

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
SETOR DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
CENTRO DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO
CURSO DE MESTRADO EM ADMINISTRAÇÃO
ÁREA DE CONCENTRAÇÃO – ESTRATÉGIA E ORGANIZAÇÕES

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

PROCICLICIDADE DO RISCO DE CRÉDITO: UM
MODELO *POINT IN TIME* PARA O RISCO DA
CARTEIRA DE CRÉDITO AGREGADA DOS BANCOS
BRASILEIROS

JORGE HENRIQUE DE FRIAS BARBOSA

CURITIBA

2007

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

“PROCICLICIDADE DO RISCO DE CRÉDITO: UM MODELO POINT IN TIME PARA O RISCO DA CARTEIRA DE CRÉDITO AGREGADA DOS BANCOS BRASILEIROS”

CONCENTRAÇÃO, ESTRATÉGIA E ORGANIZAÇÕES), E APROVADA EM SUA FORMA FINAL PELO CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO.

MEMBRO

JORGE HENRIQUE DE FRIAS BARBOSA

PROCICLICIDADE DO RISCO DE CRÉDITO: UM
MODELO *POINT IN TIME* PARA O RISCO DA
CARTEIRA DE CRÉDITO AGREGADA DOS BANCOS
BRASILEIROS

Dissertação apresentada como requisito parcial
à obtenção do grau de Mestre. Curso de
Mestrado em Administração do Setor de
Ciências Sociais Aplicadas da Universidade
Federal do Paraná.

Orientadora: Professora Doutora Ana Paula
Mussi Szabo Cherobim.

CURITIBA

2007

Aos amados:

Agradecimentos

Esta é a parte mais importante do trabalho: os agradecimentos. Pois não adianta alguém conquistar alguma coisa na vida sem reconhecer a ajuda que recebeu das diversas partes. Todo o estudo perde a validade se a lição mais importante não foi aprendida: humildade.

Cabe aqui, na parte mais importante do trabalho, expressar o meu agradecimento de forma mais sincera.

Agradeço a minha esposa, Anapaula por seu desprendimento, dedicação e incentivos sempre presentes. Só o amor pode explicar tudo isso. Como não tenho a capacidade de criação de um poeta: a letra da música de Charles Aznavour coloquei aqui para você.

Agradeço aos meus filhos Luciano e Miguel que ainda não têm capacidade para entender tudo o que se passou, mas que por diversas vezes abriram mão da presença de seu pai.

Agradeço aos meus pais – Jorge e Sueli – que sempre se empenharam em me proporcionar a melhor educação, seja formal, moral, espiritual.

Não posso esquecer de agradecer a minha sogra Maria Luzia e a minha cunhada Wagmar que, ao me ajudarem no pior momento de minha vida consequência do gravíssimo problema de saúde do meu pai, garantiram a minha tranquilidade para continuar e terminar essa dissertação de mestrado.

Agradeço a minha dedicada professora Ana Paula Mussi Szabo Cherobim que orientou e ditou o rumo de minha vida no decorrer desse trabalho, me tratou com paciência, me deu apoio e apostou na minha capacidade.

Agradeço ao professor Wesley Vieira da Silva, da PUC-PR, que semeou a idéia para a presente dissertação, apoiou e direcionou o meu trabalho de análise dos resultados, excedendo suas atribuições de professor e amigo: sou mutuário, cuja dívida nunca poderei adimplir.

Agradeço ao meu orientador Técnico do Banco Central – Vicente de Paulo Brandão Fernandes, por seu incentivo e apoio constantes, sempre me mostrando a importância do estudo e da atualização profissional.

Agradeço ao professor Pedro Steiner Neto que passou diversas dicas para o presente trabalho e mostrou sua generosidade quando eu precisei de sua ajuda.

Agradeço ao professor Zaki Akel Sobrinho que se mostrou generoso e prestativo quando necessitei de sua ajuda.

Agradeço à Leila, à Ester e a Jorlene da secretaria do mestrado por sua dedicação e colaboração em inúmeros momentos, sempre que precisei, com eficiência e dedicação, excedendo as suas obrigações profissionais.

Agradeço ao amigo Carlos André de Melo Alves, que exerceu os papéis de guru, padre confessor, conselheiro, me abrindo os olhos para os diversos buracos na estrada do mestrado e passando dicas fundamentais em todo o trabalho de dissertação.

Agradeço a todos os meus mestres e professores que se dedicaram a minha formação.

Agradeço a meus amigos do curso de mestrado: aprendi muito com cada um de vocês.

Agradeço a meu grande amigo Marcello Rolim Coelho por ter preparado o *abstract* para este trabalho e por seu apoio e amizade constantes.

Agradeço a meu compadre Nilson Cândido Delis de Alvarenga por seu apoio logístico e amizade inabalável.

Ao Departamento de Tecnologia da Informação do Banco Central do Brasil por incentivar seus funcionários na constante atualização profissional.

Agradeço ao Banco Central do Brasil por ter um programa para incentivar os funcionários a participar de programas de pós-graduação: não existe organização nota dez com funcionários nota cinco.

Agradeço ao povo brasileiro que em sua grande maioria não tem condições de dar educação formal a seus filhos, mas pagou o meu curso de mestrado.

Agradeço a Nossa Senhora da Conceição Aparecida por sua constante intercessão por mim junto a Jesus Cristo.

Agradeço a Deus que colocou todos estes grandes colaboradores no meu caminho.

"A maior batalha é aquela que travo todos os dias contra mim mesmo"

Napoleão Bonaparte (1769-1821)

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS.....	XI
LISTA DE QUADROS.....	XIII
LISTA DE FIGURAS.....	XIV
LISTA DE GRÁFICOS	XV
RESUMO.....	XVII
<i>ABSTRACT</i>	XVIII
1 INTRODUÇÃO	19
1.1 APRESENTAÇÃO DO CONTEXTO	19
1.2 DELIMITAÇÃO TEÓRICA DO ESTUDO	22
1.3 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA	23
2 DEFINIÇÃO DOS OBJETIVOS DA PESQUISA	26
2.1 OBJETIVO GERAL.....	26
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	26
3 JUSTIFICATIVAS.....	28
3.1 JUSTIFICATIVA TEÓRICA.....	28
3.2 JUSTIFICATIVA PRÁTICA	29
4 BASE TEÓRICO-EMPÍRICA.....	31
4.1 CERTEZA, INCERTEZA E RISCO.....	31
4.1.1 Definição Quantitativa do Risco.....	34
4.2 TIPOS DE RISCO NA ATIVIDADE BANCÁRIA	34
4.2.1 Risco de Mercado	35
4.2.2 Risco Operacional.....	35
4.2.3 Risco Legal	35
4.2.4 Risco de Crédito	35
4.3 ANÁLISE E AVALIAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO.....	37
4.4 ANÁLISE DE CRÉDITO SUBJETIVA E OS CC DO CRÉDITO	39
4.5 SISTEMAS DE CLASSIFICAÇÃO DE CRÉDITO – RATINGS	42
4.6 CAPITAL ECONÔMICO E CAPITAL REGULAMENTAR.....	47
4.7 CICLOS ECONÔMICOS	48
4.7.1 Os quatro estágios do ciclo econômico e o crédito	49
4.8 PROCICLICIDADE E AS AVALIAÇÕES DE RISCO DE CRÉDITO <i>THROUGH THE CYCLE E POINT IN TIME</i>	50
4.9 MODELOS ECONOMÉTRICOS	51
4.10 O MODELO <i>CREDITPORTFOLIOVIEW</i> DA MCKINSEY	52
4.11 O MODELO DO OeNB	57
4.12 INADIMPLÊNCIA E TAXA DE INADIMPLÊNCIA – <i>TI</i>	59

4.13 FATORES MACROECONÔMICOS IMPULSIONADORES DO RISCO DE CRÉDITO – DESCRIÇÃO E CATEGORIZAÇÃO DAS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS DO MODELO	64
5 METODOLOGIA.....	82
5.1 O PROBLEMA DE PESQUISA	83
5.2 PERGUNTAS DE PESQUISA	84
5.3 CARACTERIZAÇÃO DO ESTUDO	84
5.4 ESTRATÉGIA DE PESQUISA	86
5.5 DESCRIÇÃO DAS BASES DE DADOS E ESCOLHA DA AMOSTRA.....	87
5.6 APRESENTAÇÃO DAS VARIÁVEIS DO ESTUDO E SUAS RELAÇÕES	88
5.6.1 Apresentação das Variáveis.....	89
5.6.2 Relação de Causalidade entre as variáveis	92
5.6.3 Definições Constitutivas e Operacionais das Variáveis	93
5.7 APRESENTAÇÃO DO MODELO DO PRESENTE ESTUDO	108
5.7.1 Preparo da Série do Índice Macroeconômico.....	109
5.7.2 Estacionariedade das Séries, Regressões Espúrias e Testes de Raiz Unitárias	110
5.7.3 Alteração na Equação da Probabilidade de Inadimplência	113
5.7.4 Escolha das Variáveis do Modelo	113
5.7.5 Modelagem da Equação da Diferença do Índice Macroeconômico ΔY_t	116
5.7.6 Modelos para Previsões dos Fatores Macroeconômicos	117
5.7.6.1 Modelo ARIMA	118
5.7.6.2 Modelagem ARIMA para os Fatores Macroeconômicos	121
5.7.6.3 Avaliação dos Pressupostos de Normalidade dos Resíduos e de Não-autocorrelação dos Resíduos do Modelo ARIMA	123
5.7.7 Previsões do Risco de Crédito como Probabilidade de Inadimplência	124
5.7.8 Análise da Sensibilidade da Probabilidade de Inadimplência	125
5.8 APRESENTAÇÃO DAS LIMITAÇÕES DO ESTUDO.....	127
6 APRESENTAÇÃO DOS DADOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	129
6.1 ESTATÍSTICA DESCRITIVA DAS VARIÁVEIS.....	129
6.2 TESTES DE RAIZ UNITÁRIA DAS VARIÁVEIS	133
6.3 ESTIMAÇÃO DO MODELO	135
6.3.1 Identificação das Variáveis Explicativas de ΔY_t	136
6.3.2 Modelo de Risco de Crédito Multifator.....	138
6.3.3 Modelagem ARIMA das Séries de Tempo dos Fatores Macroeconômicos do Modelo.....	144
6.4 PREVISÕES COM O MODELO ESTIMADO	182
6.5 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE.....	184
6.6 SÍNTESE DA ANÁLISE	193
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	197
7.1 CONCLUSÕES	197
7.2 SUGESTÕES PARA ESTUDOS FUTUROS.....	204
8 REFERÊNCIAS	206
ANEXO A.....	214
ANEXO B.....	217

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - DESCRIÇÃO DA VARIÁVEL DEPENDENTE – FONTE: O AUTOR	129
TABELA 2 - DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES.....	132
TABELA 3 - TESTES DE RAÍZ UNITÁRIA DAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES	134
TABELA 4 - TESTE DE RAÍZ UNITÁRIA DA VARIÁVEL DEPENDENTE	135
TABELA 5 - RESULTADOS DAS REGRESSÕES UNIVARIADAS COM MAIORES COEFICIENTES DE DETERMINAÇÃO	137
TABELA 6 - ITERAÇÃO INICIAL DA REGRESSÃO MÚLTIPLA DO MODELO ADOTADO	140
TABELA 7 - MODELO ESTIMADO PARA ΔY_T	140
TABELA 8 - SUMÁRIO DAS ESTATÍSTICAS DO MODELO ESTIMADO PARA ΔY_T	141
TABELA 9 - ESTATÍSTICA DE LJUNG-BOX PARA OS RESÍDUOS DO MODELO DE ΔY_T	143
TABELA 10 - TESTE DE NORMALIDADE DOS RESÍDUOS DO MODELO DE ΔY_T	144
TABELA 11 - MODELOS ARIMA PARA O PIB COM PARÂMETROS SIGNIFICATIVOS	147
TABELA 12 - MODELO ARIMA(1,1,1)(1,1,0) ₁₂ PARA O PIB.....	148
TABELA 13 - TESTES DE NORMALIDADE DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA(1,1,1)(1,1,0) PARA O PIB.....	148
TABELA 14 - ESTATÍSTICA DE LJUNG-BOX PARA OS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO PIB .	150
TABELA 15 - MODELOS ARIMA PARA O IPCA COM PARÂMETROS SIGNIFICATIVOS	153
TABELA 16 - MODELO ARIMA(0,2,1)(2,1,0) ₁₂ PARA O IPCA	154
TABELA 17 - TESTES DE NORMALIDADE DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA(0,2,1)(2,1,0) PARA O IPCA.....	154
TABELA 18- ESTATÍSTICA DE LJUNG-BOX PARA OS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO IPCA	156
TABELA 19 - MODELOS ARIMA PARA O M4 COM PARÂMETROS SIGNIFICATIVOS.....	159
TABELA 20 - MODELO ARIMA(0,1,2)(1,1,0) ₁₂ PARA O M4.....	160
TABELA 21 - TESTES DE NORMALIDADE DOS RESÍDUOS DO ARIMA(0,1,2)(1,1,0) PARA M4 .	160
TABELA 22- ESTATÍSTICA DE LJUNG-BOX PARA OS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO M4...	162
TABELA 23 - MODELOS ARIMA PARA O DESEMP COM PARÂMETROS SIGNIFICATIVOS.....	165
TABELA 24 - MODELO ARIMA(4,2,0)(1,1,0) ₁₂ PARA O DESEMP	166
TABELA 25 - TESTES DE NORMALIDADE DOS RESÍDUOS DO ARIMA(0,1,2)(1,1,0) PARA DESEMP	166
TABELA 26 - ESTATÍSTICA DE LJUNG-BOX PARA OS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO DESEMP	168
TABELA 27 - MODELOS ARIMA PARA O IBOVESPA COM PARÂMETROS SIGNIFICATIVOS.....	171
TABELA 28 - MODELO ARIMA(2,2,0)(0,1,0) ₁₂ PARA O IBOVESPA	172
TABELA 29 - TESTES DE NORMALIDADE DOS RESÍDUOS DO ARIMA(2,2,0)(0,1,0) PARA IBOVESPA.....	172
TABELA 30 - ESTATÍSTICA DE LJUNG-BOX PARA OS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO IBOVESPA.....	174
TABELA 31 - MODELOS ARIMA PARA A TMPRE COM PARÂMETROS SIGNIFICATIVOS	177
TABELA 32 - MODELO ARIMA(0,1,2)(5,1,0) ₁₂ PARA A TMPRE.....	178
TABELA 33 - TESTES DE NORMALIDADE DOS RESÍDUOS DO ARIMA(0,1,2)(5,1,0) PARA TMPRE	178
TABELA 34 - ESTATÍSTICA DE LJUNG-BOX PARA OS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO IBOVESPA.....	180
TABELA 35 - ERRO PERCENTUAL MÉDIO E ERRO PERCENTUAL ABSOLUTO MÉDIO	183
TABELA 36 - ERROS PERCENTUAIS PARA PREVISÕES ALÉM DA AMOSTRA	184
TABELA 37 - VARIAÇÕES DA PROBABILIDADE DE INADIMPLÊNCIA DIANTE DE UMA VARIAÇÃO DE 10% DAS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS DO MODELO.....	185

TABELA 38 – PREVISÕES DAS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS E RESPECTIVOS LIMITES DESFAVORÁVEIS DOS INTERVALOS DE CONFIANÇA.....	188
TABELA 39 - SENSIBILIDADE DA PI AOS VALORES DOS LIMITES DESFAVORÁVEIS DOS INTERVALOS DE CONFIANÇA DAS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS.....	188
TABELA 40 – MAIORES VARIAÇÕES HISTÓRICAS DESFAVORÁVEIS DAS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS	191
TABELA 41 - SENSIBILIDADE DA <i>PI</i>	

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 - QUADRO RESUMO DE TIPOS DE CONDIÇÕES E RESULTADOS POSSÍVEIS	33
QUADRO 2 - DEFINIÇÃO DE CATEGORIAS DE CLASSIFICAÇÃO DA STANDARD AND POOR'S	45
QUADRO 3 - RATINGS CORPORATIVOS	46
QUADRO 4 - MATRIZ DE TRANSIÇÃO MÉDIA DE UM ANO PARA TODA REGIÃO FINANCEIRA ESTRUTURADA EUROPÉIA	47
QUADRO 5 - CLASSIFICAÇÃO DOS TIPOS DE PESQUISA	84
QUADRO 6 - DESCRIÇÃO SUCINTA DAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES	91

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - DELIMITAÇÃO TEÓRICA DO ESTUDO	23
FIGURA 2 - MAPA DOS OBJETIVOS	27
FIGURA 3 - MODELOS DE AVALIAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO E OS MODELOS ECONÔMICOS	39
FIGURA 4 - ANÁLISE DE CLASSIFICAÇÃO DA MOODY'S PARA EMPRESA INDUSTRIAL	44
FIGURA 5 - QUATRO FASES DO CICLO ECONÔMICO	50
FIGURA 6 - SEQUÊNCIA ENTRE A INADIMPLÊNCIA, INSOLVÊNCIA E FALÊNCIA.....	59
FIGURA 7 - RELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS	92
FIGURA 8 - MAPA DA MODELAGEM DO ESTUDO.....	108

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 - QUEBRA ESTRUTURAL NA SÉRIE DA TAXA DE CÂMBIO DO DÓLAR.....	29
GRÁFICO 2 - GRÁFICO DA SÉRIE HISTÓRICA DA TAXA DE INADIMPLÊNCIA	130
GRÁFICO 3 - VOLUME DE CRÉDITO EM EXPOSIÇÃO	130
GRÁFICO 4 - PERCENTAGEM DO SALDO REMANESCENTE	131
GRÁFICO 5 - FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO PARA OS RESÍDUOS DO MODELO DE ΔY_T	142
GRÁFICO 6 - FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO PARCIAL PARA OS RESÍDUOS DO MODELO DE ΔY_T	143
GRÁFICO 7 - FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO PIB....	149
GRÁFICO 8 - FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO PARCIAL DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO PIB.....	150
GRÁFICO 9 - GRÁFICO DAS PREVISÕES COM O MODELO ARIMA DO PIB DENTRO E FORA DA AMOSTRA.....	152
GRÁFICO 10 - FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO IPCA	155
GRÁFICO 11- FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO PARCIAL DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO IPCA.....	156
GRÁFICO 12- GRÁFICO DAS PREVISÕES COM O MODELO ARIMA DO IPCA DENTRO E FORA DA AMOSTRA.....	158
GRÁFICO 13- FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO M4 ...	161
GRÁFICO 14- FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO PARCIAL DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO M4.....	162
GRÁFICO 15 - GRÁFICO DAS PREVISÕES COM O MODELO ARIMA DO M4 DENTRO E FORA DA AMOSTRA.....	164
GRÁFICO 16 - FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO DESEMP	167
GRÁFICO 17 - FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO PARCIAL DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO DESEMP	168
GRÁFICO 18 - GRÁFICO DAS PREVISÕES COM O MODELO ARIMA DO DESEMP DENTRO E FORA DA AMOSTRA	170
GRÁFICO 19 - FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO IBOVESPA.....	173
GRÁFICO 20 - FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO PARCIAL DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DO IBOVESPA.....	174
GRÁFICO 21 - GRÁFICO DAS PREVISÕES COM O MODELO ARIMA DO IBOVESPA DENTRO E FORA DA AMOSTRA	176
GRÁFICO 22 - FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DA TMPRE	179
GRÁFICO 23 - FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO PARCIAL DOS RESÍDUOS DO MODELO ARIMA DA TMPRE.....	180
GRÁFICO 24 - GRÁFICO DAS PREVISÕES COM O MODELO ARIMA DA TMPRE DENTRO E FORA DA AMOSTRA	182
GRÁFICO 25 - VALOR ESTIMADO DA <i>PI</i> E VALORES REAIS DA TAXA DE INADIMPLÊNCIA.....	183
GRÁFICO 26 - SENSIBILIDADE DA <i>PI</i> ÀS VARIAÇÕES DE 10%	186
GRÁFICO 27 - SENSIBILIDADE MÉDIA DA <i>PI</i> ÀS VARIAÇÕES DE 10%	187
GRÁFICO 28 - SENSIBILIDADE DA PROBABILIDADE DE INADIMPLÊNCIA AOS VALORES DOS LIMITES DESFAVORÁVEIS ESTIMADOS PARA AS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS.....	189

