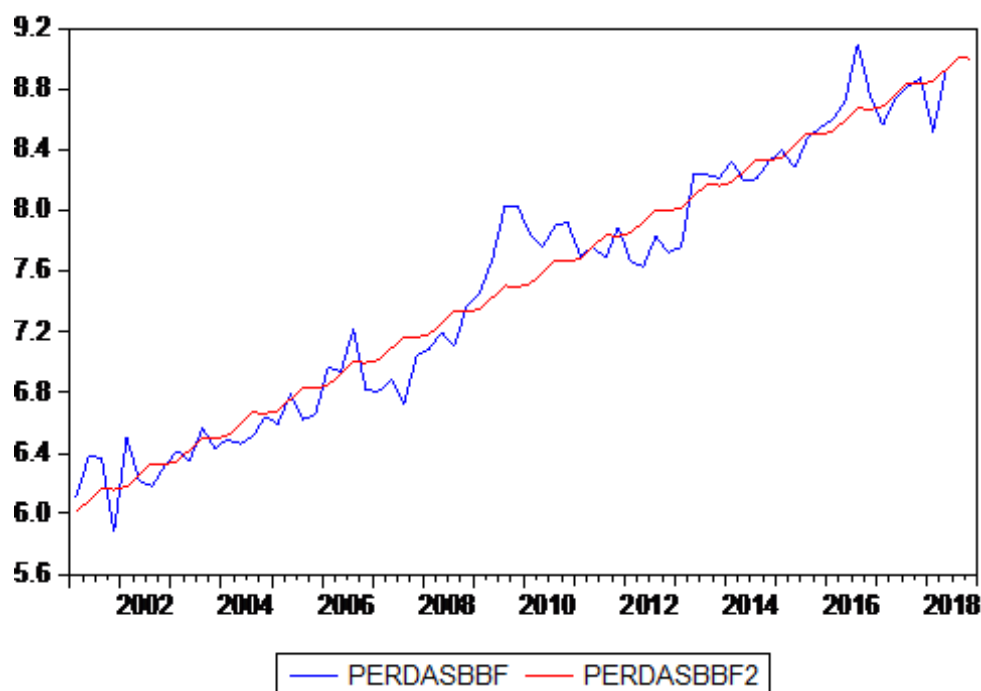


Figura C.4: Precisão das Perdas - Amostra Total

Tabela C.20: Regressão das Perdas com Amostra de Estimativa

Dependent Variable: LOG(PERDASBB)  
Method: Least Squares  
Date: 03/22/19 Time: 17:14  
Sample: 3/01/2001 12/01/2017  
Included observations: 68

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.016774	0.062126	96.84719	0.0000
@TREND	0.042347	0.001228	34.48751	0.0000
@MONTH=6	0.013152	0.068067	0.193223	0.8474
@MONTH=9	0.050333	0.068100	0.739102	0.4626
@MONTH=12	0.000481	0.068156	0.007053	0.9944
R-squared	0.949908	Mean dependent var		7.451376
Adjusted R-squared	0.946728	S.D. dependent var		0.859660
S.E. of regression	0.198416	Akaike info criterion		-0.326216
Sum squared resid	2.480242	Schwarz criterion		-0.163017
Log likelihood	16.09133	Hannan-Quinn criter.		-0.261551
F-statistic	298.6734	Durbin-Watson stat		1.014473
Prob(F-statistic)	0.000000			