GRÁFICO 29 - SENSIBILIDADE MÉDIA DA PROBABILIDADE DE INADIMPLÊNCIA AOS VALORES DOS LIMITES DESFAVORÁVEIS ESTIMADOS PARA AS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS	190
GRÁFICO 30 - SENSIBILIDADE DA <i>PI</i> ÀS VARIAÇÕES HISTÓRICAS MAIS DESFAVORÁVEIS	192
GRÁFICO 31 - SENSIBILIDADE MÉDIA DA <i>PI</i> ÀS MAIORES VARIAÇÕES HISTÓRICAS DAS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS	193

RESUMO

A história revela que os períodos de expansão de mercado constituem-se em zonas de incubação para a maioria dos problemas de crédito, onde a euforia leva a uma agressividade irresponsável, verificando-se a expansão da assunção do risco no mercado. O presente estudo parte da hipótese da prociclicidade do risco de crédito, ou seja, que o desenvolvimento do risco de crédito está ligado ao ambiente macroeconômico. Quando o cenário econômico se deteriora, o risco de crédito se incrementa e, inversamente, quando ocorre o fortalecimento da economia, o risco de crédito diminui. A partir dessa constatação, estima-se um modelo *point in time* para risco de crédito definido como a probabilidade de inadimplência da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros, sendo que tais modelos *point in time* são mais apropriadas aos propósitos de alocação de capital. No âmbito do presente estudo, foi considerado que a expressão “bancos brasileiros” significa “instituições financeiras e demais instituições autorizadas a funcionar pelo Banco Central do Brasil”. Na modelagem, a probabilidade de inadimplência é a variável dependente dos fatores macroeconômicos como o PIB, taxas de juros, inflação, índices de bolsas de valores, desemprego, dentre outras variáveis independentes do modelo. A modelagem não faz a consideração dos componentes idiossincráticos, como os componentes de uma empresa em particular sobre o risco de crédito. Foram utilizados dados mensais, referentes ao período de março de 2000 a setembro de 2006, coletados em bases de dados públicas. Fez-se uso da modelagem ARIMA para séries temporais e de regressões por meio do método dos mínimos quadrados ordinários. A partir do modelo estimado foram realizadas previsões para a probabilidade de inadimplência dentro e fora da amostra. Realizou-se uma análise de sensibilidade da probabilidade de inadimplência diante da variação cada uma das variáveis significativas *coeteris paribus*, concluindo que, a uma mesma variação percentual das variáveis explicativas, a probabilidade de inadimplência é mais sensível ao desemprego, mas, em se tratando das piores variações históricas das variáveis explicativas, foi o IBOVESPA quem mais sensibilizou a probabilidade de inadimplência.

ABSTRACT

History shows that market expansion periods constitute breeding grounds for most credit risk issues, as their accompanying euphoria leads to irresponsibly aggressive credit extension and subsequent expansion of risk assumption in the financial market. This study starts from the hypothesis of procyclicality of credit risk, that is, that credit risk build-up is linked to the macroeconomic environment. When the macroeconomic scenario deteriorates, credit risk increases, and inversely, when the economy gathers strength, credit risk decreases. From this observation a point in time model is developed for credit risk, defined as the probability of default of the aggregate credit portfolio of Brazilian banks, although admittedly such point in time models are better suited to capital allocation purposes. In this study, “Brazilian banks” mean “financial and other institutions authorized to operate by the Central Bank of Brazil”. In the model, probability of default is the dependent variable, while macroeconomic factors such as GDP, interest rates, inflation, stock exchange indexes, unemployment and others are the independent variables. The model does not take into account idiosyncratic components such as the credit risk components of a particular company. Monthly data for the period March 2000 through September 2006 were used, obtained from public databases. The ARIMA model was used for the time series, and the ordinary least square method was used for the regressions. Based on the developed model, probability of default predictions were made within and outside the sample. A sensitivity analysis of the probability of default was performed for variation in each of the significant variables *ceteris paribus*, which yielded the conclusion that for a given percentile variation of the explanatory variables, the probability of default is most sensitive to unemployment. However, as far as the worst historical variations in the explanatory variables are concerned, it was the IBOVESPA index which most affected the probability of default.

1 INTRODUÇÃO

Nesta parte do trabalho, pretende-se dar ao leitor uma idéia do assunto principal e das implicações deste estudo, resumindo os objetivos do trabalho e situando-o dentro do contexto da pesquisa.

A inadimplência é um dos maiores problemas do sistema financeiro. Esse trabalho versa sobre Risco de Crédito no Brasil, apresentando, inicialmente, o contexto, para então delimitar a teoria envolvida neste estudo e mostrar o problema de pesquisa acompanhado das perguntas de pesquisa.

O presente estudo parte da hipótese de que o desenvolvimento do risco de crédito está ligado ao ambiente macroeconômico. Assim, a proposta é modelar os componentes sistemáticos do risco de crédito por meio de suas relações com o estado do ciclo da economia, inflação, taxas de juros e fatores externos, sem a consideração dos componentes idiossincráticos de uma empresa em particular sobre o risco de crédito.

Para definir a abrangência da resolução 2682 de 1999 do Conselho Monetário Nacional foram utilizados os seguintes termos: “instituições financeiras e demais instituições autorizadas a funcionar pelo Banco Central do Brasil”. No âmbito do presente estudo, a expressão “bancos brasileiros” exerce o significado de tais termos.

1.1 APRESENTAÇÃO DO CONTEXTO

A verdadeira missão dos bancos sempre foi a intermediação financeira. Portanto, uma adequada gestão do risco é fundamental para manutenção das atividades dos bancos e para manutenção da estabilidade do sistema financeiro.

Para se precaver de um empréstimo desastroso, os credores sempre quiseram formas de garantias para seus empréstimos e sempre avaliaram seus devedores com relação à capacidade de empréstimo.

Confirmando a grande relevância do risco de crédito, Cruz (2005, p. 1) diz que os bancos estimam que os riscos, a grosso modo, se subdividem em risco de crédito (50%), de mercado e liquidez (15%) e operacionais (35%).

Segundo Brito (2003, p. 16), o crescimento da atividade bancária trouxe para o risco de crédito dimensões ainda mais relevantes que representa entre os bancos o tipo de risco de maior incidência.

A complexidade da análise de crédito cresceu junto com a atividade bancária, pois quanto maior o mercado, maior o número de credores, maior a quantidade de tomadores e a dificuldade de conhecê-los. Junto com tal complexidade, também cresce a quantidade e a qualidade das formas de análise de crédito, que aliadas à tecnologia aumentam ainda mais seu potencial.

As agências de *rating*, especializadas na avaliação de crédito, alcançaram grande importância na administração do risco de crédito. As agências de *rating* elaboram classificações como, no caso da consultoria *Standards and Poor's*, por exemplo, AAA, AA, A, BBB, BB, B, CCC, CC, C e D, que compreendem as situações de níveis de risco mínimo até o prejuízo certo, passando por diversos graus de risco. As agências de *rating* estão comprometidas com a abordagem do risco de crédito de maneira sistemática e metodológica, de modo que, segundo Caouette, Altman e Narayanan (1999, p. 90), o processo de *rating* não esteja comprometido por pressões mercenárias.

Uma prova da importância que vem sendo dada à gestão de risco de crédito no Brasil é a criação do Sistema de Informação de Crédito. Segundo Aguiar e Parente (2003, p. 317), agregaram-se dados que viabilizam a compreensão dos riscos durante o ciclo integral do crédito, ou seja, desde a avaliação do cliente no momento da concessão até a recuperação dos créditos inadimplentes, passando pela construção de dados que reconhecem hábitos de pagamento e caracterizam as carteiras das instituições.

O modelo em estudo nessa dissertação é o *CreditPortfolioView* da McKinsey (WILSON, 1997a, 1997b, 1998). Destaca-se por considerar a influência de um conjunto de fatores macroeconômicos na probabilidade de inadimplência e na probabilidade de migração na classificação do crédito.

Segundo Mueller (1997, p. 6), os credores necessitam compreender como as alterações na atividade econômica afetam setores específicos de tomadores. Diz ainda, que o conhecimento sobre a estabilidade ou melhora da condição financeira do tomador, no período do empréstimo, tem influência sobre a decisão do crédito.

Como os níveis de inadimplência geral e específico de cada produto são fatores formadores das taxas de juros dos empréstimos, uma correta avaliação do risco de crédito se faz imprescindível. Com uma avaliação de melhor qualidade as organizações concedentes de

empréstimos também poderão preparar estratégias de proteção para o risco de crédito melhores e mais baratas para suas carteiras de crédito. A gestão estratégica de custos necessita de um conhecimento preciso dos custos. Como o risco de crédito é um dos principais componentes formadores da taxa de juros dos empréstimos (custo do dinheiro), uma avaliação do risco de crédito que considere a interferência das variáveis macroeconômicas é mais criteriosa e de melhor qualidade, possibilitando um melhor posicionamento estratégico.

É indiscutível que o Plano Real anulou o componente inercial da formação de preços, desmontando a estrutura econômico-financeira existente. Quando anulada essa componente inercial, eliminando o imposto inflacionário, surgiu uma demanda reprimida como nova fonte de descontrole da inflação, mas, os instrumentos de política monetária conseguiram deter a inflação sob a pena de taxas de juros extremamente elevadas. A tão sonhada estabilidade da moeda trouxe como uma importante consequência uma ampliação no horizonte de planejamento para as decisões organizacionais. E, diante de taxas de juros elevadas, pode-se concluir que é essa ampliação do horizonte de planejamento organizacional a importante componente causadora da expansão das concessões de crédito que se verifica no presente momento. Com a estabilidade as instituições financeiras conseguem conhecer melhor o comportamento dos clientes e, conseqüentemente, podem melhor avaliá-los com relação a concessões de empréstimos. Hoje: o crédito está sendo oferecido em qualquer esquina da cidade.

A estabilidade financeira ganha importância entre as autoridades monetárias e financeiras à medida que o processo de globalização se incrementa, havendo um maior estreitamento das relações entre os mercados financeiros globais:

- redução de obstáculos comerciais;
- redução de barreiras aos fluxos de capitais;
- incremento do fluxo de informações;
- inovações na área financeira;
- desregulamentação;
- avanço da tecnologia;

Por outro lado, existe um crescente risco proveniente dessa maior integração, ou seja, do aumento da possibilidade de contágio. Neste sentido, os bancos centrais devem elevar sua vigilância a vulnerabilidades potenciais que podem ameaçar a estabilidade financeira.

Alguns episódios que destacam a importância de se assegurar a estabilidade financeira, pois propagaram o distúrbio financeiro internacionalmente:

- Crise dos bancos escandinavos (1989);
- Crise do Japão (1990);
- Crise Asiática (1997);
- Fundo LTCM – *Long-Term Capital Management* (1998);
- Crise Russa (1998);
- Crise da Argentina (2001);

Os bancos centrais têm o papel vital de assegurar a estabilidade financeira e de minimizar a fragilidade no sistema financeiro. A questão fundamental é: como as vulnerabilidades no sistema financeiro podem ser detectadas? (KALIRAI; SCHEICHER, 2002)

O método chave que apóia a tarefa de conservação da estabilidade financeira é o teste de estresse macroeconômico, que possibilitam análises quantitativas da fragilidade financeira (KALIRAI; SCHEICHER, 2002). Blaschke *et al* (2001, p. 5) apontam que um dos tipos de testes de estresse é a Análise de Sensibilidade. A Análise de sensibilidade permite mensurar riscos em condições anormais de mercado, proporcionando uma análise de perdas inesperadas.

O presente trabalho se propõe a realizar a estimação de um modelo que possibilite realizar previsões do risco de inadimplência e a realização de análise de sensibilidade da probabilidade de inadimplência perante as variáveis macroeconômicas.

1.2 DELIMITAÇÃO TEÓRICA DO ESTUDO

A Figura 1 apresenta uma estrutura hierárquica não extensiva das áreas de interesse da Administração de Empresas, caminhando por áreas mais abrangentes até localizar a subárea a que pertence o presente trabalho: os modelos *point-in-time* sensíveis aos ciclos da economia.

A última distinção entre modelos estáveis – *through the cycle* – e sensíveis aos ciclos de negócios – *point in time* – revela um dos temas mais atuais em se tratando de modelagem do risco de crédito. Tais tipos de modelos de avaliação do risco de crédito estão em consonância com os esforços para se calcular o capital regulamentar das instituições financeiras e encontram uma grande aplicação prática e não apenas um empenho necessariamente teórico.

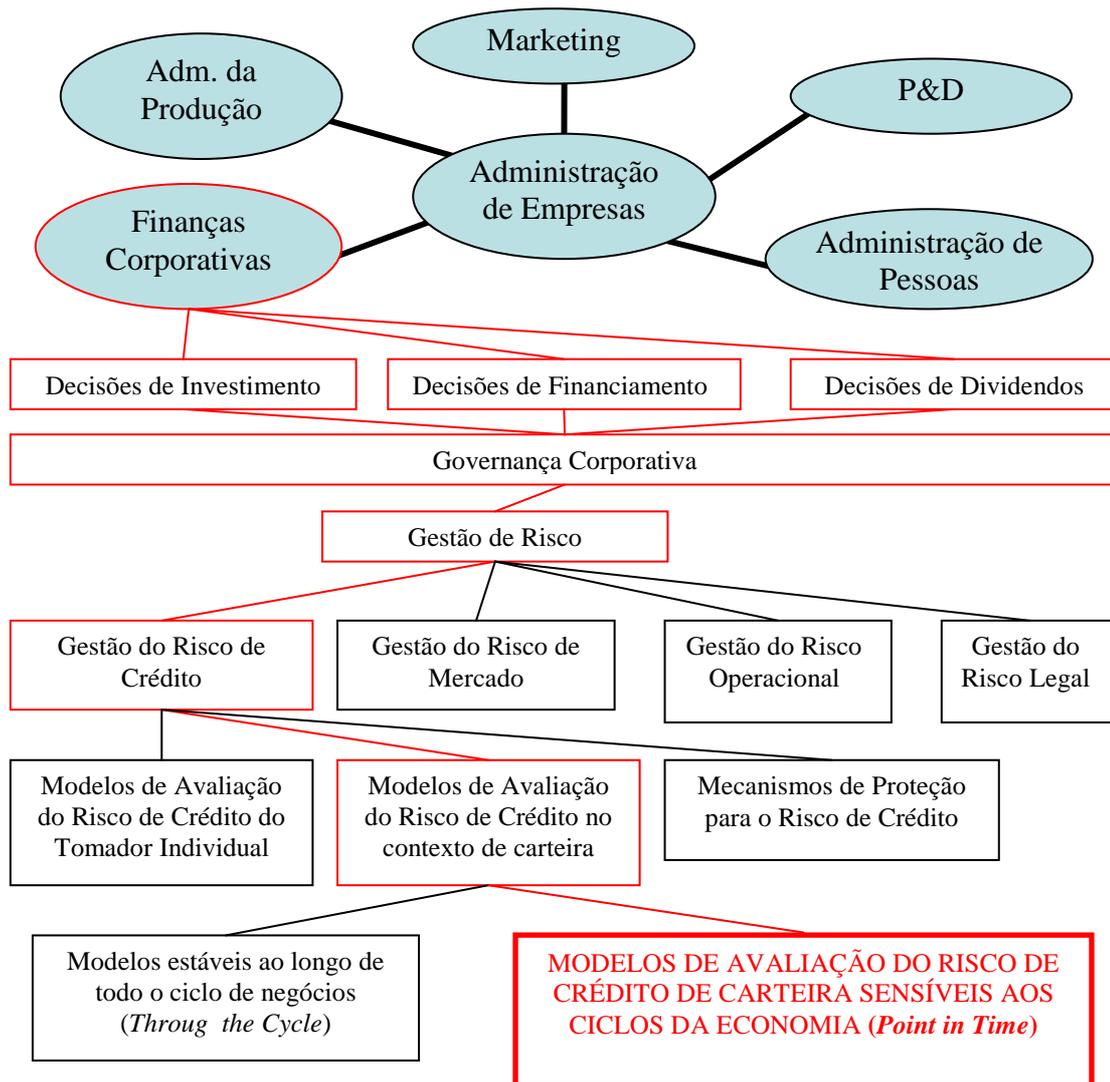


Figura 1 - Delimitação teórica do estudo
 Fonte: referencial teórico do estudo

1.3 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA

Kerlinger (1979, p. 35-36) define o problema da seguinte forma: “um problema é uma questão que pergunta como as variáveis estão relacionadas”. O mesmo autor coloca ainda três critérios de bons problemas de pesquisa e proposições de pesquisa: (1) o problema deve expressar uma relação entre duas ou mais variáveis, embora haja raras exceções nesse critério; (2) o problema deve ser apresentado na forma interrogativa, pois a interrogação tem a virtude de apresentar o problema diretamente; (3) o problema deve ser apresentado de modo que possibilite o teste empírico, ou seja, que seja obtida evidência real sobre a relação apresentada no problema.

Para a formulação do problema de pesquisa desta dissertação, a influência das variáveis macroeconômicas na inadimplência e no risco de crédito possui um apelo intuitivo forte. Os Cc do Crédito, que há trinta anos os bancos já utilizavam para analisar subjetivamente características do tomador, já destacavam a importância da influência do macro ambiente no qual a empresa está inserida a partir do C de Condições. Mostra-se que a inadimplência e o risco de crédito sofrem influência dos ciclos de expansão e recessão da economia. Como exemplo, um aumento da taxa de desemprego, certamente, influenciará a inadimplência e o risco de crédito.

Saunders (2000, p. 47) diz que as atuais metodologias empregadas nos cálculos do VaR – *Value at Risk* – supõem que as probabilidades de alteração do risco de crédito são estáveis para todos os tipos de tomadores ao longo de todo o ciclo de negócios.

Tal simplificação pode acarretar em sérios problemas, pois, segundo Mueller (1997, p. 12), a história revela que os períodos de liquidez de mercado, nas recuperações e nas fases de *boom*, constituem-se em zonas de incubação para a maioria dos problemas de crédito, onde a euforia leva a uma agressividade irresponsável, verificando-se uma expansão da assunção do risco.

O modelo *CreditPortfolioView* da consultoria McKinsey, desenvolvido por Thomas C. Wilson, baseia-se na observação factual de que as probabilidades de inadimplência estão relacionadas com os ciclos da economia. Quando o cenário econômico se deteriora, o risco de crédito se incrementa e, quando ocorre o fortalecimento da economia, o risco de crédito diminui. O interesse acadêmico de aplicar o modelo *CreditPortfolioView* foi reforçado ao se encontrar na literatura relato de aplicação semelhante, realizada por Kalirai e Scheicher (2002) e Boss (2002) do OeNB – *Oesterreichische Nationalbank* (Banco Central da Áustria). Os autores desenvolveram modelos relativos ao risco de crédito com base no modelo *CreditPortfolioView*, acrescentando outras variáveis macroeconômicas separadas por categorias.

Conforme o modelo *CreditPortfolioView*, o risco de crédito pode ser considerado como sendo impulsionado, por exemplo:

- (a) pelas despesas do Governo;
- (b) pelo PIB;
- (c) pela taxa de desemprego;
- (d) pela taxa de juros;
- (e) pela taxa de câmbio;
- (f) pela poupança bruta.

Em vista do que foi relatado anteriormente, pretende-se estimar um modelo macroeconômico, com base no modelo *CreditPortfolioView* e nos modelos do OeNB para responder ao problema:

QUAL A RELAÇÃO ENTRE OS FATORES MACROECONÔMICOS E O RISCO DE INADIMPLÊNCIA DA CARTEIRA DE CRÉDITO AGREGADA DOS BANCOS BRASILEIROS PARA O PERÍODO DE MARÇO DE 2000 A SETEMBRO DE 2006?

2 DEFINIÇÃO DOS OBJETIVOS DA PESQUISA

Os objetivos da pesquisa consistem na apresentação das intenções a serem perseguidas e alcançadas pelo trabalho. O objetivo geral sintetiza o que se pretende alcançar. Os objetivos específicos são desdobramentos do objetivo geral, explicitando seus detalhes.

2.1 OBJETIVO GERAL

Caracterizar a relação entre os fatores macroeconômicos e o risco de inadimplência da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros para o período de março de 2000 a setembro de 2006.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Desdobrando o objetivo geral, aqui são apresentados os objetivos específicos:

(1) **Identificar as variáveis macroeconômicas** capazes de explicar o comportamento do risco de inadimplência da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros para o período de março de 2000 a setembro de 2006.

(2) Com base no modelo *CreditPortfolioView* e nos modelos do OeNB, estimar um modelo, que demonstre a relação (equação) entre o risco de inadimplência da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros e as variáveis macroeconômicas significantes para o período de março de 2000 a setembro de 2006.

(3) Verificar a **capacidade de predição do modelo estimado** por meio de testes econométricos, ao se comparar os dados estimados com os dados reais;

(4) Analisar a sensibilidade da probabilidade de inadimplência da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros às variações de cada variável macroeconômica significativa.

A Figura 2 apresenta o mapa de objetivos da pesquisa, identificando a seqüência da consecução dos objetivos específicos e relacionando-os com a respectiva etapa em que se planejou sua execução.

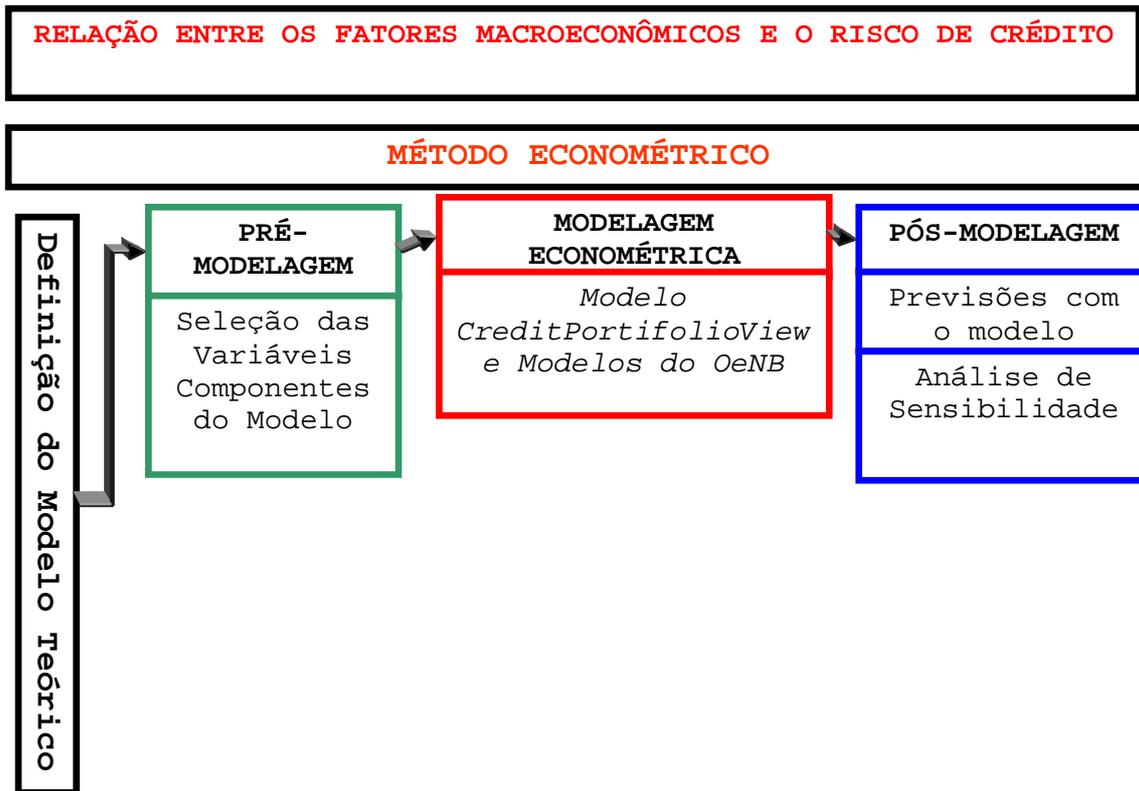


Figura 2 - Mapa dos Objetivos

Fonte: referencial teórico do estudo

3 JUSTIFICATIVAS

Nesta parte do trabalho se descreve a oportunidade que determinou a escolha do tema de pesquisa, a importância de seu desenvolvimento, as vantagens e benefícios que o trabalho irá proporcionar.

Segundo Richardson (1999, p. 55), nesta parte explicitam-se os motivos de ordem teórica e prática que justificam a pesquisa. Afirma ainda que se deve explicar os motivos que justificam a pesquisa no plano teórico, com as possíveis contribuições do estudo para o conhecimento humano, e no plano prático, para a solução do problema em questão.

3.1 JUSTIFICATIVA TEÓRICA

Segundo Saunders (2000, p. 47): as atuais metodologias empregadas nos cálculos do **VaR** – *Value at Risk* – supõem que as probabilidades de alteração do risco de crédito são **estáveis** para todos os tipos de tomadores **ao longo de todo o ciclo de negócios**.

Mueller (1997, p. 12) afirma que a história revela que os períodos de liquidez de mercado, **nas recuperações e nas fases de boom**, constituem-se em **zonas de incubação** para a maioria dos **problemas de crédito**, onde a euforia leva a uma agressividade irresponsável, verificando-se uma expansão da assunção do risco.

O modelo *CreditPortfolioView* da consultoria McKinsey, desenvolvido por Thomas C. Wilson (1997a, 1997b, 1998), baseia-se na observação factual de que **as probabilidades de inadimplência estão relacionadas com os ciclos da economia**.

A escolha do modelo *CreditPortfolioView* foi determinada por sua relevância percebida no fato de seus trabalhos serem citados por diversos autores relevantes do assunto de risco de crédito, como, dentre outros: Saunders (2000), Caouette, Altman e Narayanan (1999), Crouhy, Galai e Mark (2000, 2001 e 2004), Carneiro (2002).

Allen e Saunders (2003, p. 13), autores consagrados na área de risco de crédito, destacam em seu *working paper* publicado pelo BIS, que o modelo *CreditPortfolioView* é o modelo patenteado mais avançado que leva em consideração consideração dos fatores cíclicos.

Foi escolhido o período de março de 2000 até setembro de 2006 para o presente estudo, pois as séries de categorias de crédito definidas pela Resolução 2682/99 do Conselho

Monetário Nacional têm início em março de 2000 e setembro de 2006 foi escolhido como data limite para encerramento das análises.

3.2 JUSTIFICATIVA PRÁTICA

Um exemplo recente da influência das variáveis macroeconômicas no risco de crédito aconteceu em janeiro de 1999, quando o governo acabou com a âncora cambial, adotando um regime de taxa de câmbio flutuante. O dólar comercial para compra saltou de **R\$1,2070** em 04/01/1999 para **R\$ 1,9824** em 29/01/1999, ou seja, um aumento de **64,24%** (dados IPEADATA). Diversos contratos **indexados pelo dólar** (por exemplo: de leasing) não puderam ser honrados. Uma organização que estivesse devendo dez mil reais passou a ficar devendo mais de dezesseis mil reais. Tal fenômeno pode ser nitidamente verificado no Gráfico 1. Milhares de brasileiros que tinham contrato de leasing indexado pelo dólar não conseguiram honrar seus pagamentos. Alguém que tivesse uma posição estratégica de *hedge* com derivativos, certamente teria seu risco praticamente anulado.

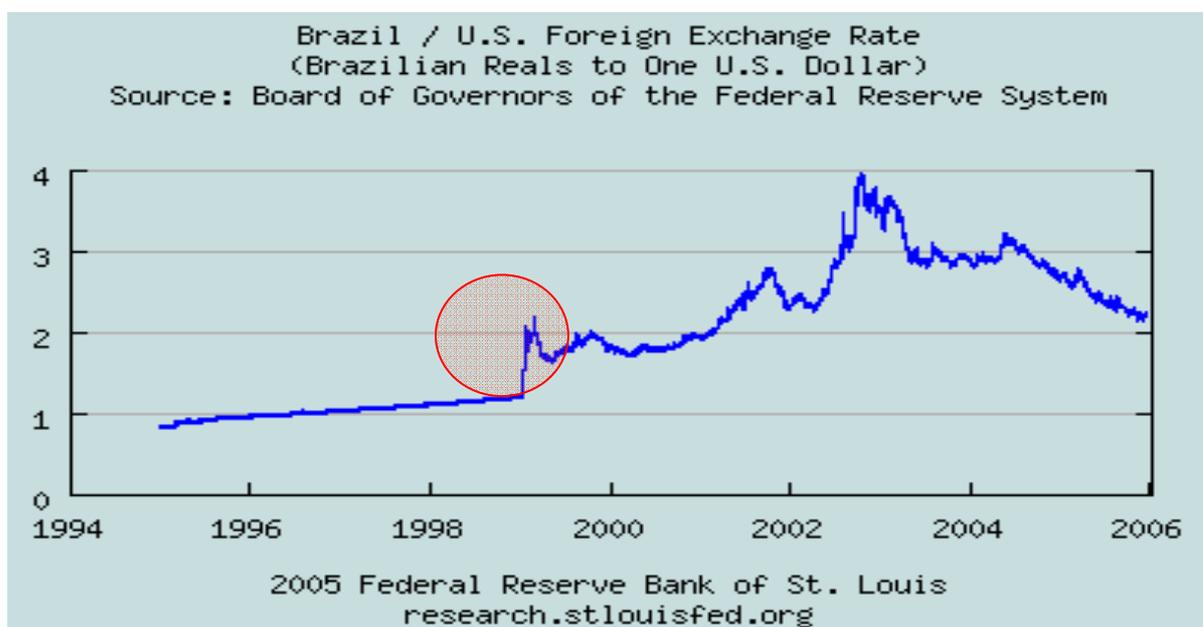


Gráfico 1 - Quebra estrutural na série da taxa de câmbio do dólar
Fonte: FRED, 2006

A consideração da interferência das variáveis macroeconômicas possibilita uma avaliação do risco de crédito com maior precisão, permitindo que as instituições concessionárias de crédito possam gerir seus custos de forma estratégica, tendo em vista que o risco de crédito é um dos principais componentes da formação da taxa de juros dos empréstimos e que a competição por mais clientes é cada vez mais acirrada.

Com uma avaliação de melhor qualidade as organizações concedentes de empréstimos também poderão preparar estratégias de proteção para o risco de crédito melhores e mais baratas para suas carteiras de crédito.

Para uma gestão estratégica de custos é necessário um conhecimento preciso dos custos. Como o risco de crédito é um dos principais componentes formadores da taxa de juros dos empréstimos (custo do dinheiro). Uma avaliação do risco de crédito que considera a interferência das variáveis macroeconômicas é mais criteriosa e de melhor qualidade, possibilitando um melhor posicionamento estratégico.

4 BASE TEÓRICO-EMPÍRICA

Nesta parte do trabalho é apresentado o referencial teórico, objetivando a fundamentação teórica do objeto de investigação e que dará sustentação ao desenvolvimento da pesquisa. É resultante de um processo de levantamento e análise do que já foi publicado sobre o assunto da pesquisa.

Segundo Saunders, M. *et al* (2000, p. 42), existem duas razões principais para a revisão da literatura:

- a busca preliminar ajudará a gerar e a refinar as idéias de pesquisa;
- a revisão crítica é parte do próprio projeto de pesquisa.

4.1 CERTEZA, INCERTEZA E RISCO

Bernstein (1997, p. 8) mostra o sentido da palavra risco, dizendo que a palavra deriva do italiano antigo *risicare*, que tem como significado: ousar. E completa dizendo que desta forma: “o risco é uma opção e não um destino”.

Uma noção ampla da palavra risco está sempre ligada a uma finalidade a ser alcançada a partir de meios que ofereçam ou possam oferecer algum tipo de perda ou perigo, ou seja, alguém normal só corre um risco com o intuito de obter algo ou alcançar um objetivo. Por exemplo, quando uma pessoa entra num carro, objetivando chegar em algum lugar, corre o risco de um acidente de trânsito. Um pai correria até um risco de morrer para salvar um filho. Um jovem corre risco de vida, correndo com uma motocicleta, para ganhar a admiração de seus colegas.

Na atividade financeira a finalidade a ser alcançada é o retorno e a possibilidade de perda para alcançar esse retorno é o risco.

Weston e Brigham (2000, p. 155) definem risco como sendo a possibilidade de que algum acontecimento desfavorável venha a acontecer.

Duarte Jr. (1999, p. 53) define risco como “uma medida da incerteza associada aos retornos esperados de investimentos”.

Observando os últimos conceitos: não se faz necessário que, para haver perda financeira, o retorno alcançado seja negativo, basta apenas que seja menor que o retorno esperado.

Apesar de o termo risco ser usado alternativamente como incerteza, em finanças é oportuno distinguir risco de incerteza. Neste sentido Bernstein (1997, p. 219) diz que o primeiro autor a lidar explicitamente com a tomada de decisões sob condições de incerteza é Frank H. Knight.

Knight (1921, tradução nossa) faz essa distinção entre risco e incerteza:

Mas incerteza deve ser compreendida de modo radicalmente distinto da noção familiar de Risco do qual nunca esteve corretamente separado. O termo “risco”, como incoerentemente usado em fala cotidiana e em discussão econômica, realmente cobre duas coisas que, ao menos funcionalmente, em suas relações causais para os fenômenos de organização econômica, é categoricamente diferente. [...] O fato essencial é que “risco” significa em alguns casos uma quantidade capaz de receber medida, enquanto que em outros momentos não é distinguível esse caráter; e há diferenças amplas e cruciais nas orientações do fenômeno que depende de qual dos dois está realmente presente e operante. Há outras ambigüidades no termo “risco” propriamente dito, que serão mostradas; mas esta é a mais importante. Percebe-se que uma incerteza mensurável, ou “risco” propriamente, como nós usaremos o termo, é tão diferente de algo imensurável que não seria de fato uma incerteza. Nós restringiremos o termo “verdadeira incerteza” para casos do tipo não quantitativo. É esta “verdadeira” incerteza, e não risco, como foi discutido, que forma a base de uma teoria válida de lucro e contas para a divergência entre competição atual e teórica.¹

Silva (1988, p. 34) também distingue risco e incerteza:

(a) Risco existe quando o tomador da decisão pode basear-se em probabilidades objetivas para estimar diferentes resultados, de modo que sua expectativa se baseia em dados históricos e, portanto, a decisão é tomada a partir de estimativas julgadas aceitáveis pelo tomador de decisões.

¹ *But Uncertainty must be taken in a sense radically distinct from the familiar notion of Risk, from which it has never been properly separated. The term "risk," as loosely used in everyday speech and in economic discussion, really covers two things which, functionally at least, in their causal relations to the phenomena of economic organization, are categorically different. [...] The essential fact is that "risk" means in some cases a quantity susceptible of measurement, while at other times it is something distinctly not of this character; and there are far-reaching and crucial differences in the bearings of the phenomenon depending on which of the two is really present and operating. There are other ambiguities in the term "risk" as well, which will be pointed out; but this is the most important. It will appear that a measurable uncertainty, or "risk" proper, as we shall use the term, is so far different from an unmeasurable one that it is not in effect an uncertainty at all. We shall accordingly restrict the term "uncertainty" to cases of the non-quantitative type. It is this "true" uncertainty, and not risk, as has been argued, which forms the basis of a valid theory of profit and accounts for the divergence between actual and theoretical competition.*

(b) Incerteza: ocorre quando não se dispõe de dados históricos acerca de um fato, o que poderá exigir que o tomador de decisões faça uma distribuição probabilística subjetiva, isto é, baseado em sua sensibilidade pessoal.

Portanto, simplificadamente: risco é uma possibilidade mensurável de se obter um retorno aquém do esperado. Caso seja inviável medir tal possibilidade, tem-se uma incerteza.

Steiner Neto (1998, p. 45) sintetiza essa discussão em três condições sobre o conhecimento do futuro de um resultado: de certeza, de incerteza e de risco:

- A condição de certeza existe quando o decisor sabe, com grau absoluto de certeza, que, se tomar certa decisão, certo e preciso ocorrerá. Esse resultado deverá ser perfeitamente determinado. Assim, não basta haver estimativa de dia quente. A condição de certeza implica determinar a temperatura correta que, com certeza, irá ocorrer. Por se tratar de situação muito complexa e difícil de prever, a condição de certeza é praticamente inexistente, exceto em situações simples;
- A condição de risco supõe que existe uma gama de situações ou resultados possíveis, todos eles sabidos de antemão e que é possível determinar para cada um a probabilidade de ocorrência; essa probabilidade pode ser obtida por conhecimento prévio, estimada por técnicas específicas ou estabelecida por critérios subjetivos. A soma de todos os resultados possíveis deve ser sempre igual a 1;
- A condição de incerteza consiste em não existir nenhuma possibilidade de prever a probabilidade de ocorrência de cada um dos resultados, embora estes sejam conhecidos. Não se trata de não ser possível prever um fato, ou um resultado. Isto é até possível. A condição de incerteza supõe que não é possível estabelecer a estimativa da probabilidade de ocorrência do resultado.

O Quadro 1 demonstra um resumo das condições citadas.

Condição de	Resultados Possíveis	Probabilidade de Ocorrência dos <i>outcomes</i>
Certeza	Um	100%
Incerteza	Vários	Desconhecida ou impossível de determinar
Risco	Vários	Conhecida ou determinável

Quadro 1 - Quadro resumo de tipos de condições e resultados possíveis

Fonte: Steiner Neto (1998, p. 48)

4.1.1 Definição Quantitativa do Risco

Securato (1996, p. 27) apresenta o risco de forma pragmática como uma probabilidade e como um desvio padrão.

Em algumas definições de risco mostradas anteriormente foram colocadas a idéia de probabilidade. No cálculo de probabilidades, o evento certo corresponde à probabilidade igual a 1. Sendo assim, o evento não certo pode ser expresso como uma probabilidade. Supondo que o conjunto de eventos possíveis na tentativa de atingir um determinado objetivo numa tomada de decisões seja de dois tipos: sucessos e fracassos. Os sucessos são os eventos que atingem os objetivos e os fracassos são os eventos que não permitem atingir os objetivos. Nessa situação, pode-se definir risco como a probabilidade de ocorrerem os fracassos (SECURATO, 1996, p. 28).

Quando se calcula uma média de uma distribuição de probabilidades, a grande questão é saber se esta média é uma boa representação da distribuição de probabilidades. A resposta a essa questão é o desvio padrão, pois ele informa o grau de concentração das probabilidades em torno da média. Quanto menor o desvio padrão, maior a concentração das de probabilidades em torno da média e mais representativa é a média. Dada uma variável objetivo, a decisão será tomada com base na média da distribuição dessa variável, nessa decisão corre-se o risco de que essa média não seja representativa da distribuição. Por definição, esse risco é o desvio padrão dessa variável objeto (SECURATO, 1996, p. 31).

O presente estudo utiliza a probabilidade como definição quantitativa de risco.

4.2 TIPOS DE RISCO NA ATIVIDADE BANCÁRIA

Nesse momento, cabem aqui os dizeres de Schrickel (1998, p. 45): “O negócio de um banco implica assumir riscos de banqueiro e jamais riscos de empresário”. E continua: “consoante sua vocação e função, um banco comercial almeja financiar o empresário, e não necessariamente tornar-se seu sócio”.