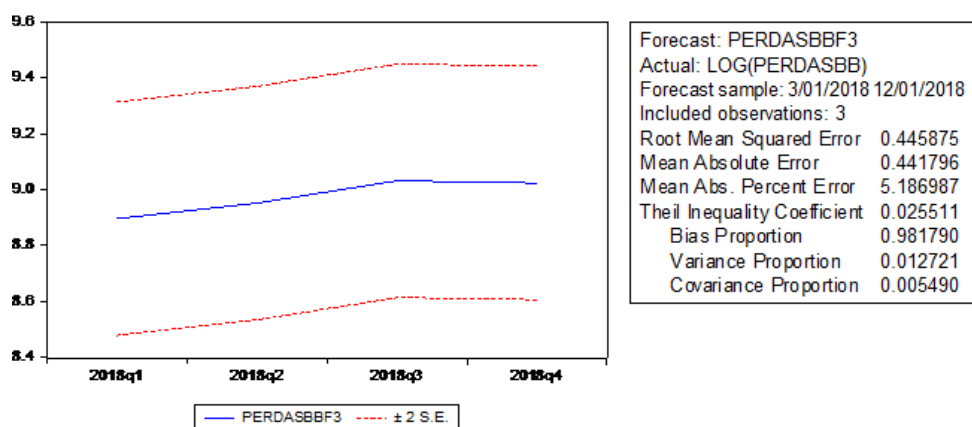


Figura C.5: Previsão das Perdas - Avaliação

Tabela C.21: Regressão das Perdas com Amostra de Estimativa

Dependent Variable: LOG(PERDASBB)  
Method: Least Squares  
Date: 03/22/19 Time: 18:23  
Sample (adjusted): 12/01/2002 12/01/2017  
Included observations: 61 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-11.17910	0.834060	-13.40324	0.0000
LOG(CREDITOSALDO)	1.388425	0.095641	14.51703	0.0000
LOG(PROVSFN)	1.209036	0.237290	5.095183	0.0000
LOG(VENDREISAMPLIADODESSAZ)	-0.704044	0.302012	-2.331180	0.0233

R-squared	0.952007	Mean dependent var	7.591007
Adjusted R-squared	0.949481	S.D. dependent var	0.792738
S.E. of regression	0.178180	Akaike info criterion	-0.548724
Sum squared resid	1.809636	Schwarz criterion	-0.410306
Log likelihood	20.73607	Hannan-Quinn criter.	-0.494476
F-statistic	376.8888	Durbin-Watson stat	1.077046
Prob(F-statistic)	0.000000		

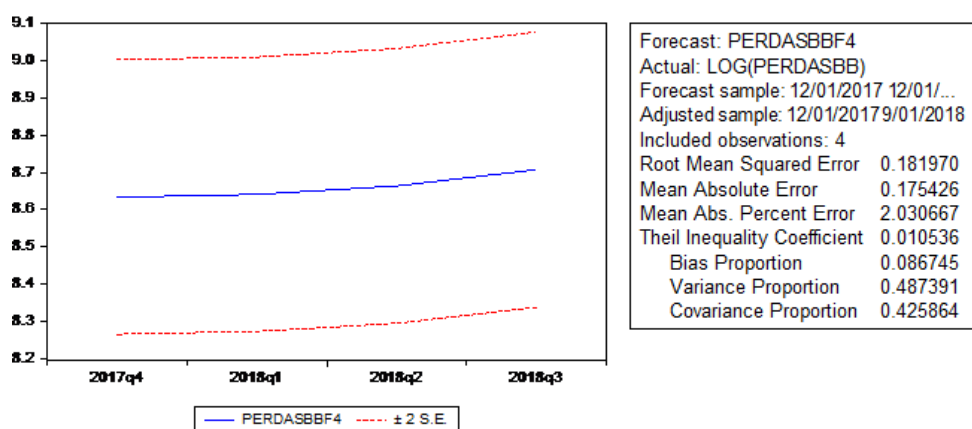


Figura C.6: Previsão das Perdas - Avaliação

Tabela C.22: Regressão das Perdas com Variável Defasada

Dependent Variable: PERDASBB  
 Method: Least Squares  
 Date: 03/23/19 Time: 17:19  
 Sample (adjusted): 9/01/2001 12/01/2017  
 Included observations: 66 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-299.2590	204.4522	-1.463711	0.1486
PERDASBB(-1)	0.702520	0.130787	5.371479	0.0000
PERDASBB(-2)	0.073053	0.131390	0.555999	0.5803
@TREND	24.56139	9.143426	2.686235	0.0094
@MONTH=3	-77.47850	210.6949	-0.367728	0.7144
@MONTH=6	106.6816	210.5157	0.506763	0.6142
@MONTH=9	339.7903	202.6293	1.676906	0.0989

R-squared	0.922384	Mean dependent var	2488.133
Adjusted R-squared	0.914491	S.D. dependent var	2002.346
S.E. of regression	585.5253	Akaike info criterion	15.68290
Sum squared resid	20227552	Schwarz criterion	15.91514
Log likelihood	-510.5357	Hannan-Quinn criter.	15.77467
F-statistic	116.8587	Durbin-Watson stat	2.027199
Prob(F-statistic)	0.000000		