Em julho de 1993 o G30 publicou o estudo *Derivatives: practices na principles*² no qual divide o risco global em quatro grandes grupos: mercado, crédito, operacional e legal (SILVA NETO, 1999).

² Derivativos: práticas e princípios

Segundo Duarte Júnior (2005), tal classificação é importante, pois, desta forma, os riscos são classificados pelos tipos de fatores que geram a incerteza sobre cada um deles.

4.2.1 Risco de Mercado

Duarte Jr. (1999) define o risco de mercado como uma medida da incerteza relacionada aos retornos esperados de um investimento em decorrência de variações em fatores de mercado como taxas de juro, taxas de câmbio, preços de *commodities* e ações. E o exemplo que Duarte Jr. (1999, p. 53) utiliza facilita a compreensão da definição: “um joalheiro que mantém grande quantidade de ouro, prata e platina para seu trabalho diário; as variações dos preços destes metais preciosos no mercado internacional causam variações no patrimônio de sua joalheria”.

4.2.2 Risco Operacional

O comitê da Basileia (BIS, 1997) define risco operacional como o risco de perdas resultantes de processos, pessoas e sistemas internos inadequados ou falhos, ou de eventos externos. Duarte Jr. (1999, p. 54) define risco operacional como “uma medida das possíveis perdas em uma instituição caso seus sistemas, práticas e medidas de controle não sejam capazes de resistir a falhas humanas ou situações adversas de mercado”.

4.2.3 Risco Legal

Quanto a esse risco, Brito (2003, p. 17) apresenta a seguinte definição:

O risco legal decorre de questionamentos jurídicos referentes às transações efetuadas, contrariando as expectativas da instituição e tornando-se potencial fonte de perdas ou perturbações que podem afetar negativamente a organização. A área jurídica das instituições financeiras é a responsável pela avaliação da ocorrência desse tipo de risco.

4.2.4 Risco de Crédito

Como o assunto do presente trabalho é o risco de crédito, uma análise mais profunda desse tipo de risco se faz necessária.

Crédito é todo ato de vontade ou disposição de alguém de destacar ou ceder, temporariamente, parte do seu patrimônio a um terceiro, com a expectativa de que esta parcela volte a sua posse integralmente depois de decorrido o tempo estipulado (SHRICKEL, 1998, p. 25). Integralmente pode ser interpretado como o montante do principal adicionado aos custos de utilização deste capital.

Segundo Santos (2000, p. 15), “o crédito inclui duas noções fundamentais: confiança, expressa na promessa de pagamento; e o tempo, que se refere ao período fixado entre a aquisição e a liquidação da dívida”. Portanto, nesse contexto, tem-se Silva (1988, p. 34) que afirma ser o risco de crédito caracterizado pelos “diversos fatores que poderão contribuir para que aquele que concedeu o crédito não receba do devedor o pagamento na época acordada”.

Duarte Jr. define risco de crédito da seguinte forma: “uma medida das perdas potenciais de um fundo de investimento decorrentes de uma obrigação não honrada, ou da capacidade modificada de uma contraparte em honrar seus compromissos, resultando em perda financeira”.

Schrickel (1998, p. 45) completa dizendo que “O risco sempre estará presente em qualquer empréstimo. Não há empréstimo sem risco. Porém, o risco deve ser razoável e compatível ao negócio do banco e à sua margem mínima almejada (receita)”.

A partir dos conceitos apresentados, pode-se destacar duas principais dimensões do risco de crédito: a expectativa de recebimento da importância integral dos pagamentos e o prazo estipulado. Portanto, o risco de crédito é a possibilidade de frustração do recebimento integral no prazo estipulado.

De uma forma geral, o risco deve ser compreendido como o grau de incerteza que envolve uma operação de crédito por parte dos agentes econômicos. Logo, ele é visto como um mensurador que pode transferir ao decisor de uma concessão de crédito a informação para fundamentar sua decisão de realizar ou não o crédito, além de dar conhecimento de seu custo agregado aliado à quantidade de incertezas presentes na operação a ser concretizada.

Percebe-se que a cada concessão de financiamento, o futuro credor assume o risco de não-recebimento, ou seja, o tomador pode não honrar o compromisso de pagar por várias razões. Os motivos que levam o tomador a não pagar sua dívida podem estar relacionados ao seu caráter, à sua capacidade de gestão dos negócios, fatores externos adversos, incapacidade de geração de caixa, dentre outros.

Os motivos, descritos anteriormente, possuem características de riscos próprias e que deverão ser levantadas ao instante da concessão do empréstimo, podendo ser sumarizadas em

fraca estrutura tecnológica que não dá suporte operacional e poder de competição, estratégia de identificação inadequada das oportunidades de negócios oferecidas pelo mercado.

Duarte Jr. (2005, p. 5-6) mostra que o risco de crédito abrange vários riscos: risco de inadimplência, risco de degradação, risco de garantia, risco soberano e risco de concentração de crédito. Duarte Jr. ainda define da seguinte forma cada um desses tipos de risco de crédito:

- **risco de inadimplência:** “perdas potenciais decorrentes de uma contraparte não poder fazer os pagamentos devidos de juros ou principal no vencimento destes”;
- **risco de degradação:** “perdas potenciais devido à redução de *rating* de uma contraparte”;
- **risco de garantia:** “perdas potenciais devido à redução do valor de mercado das garantias de um empréstimo”;
- **risco soberano:** “perdas potenciais decorrentes de uma mudança na política nacional de um país que afete sua capacidade de honrar seus compromissos”;
- **risco de concentração de crédito:** “perdas potenciais diante da concentração da exposição de crédito em poucas contrapartes”.

O risco de crédito pode ser estudado sob diferentes pontos de vista:

- ótica do tomador;
- ótica do prestador.
- O risco de crédito pode ser estudado sob diferentes abordagens:
- abordagem de operação (tomador individual: uma pessoa física ou uma organização);
- abordagem de carteira.

Esse trabalho pretende estudar o risco de crédito, na forma de risco de inadimplência, sob a ótica do prestador para uma abordagem de carteira.

4.3 ANÁLISE E AVALIAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO

Conforme Santos (2000, p. 44), “o objetivo do processo de análise de crédito é o de averiguar a compatibilidade do crédito solicitado com a capacidade financeira do cliente”.

Schrickel (1998, p. 27) evidencia as idéias centrais da análise de crédito:

A análise de crédito envolve a habilidade de fazer uma decisão de crédito, dentro de um cenário de incertezas e constantes mutações e informações incompletas. Esta habilidade depende da capacidade de analisar logicamente situações, não raro complexas, e chegar a uma conclusão clara, prática e factível de ser implementada.

E a avaliação dos riscos também deve ser feita após a concessão do crédito e, neste sentido, cabe o alerta de Caouette, Altman e Narayanan (1999, p. 101): “Muito poucos profissionais concedem empréstimos ruins, as condições do cliente é que se deterioram, fazendo com que os empréstimos se tornem ruins, e a análise de crédito tradicional faz presunções de manutenção destas condições até o vencimento”.

Diante do enorme ferramental utilizado para a avaliação do risco de crédito pode-se distinguir os modelos de avaliação do risco de crédito: (1) quanto ao processo de análise, modelos de avaliação subjetiva e quantitativa; (2) quanto ao objeto de avaliação, modelos para o tomador individual e para carteira; (3) quanto às condições da economia, modelos que presumem manutenção das condições até o vencimento e modelos que consideram explicitamente a influência dos ciclos da economia na avaliação do crédito.

Segundo Caouette, Altman e Narayanan (1999, p. 119-120), as técnicas mais comumente empregadas são: técnicas econométricas, redes neurais, modelos de otimização, sistemas especialistas ou baseados em regras, sistemas híbridos utilizando computação, estimativa e simulação diretas.

Não se pretende, neste momento construir uma tipologia dos modelos de risco de crédito, mas sim um esquema didático para compreender o lócus de estudo desse. Na Figura 3 pode-se observar alguns tipos de modelos de risco de crédito. O presente trabalho se encaixa na área de intersecção entre os modelos sensíveis aos ciclos econômicos e entre os modelos econométricos.

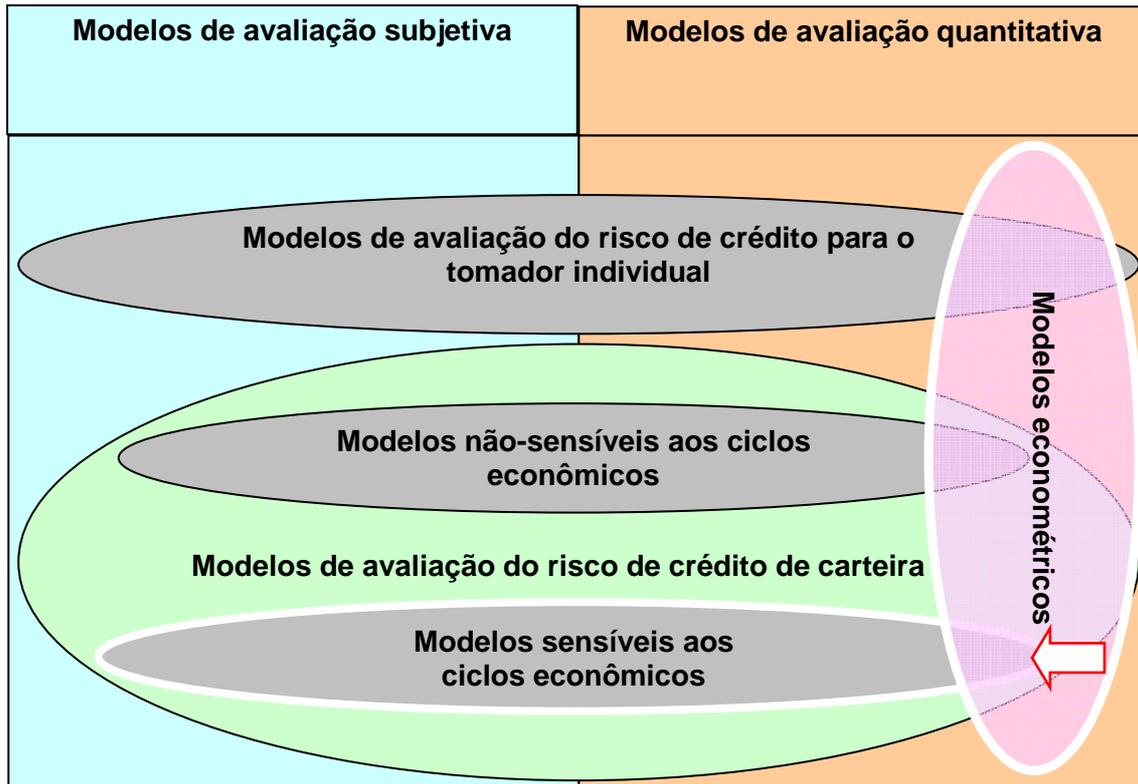


Figura 3 - Modelos de avaliação do risco de crédito e os modelos econométricos

Fonte: elaborado a partir do referencial teórico do estudo

4.4 ANÁLISE DE CRÉDITO SUBJETIVA E OS CC DO CRÉDITO

Há quase trinta anos atrás, a maioria dos bancos dependia exclusivamente de critérios subjetivos para analisar o crédito. Essencialmente, os bancos, usavam informações sobre diversas características do tomador, tais como os cc do crédito. Ainda hoje, muitos bancos continuam a depender principalmente de uma análise de crédito tradicional para avaliar tomadores em potencial (CAOUILLE; ALTMAN; NARAYANAN, 1999, p. 127-129).

A avaliação subjetiva se baseia na experiência adquirida dos analistas, disponibilidade de informações e qualidade dos controles gerenciais (SANTOS, 2000, p. 47).

Caouette, Altman e Narayanan (1999, p. 93-94) afirmam:

a análise clássica de crédito é um sistema especializado que depende, acima de tudo, do julgamento subjetivo de profissionais treinados. Pessoas são transformadas em especialistas em crédito ao longo de suas carreiras, obtendo maior autoridade à medida que adquirem experiência e demonstram suas habilidades.

Serão apresentados os cc do crédito, pois eles trazem conceitos importantes para a compreensão da análise do risco de crédito. Na literatura encontram-se trabalhos sobre os 3, 4, 5 ou 6 cc do crédito, que conforme Silva (1988, p. 130-134) são Caráter, Capacidade, Capital,

Colateral, Conglomerado e Condições (do inglês *Character, Capacity, Capital, Collateral, Conglomerate e Conditions*).

4.4.1 Caráter

Conforme Bueno (2003, p. 64),

O caráter está relacionado à intenção, a firmeza de vontade, a determinação do tomador de crédito em honrar ou não os compromissos assumidos. Está ligado à honestidade e reflete-se no esforço para cumprir uma obrigação... Sabe-se que alguns devedores podem chegar a desfazer-se de bens essenciais para resolver seus compromissos. Já outros não se dispõem a fazer qualquer esforço para tanto. É óbvio que os dois grupos não possuem o mesmo caráter.

Nesse sentido, Silva (1988, p. 130) lembra que:

A experiência do banco ou de uma empresa que esteja concedendo crédito, em termos de conhecimento de seu cliente, bem como informações obtidas junto a outros bancos e/ou fornecedores, traduz-se num eficiente instrumento de conhecimento da pontualidade do devedor no cumprimento de suas obrigações.

Silva (1988, p. 130) faz uma ressalva dizendo que alguém pode atrasar ou deixar de pagar em razão de não dispor de recursos, situação que não é decorrência de seu caráter, mas completa: “de qualquer forma, os dados relativos ao passado de uma pessoa podem ser instrumentos úteis para a decisão de crédito”.

Santos (2000, p. 45) concorda dizendo: “Para análise desse critério, é indispensável que existam informações históricas do cliente (internas e externas ao banco) que evidenciem intencionalidade e pontualidade na amortização de empréstimos”.

4.4.2 Capacidade

Sobre a capacidade Bueno (2003, p. 66) diz “para efeito de análise de risco de crédito entende-se a capacidade no sentido de habilidade, competência empresarial ou profissional do proponente, bem como o seu potencial de gestão, produção e comercialização”.

E completa: “ainda que o cliente possua um caráter indiscutível e queira realmente honrar os compromissos, não terá como fazê-lo se a empresa não for capaz de gerar os recursos necessários”.

Santos (2000, p. 46) diz que a capacidade é analisada “quanto à habilidade dos clientes no gerenciamento e conversão de seus negócios em renda ou receita”.

Bueno (2003, p. 67) aponta os objetos de análise:

- administradores: a formação profissional destes, se possível a formação acadêmica também, sua experiência no ramo de atuação no qual a empresa que ele dirige está inserida, sucessão;

- empresa: suas instalações, seus métodos de trabalho, crescimento, idade, a estratégia empresarial, a organização e funcionamento. Quanto maior for o porte da empresa, mais se recomenda aprofundar a análise, até pelo fato que devido ao grande porte da empresa, a possibilidade das quantias envolvidas em operações de crédito e risco serem muito mais elevadas e a complexidade administrativa maior.

4.4.3 Capital

Conforme Silva (1988, p. 155) “o capital refere-se à situação econômico-financeira da empresa, no que diz respeito aos seus bens e recursos possuídos para saldar seus débitos”.

Santos (2000, p. 46) diz que as fontes usuais para avaliação do capital das empresas são os demonstrativos contábeis e para as pessoas físicas são as declarações de imposto de renda.

4.4.4 Colateral

Colateral traz a noção do que está ao lado e que tem direção aproximadamente paralela. Colateral é conectado, mas menos importante, é adicional. Na medicina, fala-se dos efeitos colaterais dos medicamentos, ou seja, o remédio tem uma finalidade, mas pode trazer outras implicações.

Na análise de crédito, segundo Silva (1988, p. 155), colateral refere-se à capacidade do cliente em oferecer garantias complementares. A garantia é uma obrigação acessória a uma obrigação principal, isto é, colateral, ao lado, paralela.

Silva alerta ainda que, como obrigação acessória, o colateral deve ser considerado como uma fase complementar à análise de crédito, pois as garantias não fazem parte do risco de crédito. De acordo com o risco identificado nas outras etapas do processo de análise se ajusta a garantia necessária, ou seja, a garantia vem como uma forma de reduzir o risco identificado.

Mas Hynes (1998, apud SANTOS, 2000, p. 47) destaca a importância inibidora da vinculação de bens em contratos de empréstimos, ao considerar que os clientes tendem a ser mais propensos a amortizar dívidas para reaver seus bens.

4.4.5 Conglomerado

Segundo Silva (1988, p. 164), conglomerado refere-se “à análise não apenas de uma empresa específica que esteja pleiteando crédito, mas também ao exame do conjunto do conglomerado de empresas no qual a pleiteante de crédito esteja contida”. Lembra ainda que existe uma tendência das empresas seguirem as políticas e diretrizes do controlador; sendo dessa forma, dificilmente a avaliação nos fatores caráter e capacidade é diferente entre as empresas de um mesmo grupo.

4.4.6 Condições

Santos (2000, p. 47) afirma que as condições estão associadas “com a análise do impacto de fatores sistemáticos ou externos sobre a fonte primária de pagamento”.

Silva (1988, p. 140) mostra que existe um macro ambiente em que a empresa está situada, exercendo forte influência na atividade empresarial: “nesse macro ambiente estão o governo, a conjuntura internacional e os concorrentes, por exemplo”. As forças desse macro ambiente tanto se manifestam de forma positiva, representando oportunidades para as empresas, quanto constituem ameaças, trazendo dificuldades.

No caso do modelo *CreditPortfolioView*, sua principal característica em relação aos outros métodos é a consideração explícita das condições macroeconômicas como impulsionadoras do risco de crédito.

4.5 SISTEMAS DE CLASSIFICAÇÃO DE CRÉDITO – RATINGS

As agências de *ratings* agrupam as empresas de emissões de títulos de crédito de acordo com sua probabilidade de *default* e atribuem para cada grupo uma classificação de *rating*.

Nos Estados Unidos as agências mais conhecidas são a Moody's, a Standard and Poor's e a Fitch. No Brasil, as mais conhecidas são a Austin *Rating*, SR *Rating* e a Atlantic Capital, além das filiais destas empresas americanas.

Um *rating* representa uma opinião de uma agência com relação à capacidade e ao desejo de certo devedor em adimplir. E essa é uma opinião muito importante, pois como lembram Caouette, Altman e Narayanan (1999, p. 90) as agências de *rating* adquiriram um

enorme poder como guardiãs dos mercados de capitais, e, que graças a uma combinação de metodologia, tecnologia e cultura, elas tiveram sucesso ao dar aos investidores um guia de risco de crédito relativamente confiável. As agências de *rating* têm uma enorme responsabilidade, pois se elas falharem em seu trabalho, os investidores, com certeza perderão dinheiro por isso.

Segundo Löffler (2004, p. 696, tradução nossa):

As agências de *rating* Fitch, Moody's e Standard & Poor's desempenham um papel importante no funcionamento dos mercados de crédito. Suas avaliações são usadas para estimar o risco de dívidas, computar o capital econômico e regulador, ou calibrar avaliações internas de bancos e outras instituições financeiras".³

Conforme Crouhy, Galay e Mark (2004, p. 233), os sistemas de classificação de crédito objetivam a avaliação do risco de crédito, baseando-se tanto em avaliações qualitativas quanto em quantitativas. Os analistas levam em consideração diversos atributos de uma empresa: gerenciais, financeiros, quantitativos e qualitativos. Os analistas certificam-se da saúde financeira da empresa e verificam se os lucros e os fluxos de caixa são suficientes para cobrir as obrigações de seu endividamento. Devem ser analisadas a qualidade e a liquidez dos ativos da empresa. Também devem ser avaliadas as características do setor da empresa e sua posição relativa nesse setor.

O processo de classificação (Figura 4) passa por questões de análise de riscos soberanos e macroeconômicos, previsões setoriais e tendências regulatórias, chegando a atributos específicos como a qualidade da gerência e posições operacionais e financeiras (CROUHY; GALAY; MARK, 2004, p. 236).