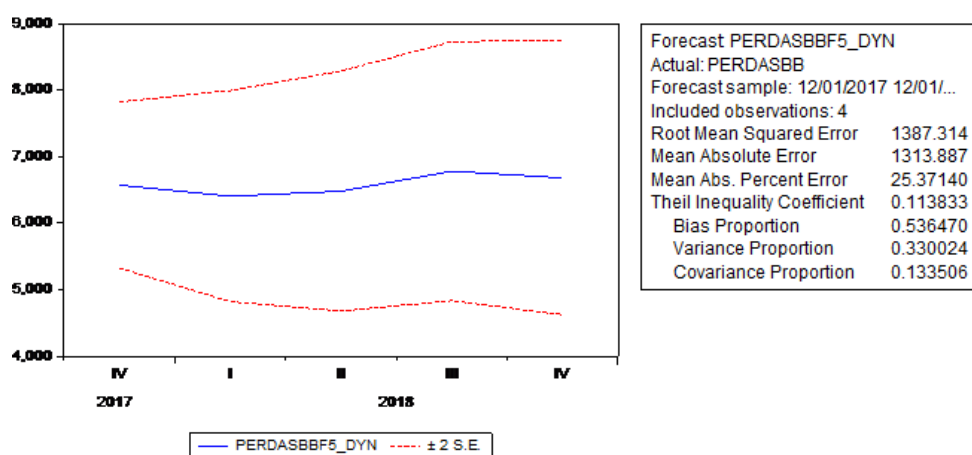


Figura C.7: Previsão das Perdas - Variável Defasada

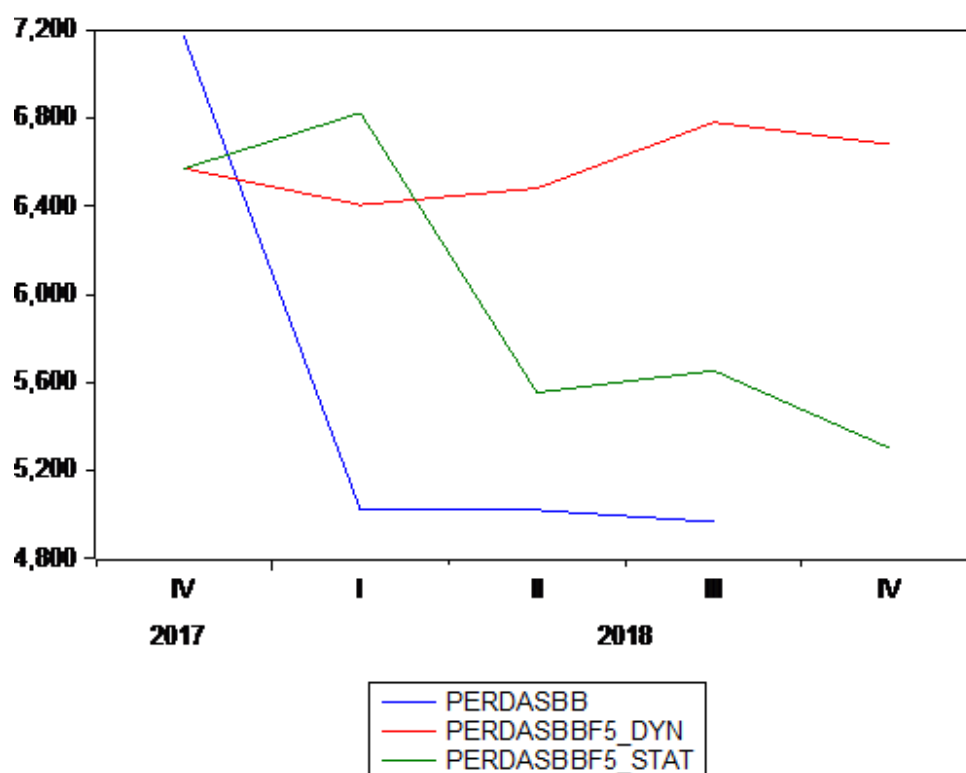


Figura C.8: Previsão das Perdas - Dinâmica e Estática

Tabela C.23: Regressão das Perdas com Processos AR

Dependent Variable: PERDASBB  
Method: Least Squares  
Date: 03/24/19 Time: 08:18  
Sample (adjusted): 9/01/2001 12/01/2017  
Included observations: 66 after adjustments  
Convergence achieved after 4 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1305.796	818.1659	-1.596004	0.1158
@TREND	109.4405	19.08992	5.732895	0.0000
@MONTH=3	-165.4281	144.4089	-1.145553	0.2566
@MONTH=6	-108.6124	159.3027	-0.681799	0.4980
@MONTH=9	152.3255	141.4094	1.077196	0.2858
AR(1)	0.702520	0.130787	5.371479	0.0000
AR(2)	0.073053	0.131390	0.555999	0.5803

R-squared	0.922384	Mean dependent var	2488.133
Adjusted R-squared	0.914491	S.D. dependent var	2002.346
S.E. of regression	585.5253	Akaike info criterion	15.68290
Sum squared resid	20227552	Schwarz criterion	15.91514
Log likelihood	-510.5357	Hannan-Quinn criter.	15.77467
F-statistic	116.8587	Durbin-Watson stat	2.027199
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted AR Roots	.79	-.09
-------------------	-----	------