³ *Rating agencies such as Fitch, Moody's or Standard & Poor's play an important role for the functioning of credit markets. Their ratings are used to price risky debt, to compute economic and regulatory capital, or to calibrate internal ratings of banks and other financial institutions.*



Figura 4 - Análise de Classificação da Moody's para empresa industrial
Fonte: Crouhy et al, 2004, p. 237.

As agências de *rating* são especializadas na avaliação de capacidade creditícia. A partir das categorias de *rating*, pode-se chegar à probabilidade de inadimplência das empresas avaliadas, nas reservas de capital para perdas inesperadas e nas reservas para perdas esperadas decorrentes de empréstimos. Quanto mais baixa a classificação, maior é o risco de os pagamentos do principal e dos juros não serem efetuados.

Como exemplo de classificação, no Quadro 2, seguem as categorias de classificação da *Standard and Poor's* e suas descrições.

Categoria	Definição
AAA	Uma obrigação classificada como AAA tem a mais alta classificação. A capacidade do tomador de atender seu compromisso financeiro sobre a obrigação é extremamente forte.
AA	Uma obrigação classificada como AA difere das obrigações com classificações mais elevadas em pequeno grau. A capacidade do tomador de atender seu compromisso financeiro sobre a obrigação é muito forte.
A	Uma obrigação classificada como A é um tanto mais suscetível aos efeitos adversos de mudanças de circunstâncias e de condições econômicas do que as classificações mais altas. A capacidade do tomador de atender seu compromisso financeiro sobre a obrigação ainda é forte.
BBB	Uma obrigação classificada como BBB tem parâmetros adequados para proteção. Mas, condições econômicas adversas ou a mudança de circunstâncias induzirão a uma maior probabilidade de enfraquecimento da capacidade de adimplir do tomador.
BB	Uma obrigação BB é menos vulnerável a inadimplência do que outras emissões especulativas. Mas a exposição contínua a incertezas ou a adversidades nos negócios, nas finanças ou na economia poderia levar a inadequação da capacidade e ou da disposição do tomador a adimplir.
B	Uma obrigação classificada como B é mais vulnerável a inadimplência do que as BB, mas o tomador ainda tem atualmente capacidade de atender seu compromisso financeiro. Adversidades nos negócios, nas finanças ou na economia provavelmente prejudicarão a capacidade ou a disposição do tomador atender seu compromisso.
CCC	Uma obrigação classificada como CCC é no presente momento vulnerável ao não pagamento e depende de condições favoráveis nos negócios, nas finanças ou na economia para que o tomador possa atender seu compromisso financeiro.
CC	Uma obrigação classificada como CC é no presente momento altamente vulnerável ao inadimplemento.
C	A classificação C pode ser usada num caso de falência ou similares, mas os pagamentos continuam a ser realizados. Também pode ser usado para dividendos de ações preferenciais em atraso.
D	A classificação D não é previsível, ao contrário das outras classificações. É utilizada apenas quando uma inadimplência já tenha ocorrido no presente momento e não quando uma inadimplência seja esperada
+ / -	Sinais usados para mostrar a posição relativa dentro de uma mesma classificação (de AA a CCC).
R	O uso do R foi descontinuado a partir de julho de 2000

Quadro 2 - Definição de Categorias de Classificação da Standard and Poor's

Fonte: Standard and Poor's (2001, p. 7-9).

O Quadro 3 mostra os dois grupos convencionados pelo mercado para a separação dos *ratings*: os *investment grade*, com classificação acima ou igual a BBB-, e, os *non-investment grade*, com classificação abaixo ou igual a BB+.

Rating para créditos de longo prazo de empresas - Escala Global

		Moody's	S&P	Fitch	SR
<i>Investment grade</i>	Segurança máxima	Aaa	AAA	AAA	AAA
	Alta qualidade	Aa1	AA+	AA+	AA+
		Aa2	AA	AA	AA
		Aa3	AA-	AA-	AA-
	Média qualidade	A1	A+	A+	A+
		A2	A	A	A
		A3	A-	A-	A-
	Qualidade média baixa	Baa1	BBB+	BBB+	BBB+
		Baa2	BBB	BBB	BBB
Baa3		BBB-	BBB-	BBB-	
<i>Non-investment grade</i>	Baixa qualidade - especulativo	Ba1	BB+	BB+	BB+
		Ba2	BB	BB	BB
		Ba3	BB-	BB-	BB-
	Altamente especulativo	B1	B+	B+	B+
		B2	B	B	B
		B3	B-	B-	B-
			CCC	CCC	CCC
			CC	CC	CC
			C	C	C
	D	D	D		

Quadro 3 - Ratings Corporativos
Fonte: Varga (2005, p. 43).

A partir da Resolução 2682/99 do Conselho Monetário Nacional (CMN) as instituições financeiras e demais instituições autorizadas a funcionar pelo Banco Central do Brasil estão impelidas a classificar as operações de crédito, em ordem crescente de risco, nos seguintes níveis:

- nível AA;
- nível A;
- nível B;
- nível C;
- nível D;
- nível E;
- nível F;
- nível G;
- nível H.

4.5.1 Migração de crédito e a matriz de transição

A matriz de migração, mostrada na Quadro 4, dá a probabilidade média de migrar de uma classe de crédito a outra, num determinado período, no caso exemplificado de um ano. A primeira célula da matriz mostra que se alguém inicialmente avaliado com AAA tem a probabilidade de 97,4% de terminar o ano também avaliado com AAA. A segunda célula da primeira linha mostra que alguém com AAA tem a probabilidade de 2,1% de terminar o ano com o *rating* rebaixado para AA. Já a célula da segunda coluna e segunda linha mostra que alguém avaliado com AA tem a probabilidade de 93% de que sua classificação seja mantida. A primeira célula da segunda coluna mostra que alguém avaliado com AA tem 3% de probabilidade de ter sua classificação melhorada para AAA. A terceira célula da segunda linha mostra que alguém avaliado com AA tem uma probabilidade de 3,3% de ter sua classificação piorada para A.

Classif Inicial	Classificação no final do ano										Melhora	Estável	Piora
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	CC	C	D			
AAA	97.4	2.1	0.2	0.2	—	0.0	0.0	—	—	—	0.0	97.4	2.6
AA	3.0	93.0	3.3	0.4	0.2	0.0	0.1	—	—	—	3.0	93.0	4.0
A	1.3	3.8	91.9	2.3	0.4	0.1	0.1	0.0	—	—	5.1	91.9	3.0
BBB	0.4	0.8	2.6	93.1	2.2	0.4	0.5	0.0	—	0.1	3.8	93.1	3.2
BB	0.4	—	0.1	3.5	88.1	3.5	3.2	0.6	—	0.6	4.0	88.1	7.9
B	—	—	—	—	7.2	75.3	10.3	4.1	1.0	2.1	7.2	75.3	17.5
CCC	—	—	—	—	—	3.2	78.5	5.4	—	12.9	3.2	78.5	18.3
CC	—	—	—	—	—	—	—	61.1	—	38.9	0.0	61.1	38.9

Quadro 4 - Matriz de transição média de um ano para toda região financeira estruturada européia
Fonte: Standard and Poor's, 2006.

Wilson (1997a) mostra que em momentos de recessão da economia as probabilidades de caminhar para a direita aumentam, ou seja, em momentos de recessão, as probabilidades de migração para classes inferiores aumentam. Ou seja, a inadimplência e a migração para classes inferiores tornam-se mais prováveis em situações de recessão da economia. Por outro lado, em momentos de expansão, as probabilidades de caminhar para a esquerda aumentam.

4.6 CAPITAL ECONÔMICO E CAPITAL REGULAMENTAR

Para um banco, o capital acionário ou capital próprio serve a diversas finalidades (BIS, 1997, p. 23):

- (a) como fonte de renda permanente para os acionistas e de fundos para o banco;

- (b) para suportar os riscos e para absorver perdas;
- (c) para prover uma base para o desenvolvimento do banco;
- (d) para prover aos acionistas garantias de que o banco está sendo administrado de maneira segura.

Para a sociedade, a função primordial do capital próprio de um banco é a de suportar os riscos e absorver perdas, garantindo, assim, a estabilidade do sistema financeiro.

A supervisão bancária deve estabelecer os níveis de capital mínimo, garantindo que as perdas inesperadas sejam cobertas em praticamente todas as ocorrências, mantendo a estabilidade do sistema financeiro e minimizando os custos à sociedade, por meio da diminuição do risco de quebra de instituições financeiras (GARCIA, 2003, p. 15).

O Comitê da Basileia para Supervisão Bancária produziu o documento conhecido como o Acordo de Capital de 1988, estabelecendo a estrutura de cálculo de capital regulamentar mínimo para instituições financeiras. Esse documento se tornou padrão de referência para a supervisão bancária mundial, embora tenha sofrido severas críticas, particularmente em relação à arbitrariedade e falta de diferenciação dos parâmetros para ponderação de risco perante a carteira de crédito (GARCIA, 2003, p. 14-16).

O Comitê da Basileia inicia os trabalhos para aperfeiçoar os sistemas de cálculo do capital regulamentar mínimo em 1998 (GARCIA, 2003, p. 14).

A necessidade de adoção de um novo referencial que refletisse de forma mais precisa o modo como os bancos avaliam seus riscos e alocam internamente seu capital não passou despercebida ao Comitê da Basileia que apresentou uma proposta de reformulação do acordo de 1988 em 1999. Tal proposta foi colocada em discussão junto à comunidade internacional e em junho de 2004 foi publicado o Acordo da Basileia II, com prazo para entrar em vigência, de forma gradual, a partir do final de 2006. O Novo Acordo de Basileia busca aproximar o capital regulamentar mínimo ao capital econômico resultante dos riscos de fato assumidos pela instituição financeira (GLEIZER, 2004).

4.7 CICLOS ECONÔMICOS

Um ciclo econômico é um movimento pendular do produto, do rendimento e do emprego nacionais totais, com uma duração usual de 2 a 10 anos, caracterizado pela expansão

ou contração generalizada de muitos setores da economia (SAMUELSON; NORDHAUS, 1993, p. 653).

4.7.1 Os quatro estágios do ciclo econômico e o crédito

Os analistas dividem os ciclos econômicos em fases. Como se pode observar na Figura 5 que mostra as sucessivas fases do ciclo econômico, os pontos altos e os pontos baixos são os pontos de conversão dos ciclos, enquanto que a recessão e a expansão são as fases principais. As recessões iniciam em um ponto alto e terminam num ponto baixo e as expansões iniciam em pontos baixos, terminando em pontos altos. Percebe-se que não há ciclos iguais, portanto o padrão dos ciclos é irregular (SAMUELSON; NORDHAUS, 1993, p. 653-654).

Mueller (1997) mostra que são quatro os estágios do ciclo dos negócios: pico, recessão, quebra e recuperação. Para a atividade bancária o estágio de pico é cheio de perigo, pois induzem a uma euforia em que os credores e tomadores deixam de perceber o acúmulo de problemas e se expõem a um risco de crédito maior. No estágio de recessão os credores começam a ficar na defensiva, golpeados pelo impacto negativo da qualidade do crédito. No estágio de quebra, o Banco Central pode tentar interromper a situação diminuindo as reservas bancárias e taxas de juros numa tentativa de expandir o crédito. Na recuperação, há elevação do consumo com a conseqüente expansão da produção e retomada do crescimento da economia, os credores se animam e a concorrência os pressiona a realizar maus negócios. O comportamento do crédito mostra que tem seu próprio ciclo, partindo do conservadorismo defensivo para a agressividade irresponsável.

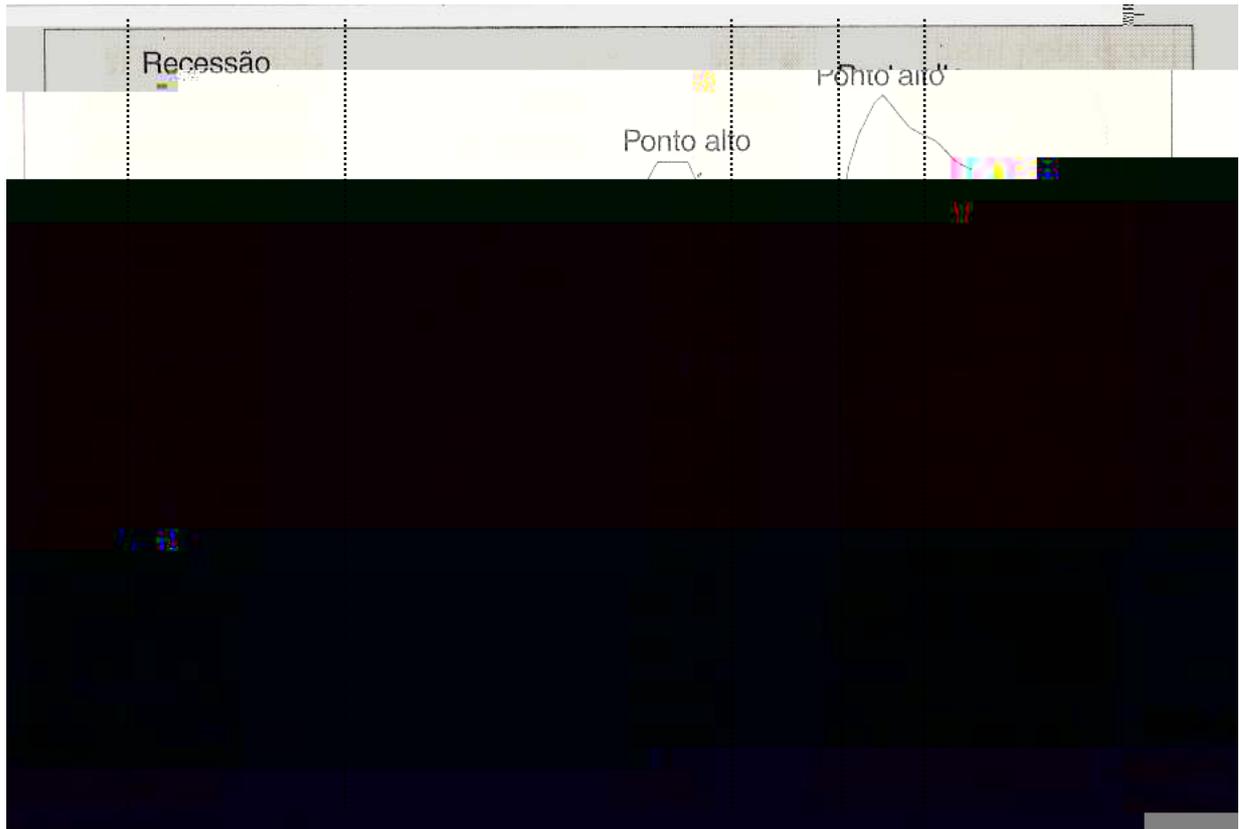


Figura 5 - Quatro fases do Ciclo Econômico
 Fonte: Samuelson e Nordhaus (1993, p. 655)

4.8 PROCICLICIDADE E AS AVALIAÇÕES DE RISCO DE CRÉDITO THROUGH THE CYCLE E POINT IN TIME

Há tempos que se reconhece que a atividade bancária é pró-cíclica. Ou seja, os bancos tendem a retrair suas atividades creditícias quando os negócios estão em baixa, por conta de seu conceito sobre qualidade do empréstimo e probabilidade de reembolso. Isso potencializa a retração econômica na forma de restrições ao crédito empresarial e cortes no crédito pessoal em sua atividade de investimento real. Por outro lado, os bancos ampliam suas atividades creditícias durante os períodos de expansão, contribuindo, desta forma, a um superaquecimento da economia, podendo transformar a expansão econômica numa espiral inflacionária (ALLEN; SAUNDERS, 2003, p. 1).

A qualidade de aproximação entre o capital regulamentar e o capital econômico do Novo Acordo da Basileia foi um dos alvos de crítica e preocupação ao longo de toda a sua elaboração e perdura até hoje. O capital regulamentar ao se aproximar do capital econômico pode agravar os ciclos econômicos, ou seja, o Novo Acordo pode ser pró-cíclico. Tal realimentação do ciclo econômico ocorreria devido à exigência de capital ser proporcional ao risco de perda com inadimplências, atribuído pelos bancos, aos seus clientes. Nos períodos

recessivos, avalia-se que o risco de inadimplência é maior e, portanto, maior a perda de valor dos ativos de crédito, que leva a um capital exigido maior, restringindo a alavancagem dos bancos e aprofundando a recessão (CHIANAMEA, 2005, p. 5).

Ao usar avaliações de crédito externas como uma medida de qualidade de crédito, uma distinção deve ser feita entre avaliação de risco *point-in-time* e *through-the-cycle*. Isto é muito relevante no contexto da interpretação de avaliações de crédito externas que são projetadas para ser avaliações de probabilidade de *default* do tipo *through-the-cycle* ao longo da vida do empréstimo. Assim, a probabilidade de inadimplência é calculada para o pior ponto esperado do ciclo que prevalece ao longo do horizonte de tempo de maturidade da dívida. Em contraste, as avaliações de probabilidade de inadimplência do tipo *point-in-time* respondem às mudanças nas condições cíclicas (ALLEN; SAUNDERS, 2003, p. 3).

Crouhy, Galai e Mark (2001) sustentam que as avaliações *through-the-cycle* dão uma contribuição mais apropriada nas decisões de concessões de empréstimos, enquanto que as avaliações *point-in-time* são mais apropriadas aos propósitos de alocação de capital.

4.9 MODELOS ECONOMÉTRICOS

Como os faróis de um automóvel, uma boa previsão ilumina a estrada econômica e auxilia quem toma decisões a adaptar as suas ações às condições econômicas (SAMUELSON; NORDHAUS, 1993, p. 657).

Modelos e métodos econométricos são aplicados na prática diária de virtualmente todas as disciplinas de administração de empresas e economia como finanças, marketing, microeconomia e macroeconomia (HEIJI *et al* 2004, prefácio). A tomada de decisões em administração de empresas e economia é frequentemente apoiada em informação quantitativa. A econometria está interessada em sumarizar informações de dados por meio de um modelo. Tais modelos econométricos ajudam o entendimento das relações entre variáveis econômicas e empresariais e a *analisar* os possíveis efeitos de decisões (HEIJI *et al*, p. 1).

Para a avaliação do risco de crédito são utilizadas técnicas econométricas como análise discriminante linear e múltipla, análise logit e análise probit modelam a probabilidade de inadimplência ou o prêmio de inadimplência, como variável dependente, cuja variância é explicada por um conjunto de variáveis independentes. Entre as variáveis independentes estão índices financeiros e outros indicadores, bem como variáveis externas usadas para medir condições econômicas (CAOUILLE; ALTMAN; NARAYANAN, 1999, p. 119).

4.10 O MODELO *CREDITPORTFOLIOVIEW* DA MCKINSEY

O *CreditPortfolioView* é o modelo patenteado mais avançado na sua consideração dos fatores cíclicos. Seu foco inicial é converter matrizes de migração de crédito incondicionais em matrizes que são condicionais aos fatores macroeconômicos. Cada elemento da matriz de transição de crédito mostra a probabilidade de um determinado contraente, avaliado a um determinado grau no começo do período, se mover para outra avaliação ao final do período.

O *CreditPortfolioView*, que utiliza a abordagem estrutural, afirma que a probabilidade de queda na classificação aumenta nos maus períodos econômicos e diminui nos bons. Assim, cada elemento da matriz de transição condicional representa a probabilidade de migração, condicional ao estado da macroeconomia que deve prevalecer no horizonte de tempo do crédito. O *CreditPortfolioView* utiliza um modelo de distribuições defasadas para prever as condições macroeconômicas baseado em variáveis macroeconômicas fundamentais e fatores de risco diversificável. Cada probabilidade de transição é computada como uma função da previsão macroeconômica e se propaga pela matriz de migração. Podem ser calculadas matrizes de transição condicionais diferentes para horizontes de crédito diferentes que correspondem às flutuações nas condições da macroeconomia (ALLEN; SAUNDERS, 2003, pág., 13-14).

O *CreditPortfolioView* é um modelo multifatorial utilizado para simular a distribuição condicional conjunta de probabilidades de migração de classe e inadimplência para vários conjuntos de classificação para diferentes setores, para cada país, condicionadas aos valores dos fatores macroeconômicos como taxa de desemprego, taxa de crescimento do PIB, nível das taxas de juros de longo prazo, taxas de câmbio, gastos do governo e poupança bruta (CROUHY; GALAI; MARK, 2000, p. 113).

O *CreditPortfolioView* se baseia na observação factual de que as probabilidades de inadimplência, bem como as de migração de crédito estão ligadas à economia. Quando a economia piora, ambos, os rebaixamentos, bem como a inadimplência, aumentam. E o contrário ocorre quando a economia se torna mais forte. Ou seja, os ciclos de crédito seguem os ciclos dos negócios (CROUHY; GALAI; MARK, 2000, p. 113).

4.10.1 Predição da inadimplência

As probabilidades de inadimplência são modeladas como uma função logística que depende de um índice macroeconômico específico para o país, conforme equação (1). Esse índice é dependente das variáveis macroeconômicas correntes e defasadas, nos termos da equação (2).

$$P_{j,t} = \frac{1}{1 + e^{-Y_{j,t}}} \quad (1)$$

Onde:

- $P_{j,t}$ é a probabilidade condicional de inadimplência, no período t , para os tomadores no país/setor j ;
- $Y_{j,t}$ é o valor do índice macroeconômico derivado a partir do modelo multifatorial.

A função logística da equação (1) assegura que a probabilidade assuma valores entre zero e um.

O índice macroeconômico, que captura o estado da economia para cada país é determinado no modelo multifatorial abaixo:

$$Y_{j,t} = \beta_{j,0} + \beta_{j,1}X_{j,1,t} + \beta_{j,2}X_{j,2,t} + \beta_{j,3}X_{j,3,t} + \dots + \beta_{j,m}X_{j,m,t} + v_{j,t} \quad (2)$$

Onde:

- $Y_{j,t}$ é o Índice Macroeconômico;
- $\beta_{j,m,t}$ é o coeficiente a ser estimado para a m -ésima variável macroeconômica do setor/ país j no período t ;
- $X_{j,m,t}$ é a m -ésima variável macroeconômica do setor/país j no período t ;
- $v_{j,t}$ é o erro de estimativa que indica que o índice macroeconômico $Y_{j,t}$ também é impulsionado por inovações aleatórias ao sistema econômico. É assumido como independente de $X_{j,m,t}$. Assume-se que tem distribuição normal, ou seja, $v_{j,t} \sim N(0, \sigma_j)$ e $v_t \sim N(0, \Sigma_v)$, onde v_t denota o vetor de inovações e Σ_v é a matriz de covariância das inovações do índice.

As variáveis macroeconômicas são determinadas por seu comportamento histórico (CARNEIRO, 2002), sendo modelados através do modelo univariado, auto-regressivo de ordem 2 – AR(2):

$$X_{j,i,t} = \gamma_{j,i,0} + \gamma_{j,i,1}X_{j,i,t-1} + \gamma_{j,i,2}X_{j,i,t-2} + \xi_{j,i,t} \quad (3)$$

Onde:

- $X_{j,i,t-1}$ e $X_{j,i,t-2}$: são os valores defasados da i -ésima variável macroeconômica;
- $\gamma_{j,i,0}$, $\gamma_{j,i,1}$ e $\gamma_{j,i,2}$: são os parâmetros a serem estimados;
- $\xi_{j,i,t}$: é o erro aleatório específico de cada variável macroeconômica relativo aos choques. Assume-se que tem distribuição normal, ou seja, $\xi_{j,i,t} \sim N(0, \sigma_{j,i,t})$ e $e_t \sim N(0, \Sigma_e)$, onde e_t denota o vetor dos erros $\xi_{j,i,t}$ agrupados e Σ_e é a matriz de covariância dos termos dos erros e_t .

Servigny e Renault (2004, p. 229-231), sugerem que para um determinado país ou setor econômico, o CreditPortfolioView procede em 3 passos para calcular a Taxa de Inadimplência:

O primeiro passo inicialmente assume que as variáveis macroeconômicas X_i são dinâmicas e adota a modelagem auto-regressiva para modelar cada uma das variáveis macroeconômicas para o cálculo do índice macroeconômico;

No segundo passo, as variáveis macroeconômicas são agregadas ao índice macroeconômico; regressão linear multivariada;

O passo final é a transformação logística para obter a probabilidade de *default*.

As estimativas dos parâmetros e resíduos da equação (2) e da são obtidas pelas técnicas econométricas padrão. Para a estimativa da segunda equação, no caso da variável dependente, deve-se usar a forma invertida da equação (1) para se obter os valores do índice macroeconômico a partir da taxa de inadimplência observada, como apresentado na (4). Ou seja, deve-se relacionar a taxa de inadimplência ao índice macroeconômico que pode incorporar todas as variáveis macroeconômicas.

Para calibrar o modelo de probabilidade de inadimplência definido pelas equações (1), (2) e (3) é necessário resolver o sistema com essas três equações:

$$P_{j,t} = \frac{1}{1 + e^{-Y_{j,t}}} \Leftrightarrow Y_{j,t} = -\log\left(\frac{1}{P_{j,t} - 1}\right) \quad (4)$$

$$Y_{j,t} = \beta_{j,0} + \beta_{j,1}X_{j,1,t} + \beta_{j,2}X_{j,2,t} + \dots + \beta_{j,m}X_{j,m,t} + \nu_{j,t} \quad (5)$$

$$X_{j,i,t} = \gamma_{j,i,0} + \gamma_{j,i,1}X_{j,i,t-1} + \gamma_{j,i,2}X_{j,i,t-2} + \xi_{j,i,t} \quad (6)$$

Onde o vetor de inovações E_t é

$$E_t = \begin{bmatrix} \nu_t \\ \xi_t \end{bmatrix} \sim N(0, \Sigma) \quad (7)$$

com

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{\nu} & \Sigma_{\nu, \xi} \\ \Sigma_{\xi, \nu} & \Sigma_{\xi} \end{bmatrix} \quad (8)$$

Onde

- $\Sigma_{\nu, \xi}$ $\Sigma_{\xi, \nu}$ denotam as matrizes de correlação cruzada;
- Σ é a matriz de covariância dos erros.

Como $X_{j,i,t-n}$

longo prazo, taxa de câmbio e a poupança bruta. Mas os estudos de Wilson não descartavam a utilização de outras variáveis macroeconômicas.

4.10.2 Matriz de migração

Não apenas a inadimplência, mas também a migração para classes de riscos inferiores é mais provável em uma situação de recessão da economia. Numa situação de expansão da economia a inadimplência é menos provável e uma migração para classes de riscos superiores é mais provável (WILSON, 1997a).

Desta forma, o *CreditPortfolioView* parte de uma matriz de transição incondicional de Markov, calculada a partir dos dados de uma agência classificadora de riscos ou de dados históricos internos, denotada aqui por ϕM . Tal matriz é incondicional, pois as probabilidades de transição nela apresentadas são baseadas em médias históricas, que consideram dados de mais de 20 anos, abrangendo diversos ciclos econômicos (CARNEIRO, 2002, p. 154-155).

As probabilidades de inadimplência para tomadores são maiores que a média nos períodos de recessão, aumentando os rebaixamentos de crédito e diminuindo as migrações para classes superiores. Portanto, tem-se que:

$$\frac{SDP_t}{\phi SDP} > 1 \quad \text{em recessão econômica}$$

$$\frac{SDP_t}{\phi SDP} < 1 \quad \text{em expansão econômica}$$

Onde:

- SDP_t é a probabilidade de inadimplência simulada.
- ϕSDP é a probabilidade de inadimplência condicional, baseada na média histórica.

O *CreditPortfolioView* utiliza tais quocientes para ajustar as probabilidades de migração, informadas em ϕM , para construir uma matriz de migração M , condicional ao estado da economia. Esse ajuste consiste em deslocar a massa de probabilidades em direção às classes inferiores de risco e à classe indicativa de inadimplência, quando a relação

$SDP_t / \phi SDP$ for maior que um, e, em deslocar a massa de probabilidades em direção às classes superiores de risco, quando a relação $SDP_t / \phi SDP$ for menor que um (CARNEIRO, 2002, p. 155).

Considerando que $SDP_t = P_{j,t}$, é possível gerar uma matriz de migração condicional, para múltiplos períodos, utilizando a equação:

$$M_T = \prod_{t=1,2,\dots,T} M(P_{j,t} / \phi SDP)$$

4.11 O MODELO DO OeNB

O modelo do OeNB desenvolvido por Boss (2002) utiliza como base o Modelo *CreditPortfolioView* de Wilson (1997a, 1997b, 1998), realizando algumas modificações.

Boss (2002) revela que em seus estudos não foi possível modelar as taxas de inadimplência para diferentes setores da economia, pois para tal seriam requeridas séries temporais históricas suficientemente longas de taxas de inadimplência de cada setor. Como a disponibilidade de dados não permitiu a modelagem para diferentes setores da economia, o estudo de Boss modelou a probabilidade de inadimplência agregada P_t para todos os setores da economia como um função logística das variáveis macroeconômicas e, portanto, omitiu o subscrito j que designaria os diferentes setores. Além disso, o modelo descrito por Wilson teve que ser alterado de modo que o Índice Macroeconômico Y_t não foi regredido nas variáveis macroeconômicas, mas sim a sua diferença $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$, pois o próprio Índice Macroeconômico continha raiz unitária, não sendo estacionário, portanto não seria possível uma estimativa consistente do vetor β utilizando-se este índice.

As modificações sobre o modelo original da consultoria McKinsey resultaram no sistema de equações a seguir:

$$P_t = \frac{1}{1 + e^{-(Y_{t-1} + \Delta Y_{j,t})}} \Leftrightarrow Y_{t-1} + \Delta Y_t = -\log\left(\frac{1}{P_t - 1}\right)$$

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1,t} + \beta_2 X_{2,t} + \dots + \beta_m X_{m,t} + v_t$$

$$X_{i,t} = \gamma_{i,0} + \gamma_{i,1} X_{i,t-1} + \gamma_{i,2} X_{i,t-2} + \xi_{i,t}$$

Onde o vetor de inovações E_t é

$$E_t = \begin{bmatrix} v_t \\ \xi_t \end{bmatrix} \sim N(0, \Sigma)$$

com

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_v & \Sigma_{v,\xi} \\ \Sigma_{\xi,v} & \Sigma_\xi \end{bmatrix}$$

Onde

- $\Sigma_{v,\xi}$ $\Sigma_{\xi,v}$ denotam as matrizes de correlação cruzada;
- Σ é a matriz de covariância dos erros.

Como no modelo de Wilson as variáveis macroeconômicas são modeladas a partir do modelo univariado de séries temporais históricas, o modelo auto-regressivo de ordem 2 – AR(2).

O modelo *CreditPortfolioView* não descartava a possibilidade de utilização de outras várias variáveis macroeconômicas. A modelagem do estudo de Boss (2002) utilizou diversas variáveis e as classificou nas categorias utilizadas no estudo de Kalirai e Scheicher (2002). Kalirai e Scheicher também focaram em seus estudos nos impactos do risco de crédito, mas a variável estudada foi a provisão para perda nos empréstimos. Kalirai e Scheicher com o intuito de agrupar as variáveis em categorias que representassem os principais setores da economia separaram os fatores macroeconômicos nas categorias:

- indicadores de ciclo;
- indicadores de estabilidade de preços;
- indicadores da economia interna;
- indicadores corporativos;
- indicadores de mercado financeiro;
- indicadores da economia externa.

Para a escolha das variáveis que fizeram parte de seus modelos, Kalirai e Scheicher (2002) e Boss (2002) usaram regressões univariadas envolvendo a variável dependente com cada um dos fatores macroeconômicos, inclusive com as respectivas defasagens no tempo desses fatores macroeconômicos, escolhendo apenas para seus modelos as variáveis macroeconômicas que tiveram seus coeficientes de regressão com um nível de significância de ao menos 10%.

4.12 INADIMPLÊNCIA E TAXA DE INADIMPLÊNCIA – *TI*

Alguns dos primeiros modelos quantitativos de risco de crédito foram baseados em dados contábeis e tais modelos tinham como objetivo formar uma medida que permitisse distinguir as empresas que quebrariam e as que não quebrariam, ou seja, as solventes e insolventes. Mas nas definições de risco de crédito, anteriormente mostradas, abordou-se o risco do atraso de pagamento, sendo, portanto, uma visão mais conservadora do que as abordagens da insolvência. Portanto, existe certa confusão de termos e definições na literatura sobre risco de crédito. Nesse momento, torna-se importante definir inadimplência, insolvência e falência, pois tais definições têm muita coisa em comum e, como foi visto, ainda causam alguma confusão.

A inadimplência é a situação em que se encontra aquele que descumpriu um contrato ou uma obrigação a que estava vinculado, dentro do prazo convencionado ou nas condições estabelecidas. O novo Código Civil brasileiro (Lei nº. 10.406, de 10/01/2002), em seu artigo 390, diz que o devedor é havido por inadimplente desde o dia em que executou o ato de que se devia abster. Ou seja, num contrato de crédito o devedor deveria se abster do ato de não pagar da data correta e no montante correto. No caso de um contrato de crédito a inadimplência se configura pelo atraso do pagamento integral, que é o valor da dívida com os custos e juros adicionados, ou da parcela periódica devida.

Segundo França (1977, v. 44, p. 422), insolvência é o estado em que o devedor se encontra em incapacidade definitiva de adimplir, pelos meios normais, por força de desequilíbrio patrimonial.

Também conforme França (1977, v. 36, p. 147), falência é a execução coletiva do devedor comerciante insolvente, à qual concorrem todos os credores, e, que tem por fim arrecadar o patrimônio disponível, verificar os créditos, solver o passivo e liquidar o ativo, mediante rateio, observadas as preferências legais.

Como se pode constatar, existe uma cadeia que interliga essas definições (Figura 6). A falta de pagamento consiste na inadimplência. A frequência na inadimplência configura a insolvência. A insolvência pode levar à falência.



Figura 6 - Seqüência entre a inadimplência, insolvência e falência.
Fonte: elaborado a partir do referencial teórico

Segundo o Comitê de Supervisão Bancária da Basileia – BCBS (2001, p. 79), considera-se a ocorrência de inadimplência em relação a um determinado devedor quando se verifica um ou mais dos eventos seguintes:

- avalia-se que é improvável que o devedor pague suas obrigações de dívida (principal, juros ou taxas) por completo;
- há um evento de perda de crédito associado com qualquer obrigação do devedor, como um cancelamento de débitos, provisão específica, ou uma reestruturação adversa que envolva o perdão ou adiamento do principal, juros, ou taxas;
- qualquer reagendamento de algo estabelecido (por exemplo estendendo a vida de uma hipoteca para reduzir pagamentos mensais) é considerado como um evento de inadimplência, contanto que tal reagendamento seja empreendido em circunstâncias adversas para mitigar um evento de inadimplência;
- o devedor está em atraso a mais de 90 dias em qualquer obrigação de crédito;
- que o devedor solicitou pedido de falência ou proteção semelhante contra credores.

Diante do agora exposto, percebe-se que tal definição do BCBS diverge um pouco da definição jurídica do termo, que define inadimplência com o simples atraso, seja do pagamento integral ou das parcelas.

A partir de junho de 1988 o Banco Central, com a implantação do Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional – COSIF, as instituições autorizadas a funcionar pelo Banco Central começaram a ter registros contábeis uniformizados que possibilitam o acompanhamento e avaliação de desempenho individual e consolidado, bem como maior transparência na compilação das contas monetárias e bancárias. Simultaneamente foi instituído o demonstrativo estatístico denominado Estatística Econômico-Financeira (Estfin), cujos desdobramentos permitiram segmentar os empréstimos por setores de atividade econômica. Dessa forma, as estatísticas de crédito elaboradas pelo Banco Central passaram a ser extraídas da Estfin, em valores atualizados pela incorporação de rendas, conforme as regras contratuais, obedecendo, de forma geral, a critérios de atrasos nos pagamentos (BACEN, 2000).

Em março de 2000, as séries de empréstimos do sistema financeiro foram objeto de alteração metodológica, em função de nova sistemática de classificação de seus níveis de

risco, cuja implantação foi concluída em setembro de 2000. Desse modo, a sistemática de classificação de empréstimos adquiriu novas características, com aprimoramentos das estatísticas, desagregando as informações constantes da Estfin em nove níveis, em ordem crescente de risco – AA, A, B, C, D, E, F, G e H (BACEN, 2000).

A classificação por risco da metodologia anterior levava em consideração apenas os atrasos de pagamento, enquanto a atual, além dos atrasos, incorpora outros indicadores oriundos de análise econômico-financeira. Ao se adotar análise econômico-financeira, afetou-se a distribuição por nível de risco na carteira da instituição, mas sem impacto nos totais emprestados (BACEN, 2000).

Com a Resolução 2682/99, atualmente em vigor, as instituições financeiras e demais instituições autorizadas a funcionar pelo Banco Central do Brasil estão determinadas a classificar as operações de crédito, em ordem crescente de risco, nos seguintes níveis:

- I - nível AA;
- II - nível A;
- III - nível B;
- IV - nível C;
- V - nível D;
- VI - nível E;
- VII - nível F;
- VIII - nível G;
- IX - nível H.

A Resolução 2682/99 determina ainda que a classificação da operação no nível de risco correspondente é de responsabilidade da instituição detentora do crédito e deve ser efetuada com base em critérios consistentes e verificáveis, amparada por informações internas e externas, contemplando, pelo menos, os seguintes aspectos:

- I - em relação ao devedor e seus garantidores:
 - a) situação econômico-financeira;
 - b) grau de endividamento;
 - c) capacidade de geração de resultados;
 - d) fluxo de caixa;
 - e) administração e qualidade de controles;

f) pontualidade e atrasos nos pagamentos;

g) contingências;

h) setor de atividade econômica;

i) limite de crédito;

II - em relação à operação:

a) natureza e finalidade da transação;

b) características das garantias, particularmente quanto à suficiência e liquidez;

c) valor.

Para a classificação da operação nos níveis de risco, em função de atraso verificado no pagamento de parcela de principal ou de encargos, deve ser observado o seguinte:

a) atraso entre 15 e 30 dias: risco nível B, no mínimo;

b) atraso entre 31 e 60 dias: risco nível C, no mínimo;

c) atraso entre 61 e 90 dias: risco nível D, no mínimo;

d) atraso entre 91 e 120 dias: risco nível E, no mínimo;

e) atraso entre 121 e 150 dias: risco nível F, no mínimo;

f) atraso entre 151 e 180 dias: risco nível G, no mínimo;

g) atraso superior a 180 dias: risco nível H.

Desse modo, a partir desse momento, como regulador do sistema financeiro, o BACEN sujeitou as instituições financeiras a classificar seus créditos com base em *ratings* com critérios mais objetivos.

Analisando a definição de inadimplência do BCBS e as categorias de risco definidas na resolução 2682/99 do Conselho Monetário Nacional, pode-se perceber que a inadimplência fica caracterizada na migração de uma das classes AA, A, B, C, D para uma das classes E, F, G ou H. Pois as atuais classificações de crédito do BACEN levam em consideração, não somente os atrasos nos pagamentos das operações de crédito, mas também, dentre outros critérios, uma análise econômico-financeira da empresa. Fazendo uma convergência das categorias de classificação com a definição do BCBS, conclui-se que a fronteira de inadimplência está entre as classificações D e E.

Davis (2004) define dois tipos de taxa de inadimplência:

- taxa de inadimplência ponderada pela exposição: mede o montante da inadimplência como percentagem do saldo remanescente em carteira;

- taxa de inadimplência ponderada pela incidência: mede o número de inadimplências como porcentagem do número total de devedores ativos.