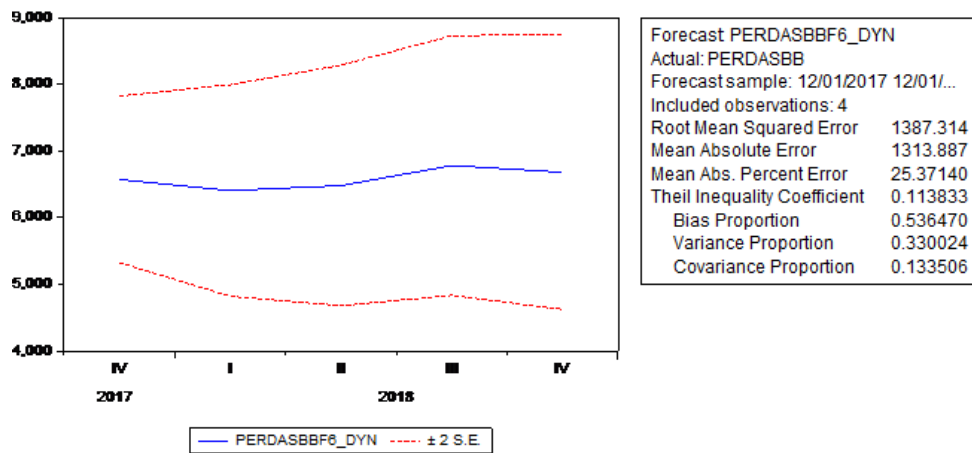


Figura C.9: Previsão das Perdas - Dinâmica AR

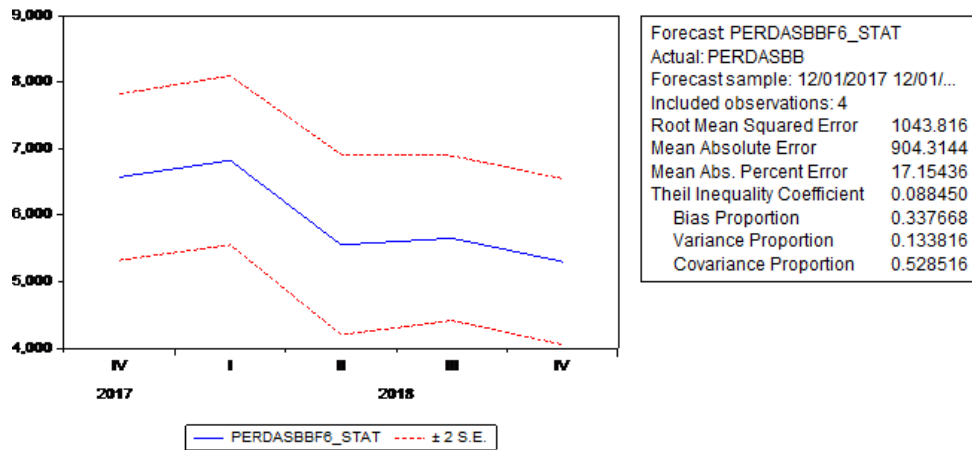


Figura C.10: Previsão das Perdas - Estática AR

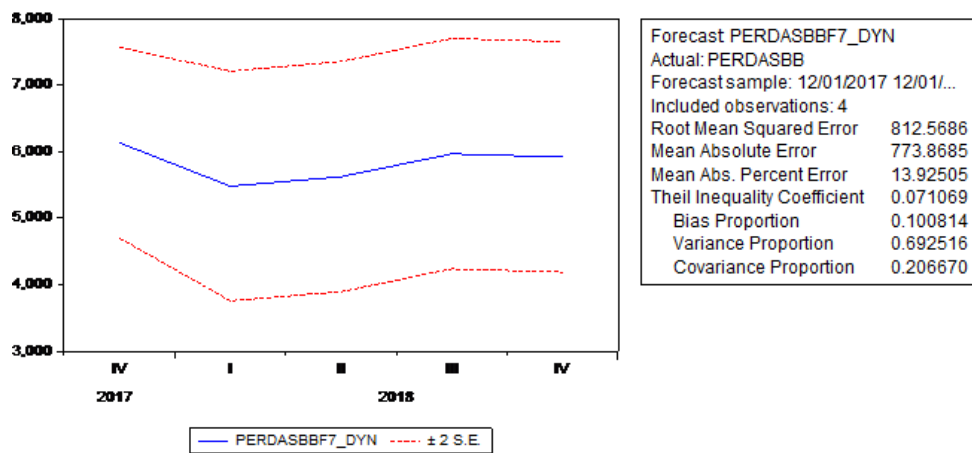


Figura C.11: Previsão das Perdas - Dinâmica MA

Tabela C.24: Regressão das Perdas com Processos MA

Dependent Variable: PERDASBB  
 Method: Least Squares  
 Date: 03/24/19 Time: 08:46  
 Sample: 3/01/2001 12/01/2017  
 Included observations: 68  
 Convergence achieved after 10 iterations  
 MA Backcast: 12/01/2000