O presente estudo utiliza a definição de taxa de inadimplência ponderada pela exposição e utiliza como definição pragmática para inadimplência a migração pela fronteira entre as classificações D e E.

$$TI = \frac{E + F + G + H}{AA + A + B + C + D + E + F + G + H} \quad (9)$$

A taxa de inadimplência ponderada pela exposição da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros é o somatório dos saldos das operações classificadas nas categorias E, F, G e H sobre o total das operações de crédito, conforme apresentado na equação (9).

(9) É imperativo lembrar que diversos estudos sobre risco de crédito não utilizam essa definição de inadimplência e nem dessa taxa de inadimplência, sendo que muitos confundem a definição de inadimplência com a falência, o que não tira a validade de tais estudos, pois eles explicitam nitidamente o seu conceito de inadimplência. Cabe também lembrar que tais conceitos foram definidos relativamente há pouco tempo e que muitos dos estudos foram realizados antes das recomendações do Novo Acordo de Basiléia.

4.12.1 A Probabilidade de Inadimplência - *PI*

O elo de ligação entre a Probabilidade de Inadimplência com a Taxa de Inadimplência vem dos estudos de Probabilidades: a Lei dos Grandes Números.

A Lei dos Grandes Números se traduz da seguinte forma: “numa sucessão de provas repetidas, a probabilidades quaisquer, associadas a um evento, a frequência relativa F_n de um evento é a aproximação da probabilidade P , de tal modo que, quando $n \rightarrow \infty$, $\lim_{n \rightarrow \infty} F_n = P$ ” (JAMES, 2004, p. 191-195).

No presente estudo a Taxa de Inadimplência TI de acordo com os estudos de Probabilidade é uma Frequência e, portanto, a relação pode ser definida matematicamente como: quando $n \rightarrow \infty$, $\lim_{n \rightarrow \infty} TI = PI$.

A Série das Taxas de Inadimplência é obtida a partir das Séries Históricas, conforme mostrado anteriormente. Na modelagem do presente estudo a Taxa de Inadimplência é a Variável Dependente e a estimativa desses valores, ou seja, a Taxa de Inadimplência Estimada é traduzida como a Probabilidade de Inadimplência: $\hat{TI} = PI$.

Pela Lei Fraca dos Grandes Números: $(P(|Tl_n - PI| \geq \varepsilon) \rightarrow 0 \text{ quando } n \rightarrow \infty)$ (JAMES, 2004, p. 194-195). Tl_n converge em probabilidade para PI , pois, quando se faz previsões, as previsões são feitas a um determinado nível de confiança, ou seja, para valores grandes de n , as variáveis Tl_n e PI são aproximadamente iguais com probabilidade bem alta.

4.13 FATORES MACROECONÔMICOS IMPULSIONADORES DO RISCO DE CRÉDITO – DESCRIÇÃO E CATEGORIZAÇÃO DAS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS DO MODELO

O presente estudo parte do pressuposto da existência da prociclicidade do risco de crédito e, portanto, pretende modelar a relação entre uma medida do risco de crédito – a probabilidade de inadimplência – e os fatores macroeconômicos.

Com esse intuito, foram classificadas as variáveis macroeconômicas nas seis categorias utilizadas no estudo de Kalirai e Scheicher (2002), categorias essas também utilizadas por Boss (2002): indicadores de ciclo, indicadores de estabilidade de preços, indicadores de economia interna, indicadores corporativos, indicadores de mercado financeiro e indicadores de economia externa. Kalirai e Scheicher (2002) também alertam para o fato de que tal categorização contém algumas ambigüidades, como exemplo: a produção industrial pode ser classificada tanto como indicador de ciclo, quanto como indicador corporativo.

O estudo de Boss (2002) dividiu os indicadores de mercado financeiro em indicadores de mercado de capital e indicadores de taxas de juros. O presente estudo também manteve essa divisão e dividiu a categoria de indicadores de estabilidade de preços em indicadores de inflação e indicadores de meios de pagamento, tendo em vista que a inflação e os agregados monetários podem ter influências diferenciadas e importantes sobre o risco de crédito. Já que as taxas de inflação, as taxas de juros e os agregados monetários estão intimamente conectados na política monetária. Contudo, se os autores destacaram as taxas de juros dos indicadores de estabilidade de preços, é relevante também separar as taxas de inflação dos agregados monetários, destacando a importância desses três tipos de variáveis.

A partir dos modelos do OeNB (Banco Central da Áustria), desenvolvidos por Kalirai e Scheicher (2002) e por Boss (2002), foi feita uma correspondência entre as séries utilizadas pelos modelos austríacos com as séries disponíveis no Brasil, agregando-se algumas que correspondiam às categorias e eliminando-se outras que não possuíam equivalentes ou que não estavam disponíveis ao público.

Para compreender melhor as variáveis consideradas no estudo estão apresentadas a seguir as categorias de indicadores e suas respectivas variáveis, bem como o efeito esperado de cada uma dessas variáveis sobre a probabilidade de inadimplência.

A - Indicadores de Ciclo

Esta categoria abriga as variáveis relacionadas com a atividade econômica geral, assumindo-se que a qualidade dos empréstimos é suscetível ao ciclo econômico. Uma deterioração na atividade econômica induz a uma queda nos rendimentos, um aumento nas dificuldades de pagamento e fracassos dos negócios com o conseqüente aumento nos riscos de inadimplência, causando um declínio na qualidade da carteira de empréstimos bancários (KALIRAI; SCHEICHER, 2002, p. 64-65).

Como variáveis cíclicas serão incluídos o Produto Interno Bruto – PIB, Produção Industrial da Indústria Geral – PIND, Produção Nacional de Óleo Bruto – PRODPETRO – e a Produção de Cimento – PCIMEN.

PIB – Produto Interno Bruto

Simplificadamente, o produto interno bruto é a renda devida à produção dentro dos limites territoriais do país (VASCONCELOS, 1998, p. 210).

O PIB é a medida básica do estado geral da economia. A expectativa é que crescimentos do PIB estejam negativamente relacionados às perdas nos empréstimos. Espera-se, nos períodos de recessão, que os mutuários provavelmente fiquem menos propensos a pagar seus débitos, conseqüentemente a probabilidade de inadimplência dos empréstimos aumenta, com um aumento esperado das perdas nos empréstimos bancários (KALIRAI; SCHEICHER, 2002, p. 65).

A fonte dos dados do PIB utilizada é o Banco Central do Brasil – BACEN.

PIND – Produção Industrial

A Produção Industrial traduz a produção das empresas do setor industrial no país.

Frequentemente a Produção Industrial conduz a aumentos do PIB. Dessa forma, espera-se que a produção industrial reduza as perdas nos empréstimos já que a economia estaria numa fase de crescimento (KALIRAI; SCHEICHER, 2002, p. 65).

Os dados da Produção Industrial têm como fonte o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE.

PRODPETRO – Produção Nacional de Petróleo

A Produção Nacional de Petróleo reflete a produção de Óleo Bruto no país. A expectativa é que nas fases de crescimento da economia surja uma maior necessidade de fontes de energia, levando, conseqüentemente, a um aumento na produção de petróleo. Num curto prazo, a demanda por petróleo é quase proporcional ao crescimento da economia. Tal demanda é inelástica ao preço, ou seja, a procura é quase insensível ao preço, devido ao fato de que o petróleo é praticamente insubstituível em suas atuais utilizações.

Pode-se questionar que a produção de petróleo no Brasil se dá em função dos investimentos da Petrobrás. Mas como os investimentos são realizados de modo a atender ao aumento da demanda e que tal aumento de demanda é principalmente dependente do crescimento da economia: se a produção de petróleo no Brasil se devesse exclusivamente aos investimentos da Petrobrás, ao menos indiretamente tal produção seria dependente do crescimento da economia.

Grande consumidor de derivados de petróleo, o setor de transporte é enormemente influenciado pelos ciclos econômicos. Quando há uma expansão ou pico da economia, a demanda por transporte para o escoamento da produção aumenta, aumentando a quantidade tonelada - km transportada. Com o aumento da renda nos momentos de expansão da economia, ocorre um aumento na demanda por transporte de passageiros. Característica da expansão da economia, o aumento do consumo de bens materiais procede a um conseqüente aumento pelos transportes desses bens.

A fonte dos dados da Produção Nacional de Petróleo é a Agência Nacional do Petróleo – ANP.

PCIMEN – Produção de Cimento

A Produção de Cimento mostra a produção de cimento no Brasil. Como o setor da construção civil é um setor sensível aos ciclos da economia, espera-se que com melhorias nas

condições econômicas o setor de construção se amplie e demande mais cimento como seu insumo básico, ocasionando um aumento da produção de cimento.

Os dados da Produção de Cimento são elaborados e divulgados pelo Sindicato Nacional da Indústria do Cimento – SNIC.

B - Indicadores de Estabilidade de Preços

B.1 - Indicadores de Inflação

A inflação pode ser definida como um aumento contínuo e generalizado no nível geral de preços, isto é, os movimentos inflacionários são dinâmicos e não podem ser confundidos com altas esporádicas de preços (VASCONCELOS, 1998, p. 336). A taxa de inflação é uma medida da inflação que dá a velocidade do aumento do nível dos preços para um determinado período.

Inflação alta pode indicar que a economia está operando acima de seu nível de crescimento potencial, podendo estar superaquecida. Altas taxas de inflação podem ajudar os mutuários a pagar seus débitos, pois o valor real futuro das contraprestações é menor que o empréstimo. Inversamente, inflação em queda frequentemente empurra as taxas de juros reais para cima, provavelmente será seguida por aumentos na inadimplência devido ao aumento do custo real dos empréstimos.

Estão incluídos nessa categoria alguns dos principais índices de inflação do Brasil: IGP-DI, IGP-M, IGP-OG, INCC, INPC, IPA-DI, IPA-M, IPCA, IPC-FGV e IPC-FIPE.

A taxa de inflação pode causar impressões errôneas na utilização das séries apresentadas em unidades monetárias, dando uma falsa percepção do crescimento. Por exemplo, se a série do PIB acumulado em 12 meses crescer 4 %, se ocorrer uma inflação de 1%, na realidade houve um crescimento real de 2,97%.

Portanto, a taxa de inflação, medida pelo IGP-DI, também será utilizada para

Compreende o período entre o primeiro e o último dia do mês de referência. Reflete a evolução dos preços captada pelo Índice de Preços por Atacado (IPA), Índice de Preços ao Consumidor (IPC-FGV) e Índice Nacional de Preços da Construção Civil (INCC) (FGV, 2006).

Índice Geral de Preços - Mercado (IGP-M)

Compreende o período entre os dias 20 do mês de referência e 21 do mês anterior. Registra o ritmo evolutivo de preços como medida síntese da inflação nacional. É composto pela média ponderada do Índice de Preços por Atacado (IPA) (60%), Índice de Preços ao Consumidor (IPC-FGV) (30%) e Índice Nacional de Preços da Construção Civil (INCC) (10%) (FGV, 2006).

Índice Geral de Preços - Oferta Global (IGP-OG)

A outra versão do IGP denominada Índice Geral de Preços - Oferta Global (IGP-OG) origina-se de média ponderada do IPA-OG (60%), IPC (30%) e INCC (10%) (FGV, 2006).

Índice Nacional de Preços da Construção Civil (INCC)

Mede o ritmo evolutivo dos preços de materiais de construção, serviços e mão-de-obra. Tem abrangência geográfica nacional, com pesquisa de preços realizada em doze capitais: Belém, Belo Horizonte, Brasília, Curitiba, Florianópolis, Fortaleza, Goiânia, Porto Alegre, Recife, Rio de Janeiro, Salvador e São Paulo (FGV, 2006).

Índice de Preços por Atacado - Disponibilidade Interna (IPA-DI)

Refere-se ao período entre o primeiro e o último dia do mês de referência. Compreende bens de consumo e bens de produção (FGV, 2007).

Índice de Preços por Atacado - Mercado (IPA-M)

Compreende o período entre os dias 20 do mês de referência e 21 do mês anterior. Registra o ritmo evolutivo de preços como medida síntese da inflação nacional. Índice Geral de Preços do Mercado (IGP-M). Esse índice origina-se de média ponderada do IPA-M (60%),

do IPC-M (30%) e do INCC-M (10%). A coleta de preços é feita entre o dia 21 do mês anterior ao de referência e o dia 20 do mês de referência. A cada mês de referência apura-se o índice três vezes: os resultados das duas primeiras apurações são considerados valores parciais (prévias), a última é o resultado definitivo do mês (FGV, 2007).

Índice de Preços ao Consumidor (IPC) da FGV

Mede o movimento médio de preços de determinada cesta de bens e serviços no mercado varejista. Tem abrangência geográfica nacional, com pesquisa de preços nos principais centros consumidores do país: Belém, Belo Horizonte, Brasília, Curitiba, Florianópolis, Fortaleza, Goiânia, Porto Alegre, Recife, Rio de Janeiro, Salvador e São Paulo. Abrange o conjunto da população com renda de 1 a 33 salários mínimos (FGV, 2007).

Índice coletado pela FIPE - Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas

Índice de Preços ao Consumidor do Município de São Paulo (IPC-FIPE)

O índice de Preços ao Consumidor do Município de São Paulo é um indicador da evolução do custo de vida das famílias paulistanas (FIPE, 2007).

Índices coletados pelo IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IPCA - Índice de Preços ao Consumidor Amplo

O período de coleta do IPCA estende-se, em geral, do dia 01 a 30 do mês de referência. A população-objetivo do IPCA abrange as famílias com rendimentos mensais compreendidos entre 1 (hum) e 40 (quarenta) salários-mínimos, qualquer que seja a fonte de rendimentos, e residentes nas áreas urbanas das regiões (IBGE, 2007).

INPC - Índice Nacional de Preços ao Consumidor

O período de coleta do INPC estende-se, em geral, do dia 01 a 30 do mês de referência. A população-objetivo do INPC abrange as famílias com rendimentos mensais compreendidos entre 1 (hum) e 6 (seis) salários-mínimos, cujo chefe é assalariado em sua ocupação principal e residente nas áreas urbanas das regiões (IBGE, 2007).

B.2 - Indicadores de Meios de Pagamento

Os agregados monetários são as medidas quantitativas da oferta de moeda. A oferta de moeda é sinônimo de meios de pagamento, que representa o estoque de moeda disponível para uso da coletividade – setor não bancário – a qualquer momento (VASCONCELOS, 1998, p. 289). As principais definições seguem abaixo.

O saldo de Papel Moeda em Poder do público é obtido retirando-se da quantidade de moeda emitida pela autoridade monetária o caixa das autoridades monetárias e o caixa dos bancos comerciais;

- $M0 = \text{Base Monetária Restrita} = \text{papel moeda emitido} + \text{reservas bancárias (moeda nas mãos das entidades financeiras e depósitos delas no BACEN)}$;
- $M1 = \text{papel moeda em poder do público} + \text{depósitos a vista}$;
- $M2 = M1 + \text{depósitos a prazo (depósitos para investimentos, cadernetas de poupança e títulos emitidos por instituições depositárias)}$;
- $M3 = M2 + \text{quotas de fundos de investimentos e a posição líquida de financiamentos através de operações compromissadas lastreadas em títulos públicos federais}$;
- $M4 = M3 + \text{títulos federais, estaduais e municipais em poder do público}$.

De acordo com a teoria de demanda da moeda é dado que o excesso de moeda provoca queda na taxa de juros, ou seja, com mais moeda no mercado o seu preço – taxa de juros – cai, ficando mais barato financiar investimentos, tornando o crédito mais barato e, conseqüentemente, reduzindo a inadimplência.

Os dados dos agregados monetários são preparados e divulgados pelo Banco Central do Brasil – BACEN.

C - Indicadores de Economia Interna

POUP – Poupança

Segundo Vasconcelos (1998, p. 408) poupança é a parcela da renda nacional não consumida no período, isto é, da renda gerada, parte não é gasta em bens de consumo no período.

Samuelson e Nordhaus (1993, p. 505) definem poupança como parte não consumida do rendimento, isto é, a poupança é igual ao rendimento menos o consumo.

A caderneta de poupança é uma modalidade de aplicação financeira no Brasil, cujos

A População em Idade Ativa corresponde à população com dez anos ou mais. A População em Idade Ativa incorpora as crianças de 10 a 14 anos, segmento com idade inferior à legalmente estipulada como mínima para trabalhar no país. Embora tenha pouco efeito quantitativo sobre os indicadores globais, a inclusão deste segmento decorre da consideração que a presença dessa parcela populacional no mercado de trabalho é resultado da própria realidade social do país (DIEESE, 2005).

População Economicamente Ativa é a parcela da População em Idade Ativa ocupada ou desempregada (DIEESE, 2005).

Os Ocupados são os indivíduos que: a) possuem trabalho remunerado exercido regularmente; b) possuem trabalho remunerado exercido de forma irregular, desde que não estejam procurando trabalho diferente do atual. Excluem-se as pessoas que, não tendo procurado trabalho, exerceram de forma excepcional algum trabalho nos últimos 30 dias; c) possuem trabalho não remunerado de ajuda em negócios de parentes, ou remunerado em espécie ou benefício, sem procura de trabalho (DIEESE, 2005).

Desempregados são os indivíduos que se encontram numa das seguintes situações: a) Desemprego Aberto: pessoas que procuraram trabalho de modo efetivo nos 30 dias anteriores ao da entrevista e não exerceram nenhum trabalho nos últimos sete dias; b) Desemprego Oculto pelo trabalho precário: pessoas que realizam de forma irregular algum trabalho remunerado (ou pessoas que realizam trabalho não remunerado em ajuda a negócios de parentes) e que procuraram mudar de trabalho nos 30 dias anteriores ao da entrevista, ou que, não tendo procurado neste período, o fizeram até 12 meses atrás; c) Desemprego Oculto Pelo trabalho desalento: pessoas que não possuem trabalho e nem procuraram nos últimos 30 dias, por desestímulos do mercado de trabalho ou por circunstâncias fortuitas, mas procuraram efetivamente trabalho nos últimos 12 meses (DIEESE, 2005).

Segundo o DIEESE (2005), a taxa de desemprego é dada o número de desempregados dividido pelo total da População Economicamente Ativa, conforme a equação (10).

$$\text{Taxa de Desemprego} = \frac{\text{Número de Desempregados}}{\text{População Economicamente Ativa}} \cdot 100 \quad (10)$$

A taxa de desemprego é outra variável que provê uma medida da economia interna. Um alto desemprego pode indicar que a economia interna está com grandes dificuldades de pagar seus débitos (KALIRAI; SCHEICHER, 2002, p. 66). Portanto é esperado que a taxa de desemprego esteja diretamente relacionada com a probabilidade de inadimplência.

Foi utilizada no presente trabalho a série da taxa de desemprego da região metropolitana de São Paulo como uma aproximação para a taxa de desemprego do país. A série utilizada é proveniente da Pesquisa de Emprego e desemprego realizada pelo SEADE – Sistema Estadual de Análise de Dados – conjuntamente com o DIEESE – Departamento Intersindical de Estatística e Estudos Sócio-Econômicos – através de um convênio celebrado por essas duas organizações. Não foram utilizados dados de abrangência nacional devido à descontinuidade das séries de desemprego para todo o Brasil.

RASSAL – Rendimento médio real dos assalariados no trabalho principal

O Rendimento médio real trimestral dos ocupados e dos assalariados no trabalho principal na Região Metropolitana de São Paulo é utilizado como *proxy* para o rendimento médio dos assalariados do país. A expectativa é de que quanto maior o rendimento dos assalariados, maior a facilidade de pagar os débitos, por conseguinte tem uma relação negativa com a probabilidade de inadimplência.

A fonte dos dados é o convênio SEADE/DIEESE.

SALMINREAL – Salário mínimo real

Série elaborada pelo IPEA, deflacionando-se o salário mínimo nominal pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor – INPC – do IBGE.