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-605.9245	307.5922	-1.969896	0.0533
@TREND	91.95415	6.885369	13.35501	0.0000
@MONTH=3	-163.5282	204.4541	-0.799829	0.4269
@MONTH=6	-114.3729	276.3895	-0.413811	0.6804
@MONTH=9	138.0246	201.4471	0.685165	0.4958
MA(1)	0.684027	0.091543	7.472154	0.0000

R-squared	0.897377	Mean dependent var	2430.287
Adjusted R-squared	0.889101	S.D. dependent var	2000.481
S.E. of regression	666.1890	Akaike info criterion	15.92512
Sum squared resid	27516080	Schwarz criterion	16.12096
Log likelihood	-535.4541	Hannan-Quinn criter.	16.00272
F-statistic	108.4311	Durbin-Watson stat	1.467506
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted MA Roots	-.68
-------------------	------

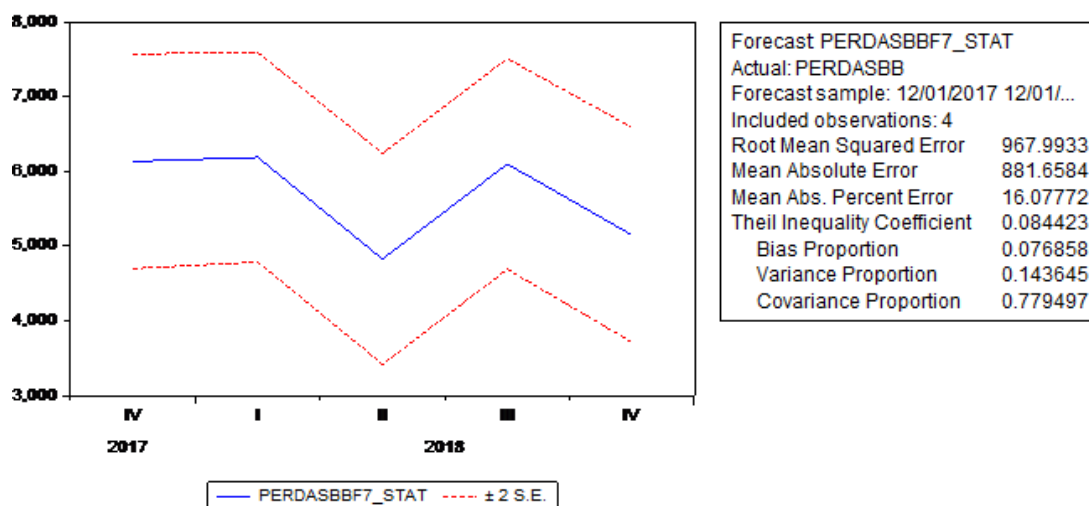


Figura C.12: Previsão das Perdas - Estática MA

Tabela C.25: Estacionariedade Modelo BB - Sem Intercepto/Tendência

Null Hypothesis: Unit root (individual unit root process)  
 Series: LOG(PERDASBB), LOG(INADSFN(-2)), HIATOPRODUTO,  
 LOG(CREDITOSALDO(-1))  
 Date: 07/04/19 Time: 16:40  
 Sample: 3/01/2001 12/01/2018  
 Exogenous variables: None  
 Automatic selection of maximum lags  
 Automatic lag length selection based on SIC: 0 to 8  
 Total number of observations: 268  
 Cross-sections included: 4

Method	Statistic	Prob.**
ADF - Fisher Chi-square	11.9572	0.1531
ADF - Choi Z-stat	-0.26129	0.3969

\*\* Probabilities for Fisher tests are computed using an asymptotic Chi-square distribution. All other tests assume asymptotic normality.

Intermediate ADF test results GROUP01\_MODELOBB1

Series	Prob.	Lag	Max Lag	Obs
LOG(PERDASBB)	0.9382	0	11	71
LOG(INADSFN(-2))	0.2238	3	10	66
HIATOPRODUTO	0.0149	1	11	69
LOG(CREDITOSALDO(-1))	0.8074	8	11	62

## C.2 Desempenho dos Modelos Bradesco

Tabela C.26: Modelo de Perdas de Crédito do Bradesco e Ciclos Econômicos no Brasil

Dependent Variable: LOG(PERDASBRADESCO)  
 Method: Least Squares  
 Date: 06/01/19 Time: 16:38  
 Sample (adjusted): 6/01/2007 12/01/2017  
 Included observations: 43 after adjustments  
 Convergence achieved after 7 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-7.704763	0.887774	-8.678744	0.0000
LOG(INADSFN(-2))	0.889339	0.198608	4.477855	0.0001
HIATOPRODUTO(-1)	-3.618748	0.999269	-3.621394	0.0009
LOG(CREDITOSALDO(-1))	1.003862	0.057734	17.38766	0.0000
AR(1)	0.343173	0.153868	2.230301	0.0317

R-squared	0.964145	Mean dependent var	7.935480
Adjusted R-squared	0.960371	S.D. dependent var	0.515576
S.E. of regression	0.102636	Akaike info criterion	-1.606321
Sum squared resid	0.400294	Schwarz criterion	-1.401530
Log likelihood	39.53589	Hannan-Quinn criter.	-1.530800
F-statistic	255.4597	Durbin-Watson stat	2.010811
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted AR Roots	.34
-------------------	-----

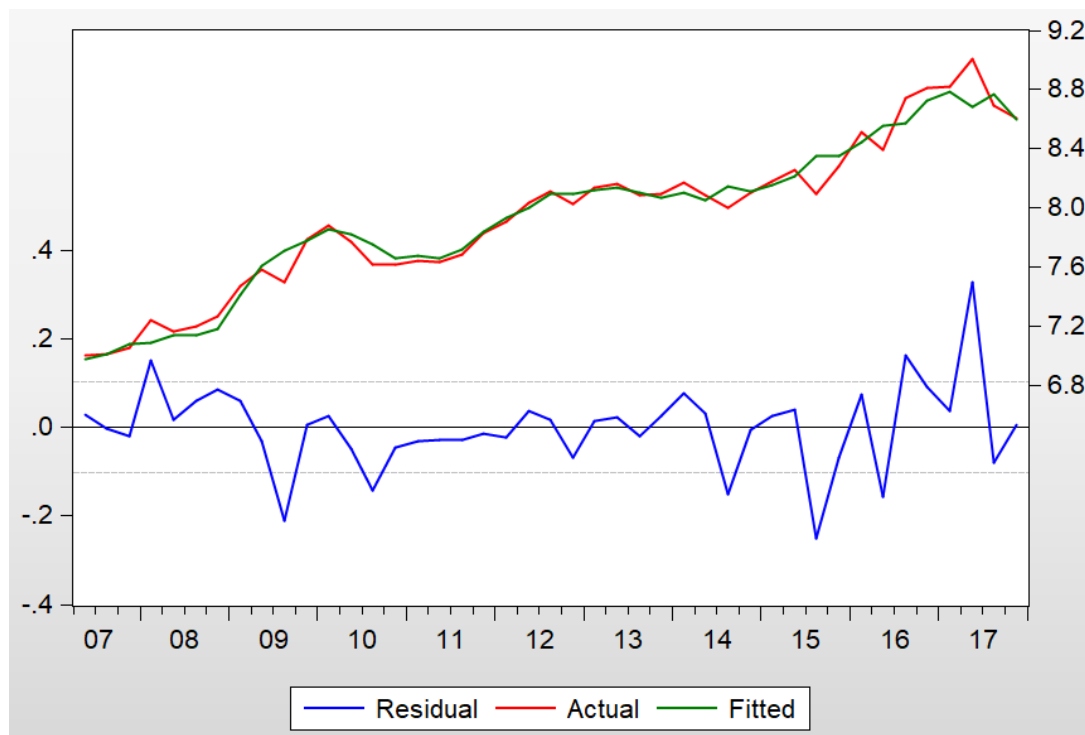


Figura C.13: Resíduos Modelo Perdas Bradesco

Tabela C.27: Correlação Resíduos Modelo Perdas Bradesco

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	0.073262	Prob. F(2,36)	0.9295
Obs*R-squared	0.174305	Prob. Chi-Square(2)	0.9165

Test Equation:

Dependent Variable: RESID

Method: Least Squares

Date: 07/04/19 Time: 16:52

Sample: 6/01/2007 12/01/2017

Included observations: 43

Presample missing value lagged residuals set to zero.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.124773	0.966976	0.129034	0.8980
LOG(INADSFN(-2))	-0.001814	0.204221	-0.008885	0.9930
HIATOPRODUTO(-1)	-0.031859	1.039452	-0.030650	0.9757
LOG(CREDITOSALDO(-1))	-0.008292	0.063070	-0.131468	0.8961
AR(1)	0.301922	0.824766	0.366070	0.7165
RESID(-1)	-0.310005	0.843997	-0.367305	0.7155
RESID(-2)	-0.124699	0.338362	-0.368536	0.7146

R-squared	0.004054	Mean dependent var	2.59E-12
Adjusted R-squared	-0.161937	S.D. dependent var	0.097626
S.E. of regression	0.105234	Akaike info criterion	-1.517359
Sum squared resid	0.398671	Schwarz criterion	-1.230652
Log likelihood	39.62322	Hannan-Quinn criter.	-1.411631
F-statistic	0.024421	Durbin-Watson stat	1.971594
Prob(F-statistic)	0.999928		

Tabela C.28: Correlograma Resíduos Modelo Perdas Bradesco

Date: 07/04/19 Time: 16:54

Sample: 3/01/2001 12/01/2017

Included observations: 43

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 -0.006	-0.006	0.0019	
		2 -0.017	-0.017	0.0149	0.903
		3 0.215	0.215	2.2474	0.325
		4 -0.091	-0.094	2.6595	0.447
		5 0.052	0.064	2.7980	0.592
		6 -0.234	-0.303	5.6684	0.340
		7 -0.136	-0.088	6.6602	0.353
		8 0.010	-0.048	6.6662	0.464
		9 -0.100	0.035	7.2356	0.511
		10 -0.070	-0.076	7.5234	0.583
		11 -0.092	-0.086	8.0326	0.626
		12 0.027	-0.024	8.0771	0.706
		13 0.022	-0.021	8.1087	0.777
		14 0.018	0.046	8.1309	0.835
		15 -0.055	-0.113	8.3388	0.871
		16 0.058	0.038	8.5835	0.898
		17 0.067	-0.035	8.9126	0.917
		18 -0.091	-0.062	9.5468	0.922
		19 -0.008	-0.063	9.5514	0.946
		20 0.211	0.258	13.295	0.823

\*Probabilities may not be valid for this equation specification.



Tabela C.29: Heterocedasticidade Resíduos Modelo Perdas Bradesco  
Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	0.853141	Prob. F(4,38)	0.5007
Obs*R-squared	3.543376	Prob. Chi-Square(4)	0.4713
Scaled explained SS	6.286091	Prob. Chi-Square(4)	0.1788

Test Equation:  
Dependent Variable: RESID^2  
Method: Least Squares  
Date: 07/04/19 Time: 16:59  
Sample: 6/01/2007 12/01/2017  
Included observations: 43  
Collinear test regressors dropped from specification

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.070995	0.056417	-1.258381	0.2159
GRADF_02^2	0.021008	0.022666	0.926861	0.3598
GRADF_03^2	4.461775	7.615745	0.585862	0.5614
GRADF_04^2	0.000736	0.000602	1.222495	0.2290
GRADF_05^2	-0.142201	0.151626	-0.937846	0.3542
R-squared	0.082404	Mean dependent var		0.009309
Adjusted R-squared	-0.014185	S.D. dependent var		0.020077
S.E. of regression	0.020219	Akaike info criterion		-4.855440
Sum squared resid	0.015535	Schwarz criterion		-4.650649
Log likelihood	109.3920	Hannan-Quinn criter.		-4.779920
F-statistic	0.853141	Durbin-Watson stat		2.140593
Prob(F-statistic)	0.500703			

Tabela C.30: Multicolinearidade Modelo Perdas Bradesco

Variance Inflation Factors

Date: 07/04/19 Time: 17:01  
Sample: 3/01/2001 12/01/2017  
Included observations: 43

Variable	Coefficient Variance	Uncentered VIF	Centered VIF
C	0.788143	1388.045	NA
LOG(INADSFN(-2))	0.039445	103.3857	1.178775
HIATOPRODUTO(-1)	0.998539	1.366598	1.309124
LOG(CREDITOSALDO(-1))	0.003333	1236.189	1.089522
AR(1)	0.023675	1.053031	1.050787

Tabela C.31: Estacionariedade Modelo Bradesco - Resíduos

Null Hypothesis: RESID01\_MODELOBRADESCO1 has a unit root  
 Exogenous: Constant, Linear Trend  
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=9)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-6.330731	0.0000
Test critical values:		
1% level	-4.192337	
5% level	-3.520787	
10% level	-3.191277	

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
 Dependent Variable: D(RESID01\_MODELOBRADESCO1)  
 Method: Least Squares  
 Date: 07/05/19 Time: 08:33  
 Sample (adjusted): 9/01/2007 12/01/2017  
 Included observations: 42 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID01_MODELOBRADESCO1(-1)	-1.011650	0.159800	-6.330731	0.0000
C	-0.030756	0.061840	-0.497345	0.6217
@TREND("3/01/2001")	0.000647	0.001287	0.502905	0.6179
R-squared	0.506867	Mean dependent var		-0.000526
Adjusted R-squared	0.481578	S.D. dependent var		0.140114
S.E. of regression	0.100884	Akaike info criterion		-1.680944
Sum squared resid	0.396925	Schwarz criterion		-1.556825
Log likelihood	38.29983	Hannan-Quinn criter.		-1.635450
F-statistic	20.04310	Durbin-Watson stat		2.002289
Prob(F-statistic)	0.000001			

Tabela C.32: Desempenho dos Modelos de Perdas de Crédito do Bradesco

Modelos Bradesco	R2 ajustado	P-valores Significativos	AIC	DW	RMSE	MAE
1	0.960371	Sim ( $\alpha = 5\%$ )	-1.606321	2.01	0.048590	0.042485
2	0.954063	Sim ( $\alpha = 10\%$ )	-1.458602	2.02	0.087931	0.075831
3	0.939484	Não ( $\alpha = 10\%$ )	-1.224688	2.40	0.100295	0.088069
4	0.957860	Não ( $\alpha = 10\%$ )	-1.487241	1.32	0.055738	0.049285
5	0.942060	Não ( $\alpha = 10\%$ )	-1.226467	2.19	0.115781	0.096387
6	0.967376	Não ( $\alpha = 10\%$ )	-2.385898	1.86	0.049864	0.046066
7	0.944850	Sim ( $\alpha = 5\%$ )	-1.317541	2.54	0.068454	0.061723
8	0.943626	Sim ( $\alpha = 1\%$ )	-1.295593	1.98	0.050423	0.045576
9	0.961255	Não ( $\alpha = 10\%$ )	Nd	Nd	0.086134	0.080660
10	0.011596*	Sim ( $\alpha = 1\%$ )	-1.528294	Nd	Nd	Nd

\*estatística de Pearson  
 Nd: não disponível

### C.3 Especificações dos Modelos BB e Bradesco

A lista abaixo são as 10 especificações testadas para avaliação do desempenho dos modelos de perdas de crédito do BB, resumidas nas tabelas 7.9 e C.32.

O modelo 1 foi a melhor equação de regressão para estimar as perdas de crédito do BB em função dos ciclos econômicos no Brasil, com as seguintes variáveis: dependente ( $\text{Log}(\text{PERDASBB})$ ), intercepto (C), independentes ou explicativas  $\text{Log}(\text{INADSFN}(-2))$ ,  $\text{HIATOPRODUTO}(-1)$  e  $\text{Log}(\text{CREDITOSALDO}(-1))$  e termo  $\text{AR}(1)$ , conforme tabela 7.1.

O modelo 2 é uma equação da variável dependente  $\text{Log}(\text{PERDASBB})$  em função das variáveis  $\text{Log}(\text{INADSFN}(-3))$ ,  $\text{HIATOPRODUTO}(-3)$ ,  $\text{Log}(\text{CREDITOSALDO}(-4))$  e  $\text{AR}(1)$ , aumentando portanto as defasagens das variáveis explicativas.

O modelo 3 considera apenas as variáveis  $\text{HIATOPRODUTO}(-3)$  e  $\text{AR}(1)$ .

O modelo 4 contém as variáveis  $\text{Log}(\text{INADSFN}(-2))$ ,  $\text{HIATOPRODUTO}(-1)$ ,  $\text{Log}(\text{CREDITOSALDO}(-1))$  e  $\text{Log}(\text{PERDASBB}(-1))$ , sendo esta última a própria variável dependente defasada em um trimestre.

O modelo 5 é uma equação com as variáveis  $\text{D}(\text{Log}(\text{INADSFN}(-2)))$ ,  $\text{HIATOPRODUTO}(-1)$ ,  $\text{D}(\text{Log}(\text{CREDITOSALDO}(-1)))$  e  $\text{AR}(1)$ , para avaliar a aplicação da primeira diferença nas séries temporais não estacionárias.

O modelo 6 considerou as variáveis  $\text{Log}(\text{INADSFN}(-2))$ ,  $\text{HIATOPRODUTO}(-1)$ ,  $\text{Log}(\text{CREDITOSALDO}(-1))$  e  $\text{AR}(1)$ , com a amostra de desenvolvimento de 2001 a 2014.

O modelo 7 é uma equação apenas com as variáveis  $\text{Log}(\text{INADSFN}(-2))$  e  $\text{AR}(1)$ , o modelo 8 é uma regressão apenas com as variáveis  $\text{Log}(\text{CREDITOSALDO}(-4))$  e  $\text{AR}(1)$ .

Os modelos 9 e 10 foram testes com as variáveis  $\text{Log}(\text{INADSFN}(-2))$ ,  $\text{HIATOPRODUTO}(-1)$ ,  $\text{Log}(\text{CREDITOSALDO}(-1))$  e  $\text{AR}(1)$ , e os métodos dos Mínimos Quadrados Dinâmicos (DOLS) e do Modelo Linear Generalizado (GLM), apenas para verificar algumas estatísticas de desempenho e as funcionalidades disponíveis no software EViews 8.1.