É esperado que quanto maior o salário mínimo real, menor a dificuldade em se pagar os débitos e, por isso, tem uma relação negativa com a probabilidade de inadimplência.

VDASAUTO – Vendas de automóveis nacionais

Vendas de automóveis nacionais ao mercado interno no atacado. Refere-se apenas a carros de passeio e de uso misto, não englobando veículos comerciais leves (caminhonetes de uso misto, utilitários e caminhonetes de carga) nem veículos comerciais pesados (caminhões e ônibus) (IPEA, 2006).

Supõe-se que nos momentos de economia em alta o consumidor se sinta mais à vontade para adquirir bens de consumo de preços mais elevados. Assim, o pressuposto é de que nos momentos em que há uma maior venda de automóveis a economia esteja em um estado otimista com a decorrente queda nas taxas de inadimplência.

A fonte dos dados é a Associação Nacional dos Fabricantes de Veículos Automotores – ANFAVEA.

VDASIND – Vendas Reais da Indústria

As Vendas reais da indústria refletem as vendas do setor industrial. São calculadas utilizando-se como deflator o Índice de Preços por Atacado – Oferta Global (IPA-OG), permitindo uma melhor avaliação do volume real vendido pelo setor.

Parte-se do pressuposto de que nos momentos de melhora das condições da economia aconteça uma maior quantidade de vendas na indústria e, dessa forma, que ocorra simultaneamente uma queda nas taxas de inadimplência.

A série das Vendas Reais da Indústria é elaborada pela Confederação Nacional da Indústria – CNI.

D - Indicativos Corporativos

INVEBNDDES – Total de desembolsos do BNDES

Desembolsos do Sistema BNDES - Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social – englobando os recursos desembolsados pelo BNDES e pelo Finame - Agência Especial de Financiamento Industrial.

Espera-se, nos momentos de melhora nas condições da economia, que haja uma maior pressão por concessões de empréstimos que visam investimentos. Ou seja, nesses momentos, sabe-se que há um aumento do consumo e, para atender essa maior demanda, os produtores necessitam de investir em suas instalações e contratar mais mão-de-obra. Sendo assim, muitas vezes, os produtores necessitam de empréstimos para atender a esses investimentos. Consequentemente, nesses períodos, como órgão oficial de fomento do governo, o BNDES acabaria concedendo mais empréstimos direcionados ao investimento, revelando, dessa forma, que os produtores estão em melhores condições econômicas e, como há uma maior demanda de seus produtos, esses produtores estão em melhores condições para pagar seus empréstimos.

A fonte desses dados de abrangência nacional é o próprio BNDES.

FBCFCONS – Formação Bruta de Capital Fixo na construção civil e FBCFMAQ – Formação Bruta de Capital Fixo no consumo aparente de máquinas

Esses índices revelam o valor dos bens duráveis adquiridos para serem utilizados por prazo superior a um ano no processo produtivo. A esse montante é acrescido do valor dos serviços nele incorporados.

Nos momentos de economia em alta, há sempre um aumento do consumo e, para atender a esse maior consumo, os produtores necessitam de investir em suas instalações,

havendo, portanto, um aumento na Formação Bruta de Capital Fixo. Em consequência disso, um aumento dessas variáveis revela que há uma melhoria das condições da economia e os produtores estão em condições melhores para atender às suas obrigações creditícias.

Esses índices são elaborados e divulgados pelo IPEA – Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada.

UCIIND – Utilização da Capacidade Instalada na Indústria

A utilização da capacidade instalada na indústria traduz percentualmente a capacidade realmente utilizada com relação à capacidade potencial da indústria.

Nos momentos de melhores condições da economia, a expectativa é de que haja um aumento da capacidade instalada da indústria e que tais aumentos ocorreriam antes mesmo de ocorrerem maiores investimentos no setor, antecipando um aumento das variáveis relativas a esses investimentos. Portanto essa variável demonstra a capacidade do setor industrial em cumprir suas obrigações de crédito.

Esse percentual é elaborado e divulgado pela CNI – Confederação Nacional da Indústria.

E - Indicadores de Mercado Financeiro

E.1 - Indicadores de Mercados de Capitais

Os Índices de Mercados de Capitais tendem a seguir ou a conduzir as tendências cíclicas da macroeconomia. A maioria dos mercados de capitais das nações amplamente industrializadas é inter-relacionada de alguma forma particularmente aos movimentos do mercado de capitais dos Estados Unidos, que habitualmente derrama seus efeitos através do mercado global. Um crescimento das Bolsas de Valores leva a um alto retorno para os investidores com a conseqüente queda da probabilidade de perdas por inadimplência (KALIRAI; SCHEICHER, 2002, p. 67).

Portanto, espera-se que um choque negativo no mercado de capitais tenha uma diminuição no volume negociado em bolsa juntamente com um aumento da volatilidade do índice de ações, que é uma medida do risco dos ativos, ocasionando, portanto, um impacto de aumento da probabilidade de inadimplência.

IDOWJONES – Índice de Ações Dow Jones da Bolsa de Valores de Nova Iorque

Índice utilizado para acompanhar a evolução dos negócios na *New York Stock Exchange* (NYSE), a Bolsa de Valores de Nova Iorque. Cálculo feito a partir de uma média das cotações entre as 30 empresas de maior importância na Bolsa de Valores, as 20 companhias ferroviárias mais destacadas e as 15 maiores empresas concessionárias de serviços públicos. A maior e mais importante Bolsa de Valores do mundo, também conhecida como *Big Board*, é composta por um conselho de 20 membros que acompanham e regulam as atividades comerciais de mais de 3000 empresas norte-americanas e estrangeiras (BACEN, 2006).

IBOVESPA – Índice de Ações Ibovespa da Bolsa de Valores de São Paulo

O Índice da Bolsa de Valores de São Paulo – IBOVESPA – é o indicador do desempenho médio das cotações do mercado de ações brasileiro, retratando o comportamento dos principais papéis negociados na BOVESPA. É o valor atual, em moeda corrente, de uma carteira teórica de ações constituída em 02/01/1968 (valor-base: 100 pontos), a partir de uma aplicação hipotética. A finalidade básica do IBOVESPA é a de servir como indicador médio do comportamento do mercado. Para tanto, sua composição procura aproximar-se o mais possível da real configuração das negociações à vista (lote-padrão) na BOVESPA (BOVESPA, 2007).

Os dados do IBOVESPA são provenientes da Associação Nacional das Instituições do Mercado Aberto – Andima.

VNMBOVESPA – Volume Mensal Negociado na Bolsa de Valores de São Paulo

O Volume Mensal Negociado na BOVESPA é a soma dos valores diários negociados ao longo do mês.

A fonte dos dados do Volume Mensal Negociado em Bolsa é a Associação Nacional das Instituições do Mercado Aberto – Andima.

VOIBOVESPA – Volatilidade do Índice de ações da Bolsa de Valores de São Paulo

No mercado financeiro, a volatilidade é uma das possíveis medidas de risco de um ativo, ou seja, uma medida de quanto o valor de um ativo ou de uma carteira varia em relação ao seu valor médio de longo prazo. Quanto maior a volatilidade de uma carteira, maior é a probabilidade de não se obter o retorno esperado. Utilizou-se a média mensal das volatilidades diárias no fechamento.

A fonte dos dados de volatilidade é a Gazeta Mercantil.

E.2 - Indicadores de Taxas de Juros

Bodie e Merton (1999, p. 56) definem taxa de juros como uma taxa prometida de retorno, e há tantas taxas de juros quantos vários tipos de empréstimos e tomadores houver. Por exemplo, a taxa de juros que os compradores pagam sobre os empréstimos que fazem para financiar a compra de suas casas é chamada de taxa hipotecária, ao passo que a taxa cobrada pelos bancos em empréstimos feitos às empresas é chamada de taxa de empréstimo comercial.

Weston e Brigham (2000, p. 106) dizem que o capital em uma economia livre é alocado por meio de um sistema de preços. A taxa de juros é o preço pago para tomar capitais de empréstimos, enquanto, no caso do capital social, os investidores esperam receber dividendos e ganhos de capital. E existem diversos fatores que afetam a demanda e a oferta do capital, ou seja, que afetam o custo do dinheiro.

A taxa de juros é uma variável central, pois ela representa o custo direto dos empréstimos. Portanto, aumentos nas taxas de juros aumentam o custo dos empréstimos e maior é a probabilidade de inadimplência, pois os mutuários ficam menos capazes de quitar suas dívidas (KALIRAI; SCHEICHER, 2002, p. 67).

Diante do exposto, considera-se que aumentos das taxas de juros acarretem no aumento da probabilidade de inadimplência.

TBF – Taxa Básica Financeira

Taxa Básica Financeira – TBF – é a média das taxas de uma cesta de Certificados de Depósito Bancário – CDB – escolhidos pelo governo. Tem cálculo semelhante ao da Taxa Referencial de Juros – TR – porém sem redutor, costumando apontar remuneração maior do que a TR (BACEN, 2006).

A fonte dos dados é o Banco Central do Brasil.

TR – Taxa Referencial de Juros

A Taxa Referencial de Juros – TR – foi criada para ser usada como referência nas transações financeiras realizadas no Brasil. Calculada pelo Banco Central com base em uma amostra dos juros pagos pelos Certificados de Depósito Bancário – CDB – das 30 maiores instituições financeiras do país (BACEN, 2006).

A fonte dos dados é o Banco Central do Brasil.

TJLP – Taxa de Juros de Longo Prazo

A Taxa de Juros de Longo Prazo – TJLP – é a taxa utilizada na correção dos títulos emitidos pelo governo. O BNDES também utiliza a TJLP como indexador básico em seus contratos de financiamento de projetos industriais.

A fonte dos dados é o Banco Central do Brasil.

TMPRE – Taxa Média Mensal Pré-fixada das Operações de Crédito

A Taxa Média Mensal Pré-Fixada das Operações de Crédito com recursos livres referenciais para taxa de juros é obtida pela média geométrica das taxas de cada modalidade ponderadas pelos respectivos estoques (BACEN, 2006).

A fonte dos dados é o Banco Central do Brasil.

F - Indicadores de Economia Externa

F.1 - Indicadores de Mercado de Moeda Estrangeira

A relação entre as taxas de câmbio e a inadimplência dos empréstimos é ambígua. Com relação às taxas nominais de câmbio, uma depreciação da moeda do país pode significar que os mutuários estejam com uma menor capacidade de quitar dívidas do que tinham inicialmente. Por outro lado, uma moeda nacional desvaloriza favorece ao setor exportador do país e, portanto, pode se esperar que uma depreciação do valor da moeda interna ocasione

uma queda na inadimplência (KALIRAI; SCHEICHER, 2002, p. 67). Portanto pode-se esperar tanto uma relação positiva quanto negativa.

DOLAR – Taxa de Câmbio Livre do Dólar Americano para Venda

É a Taxa de Câmbio Livre do Dólar americano para venda no fim do período mensal.

A fonte dos dados é o Banco Central do Brasil.

EURO – Taxa Média de Câmbio Euro/US\$ Transformada para Euro/R\$

São os valores obtidos das taxas de mercado obtidas a partir da média dos valores diários divulgados. Abrange os Países da Zona do Euro: Alemanha, Áustria, Bélgica, Espanha, Finlândia, França, Grécia, Holanda, Irlanda, Itália, Luxemburgo e Portugal.

O inverso da taxa foi multiplicado pela Taxa Média mensal do câmbio Livre do Dólar americano, obtendo-se dessa forma a taxa de câmbio de Reais para Euros.

$$\frac{DOLAR}{EURO} \times \frac{REAL}{DOLAR} \Rightarrow \frac{REAL}{EURO}$$

IENE – Taxa Média de Câmbio Iene/US\$ Transformada para Iene/R\$

São os valores obtidos das taxas de mercado obtidas a partir da média dos valores diários divulgados.

O inverso da taxa foi multiplicado pela Taxa Média Mensal do Câmbio Livre do Dólar americano, obtendo-se dessa forma a taxa de câmbio de Reais para Ienes.

$$\frac{DOLAR}{IENE} \times \frac{REAL}{DOLAR} \Rightarrow \frac{REAL}{IENE}$$

F.2 - Indicadores de Comércio Exterior

PETROWTI – Preço do Petróleo Bruto *West Texas Intermediate* – WTI

É a cotação do preço FOB do petróleo negociado na Bolsa de Nova York e sua cotação é referência para o mercado norte-americano. O nome petróleo WTI origina-se de *West Texas Intermediate*. *West Texas* é a principal região petrolífera dos Estados Unidos.

Free On Board – FOB – significa que o vendedor paga pelo transporte dos bens ao porto de remessa, mais custos de carregamento. O comprador paga frete, seguro, custos de descarga e o transporte do porto de destino ao ponto final.

É esperado que aumentos no preço do petróleo tenham um impacto de majoração da inadimplência, devido ao fato de diminuir as disponibilidades financeiras das organizações e de aumentar o valor do saldo das importações.

Essas cotações são provenientes da *Energy Information Administration* – EIA – do governo dos Estados Unidos (EIA, 2006).

PETROBRENT – Preço do Petróleo Bruto *BRENT*

É a cotação do preço FOB do petróleo negociado na Bolsa de Londres e sua cotação, sendo referência nos mercados europeu e asiático. O petróleo *Brent* é todo aquele extraído no Mar do Norte. Esse nome é proveniente da plataforma *Brent* da Shell.

A fonte dos dados é a *Energy Information Administration* – EIA – do governo dos Estados Unidos (EIA, 2006).

EXPORT – Exportações – FOB

É o volume das Exportações FOB provenientes do Balanço de Pagamentos.

Uma queda nas exportações pode impactar adversamente os mercados abertos e resultar em grande inadimplência dos débitos. Como exemplo, uma firma orientada para a exportação que sofra perdas pode não estar mais capaz de quitar seus débitos devido a seu fluxo de caixa negativo.

A fonte dos dados é o Banco Central do Brasil.

5 METODOLOGIA

Dentre as diferenças entre a produção acadêmica e a chamada literatura do mercado de consultoria em administração, pode-se dizer que a principal é o rigor metodológico da primeira. Em linguagem simplificada: a metodologia permite a repetição do experimento e, se nas mesmas condições, obter os mesmos resultados e conclusões. Easterby-Smith, Thorpe e Lowe (1999, p. 40-41) afirmam que idéias como a de validade e confiabilidade podem prover uma disciplina muito útil para o pesquisador que esteja comprometido com a provisão de uma descrição fiel das compreensões e percepções alheias. A metodologia garante os três pressupostos necessários ao trabalho científico: repetibilidade, validade e confiabilidade.

Ao iniciar uma pesquisa e tendo claros os objetivos da mesma, se faz necessário que o pesquisador tenha estabelecido qual é sua opção epistemológica, ou seja: se vai usar um referencial positivista, fenomenológico ou crítico-dialético; se vai a campo com pressupostos teóricos acabados ou não; se pretende realizar uma pesquisa indutiva ou hipotético-dedutiva.

Aqui é válido lembrar as perguntas de Yin (2005, p 21) que dentre outras representam as escolhas de estratégias de pesquisa diferentes:

Quando e por que você desejaria realizar estudos de caso sobre algum tópico? Deveria pensar em fazer um experimento em vés de um estudo de caso? Um levantamento? Uma pesquisa histórica? Uma análise de registros históricos apoiada por computador, como tendências econômicas ou históricos escolares?

Procedimentos metodológicos, coerentes com o problema de pesquisa e que levem ao alcance dos objetivos e às respostas para as perguntas de pesquisa, são necessários a um trabalho científico. Cabe lembrar que para Richardson (1999, p. 19) o método científico pode ser considerado algo como um telescópio, onde diferentes lentes, aberturas e distâncias produzirão formas diversas de ver a natureza. Ou seja, o método também determina o resultado da pesquisa, pois cada método tem uma forma de tratamento para o problema, trazendo uma nova perspectiva. Cada problema pode ser tratado por diferentes métodos, contudo, a natureza do problema também determina a metodologia e certos resultados só podem ser atingidos com determinados métodos.

A metodologia empregada deve, ainda, ser coerente com os pressupostos teóricos para um desenvolvimento coeso entre a teoria e as evidências empíricas dos dados e informações levantados. Um dos principais objetivos da academia é incutir uma postura de pesquisador no aluno, que através da redação de uma dissertação adquire experiência e sensibilidade na

questão epistemológica e metodológica. Portanto, tendo em vista tal importância, aqui será feita a explicitação dos procedimentos metodológicos:

- que conferem repetibilidade, validade e confiabilidade ao estudo;
- que revelam as escolhas feitas pelo pesquisador para a avaliação do problema estudado;
- que transmitem coesão entre a teoria e as evidências empíricas;
- que traçam os caminhos para tratamento do problema e conseqüentemente interferem em suas soluções.

5.1 O PROBLEMA DE PESQUISA

Como citado anteriormente, Nikell, Perraudiun e Varotto (2001, p. 17) e Wilson (1997) mostram que há evidências empíricas de que alterações na classificação de crédito podem, de modo geral, depender do estado da economia. Estas evidências sugerem que a probabilidade de rebaixamentos e inadimplências pode ser significativamente maior em uma queda cíclica do que em uma alta.

A influência das variáveis macroeconômicas na inadimplência possui um apelo intuitivo forte. Ou seja, a inadimplência pode ser considerada como sendo impulsionada pelas variáveis macroeconômicas.

A base para a abordagem do presente estudo é a hipótese de que o desenvolvimento do risco de crédito está ligado ao ambiente macroeconômico. Assim, a proposta desse estudo é modelar os componentes sistemáticos do risco de crédito por meio de suas relações com o estado do ciclo da economia, inflação, taxas de juros e fatores externos, sem a consideração dos componentes idiossincráticos, como os componentes de uma empresa em particular sobre o risco de crédito.

Em vista disso, pretende-se estimar um modelo, com base no modelo *CreditPortfolioView* e nos modelos do OeNB para responder a seguintes questão:

QUAL A RELAÇÃO ENTRE OS FATORES MACROECONÔMICOS E O RISCO DE INADIMPLÊNCIA DA CARTEIRA DE CRÉDITO AGREGADA DOS BANCOS BRASILEIROS PARA O PERÍODO DE MARÇO DE 2000 A SETEMBRO DE 2006?

5.2 PERGUNTAS DE PESQUISA

Objetivando a resposta ao problema de pesquisa, formulou-se as perguntas de pesquisa, que consistem no detalhamento do que deve ser respondido para se alcançar a solução do problema. Com esse propósito as perguntas de pesquisa do presente trabalho são:

(1) Quais as **variáveis macroeconômicas** que melhor **explicam o comportamento do risco de inadimplência** da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros no período de março de 2000 a setembro de 2006?

(2) Qual a **relação** (equação) entre o **risco de inadimplência** e as **variáveis macroeconômicas significantes** para o período de março de 2000 até setembro de 2006?

(3) O modelo estimado tem **capacidade de predição**, do ponto de vista econométrico, ao se comparar valores estimados com valores reais?

(4) Qual a **sensibilidade** do risco de crédito a cada fator macroeconômico significativo?

5.3 CARACTERIZAÇÃO DO ESTUDO

A caracterização do estudo tem como objetivo o auxílio no entendimento da pesquisa, escolhendo-se a melhor maneira de realizá-la e atingir seus objetivos.

Collis e Hussey (2005, p. 23) classificam os tipos de pesquisa de acordo com:

- o objetivo da pesquisa: os motivos pelos quais você a está realizando;
- o processo da pesquisa: a maneira pela qual você coletará e analisará seus dados;
- a lógica da pesquisa: se você está se movendo do geral para o específico ou vice-versa;
- o resultado da pesquisa: se você está tentando resolver um determinado problema ou fazer uma contribuição geral para o conhecimento.

O Quadro 5 mostra os tipos de pesquisa de acordo com sua base de classificação proposta por Collis e Hussey.

Base de Classificação	Tipo de pesquisa
Objetivo	Pesquisa exploratória, descritiva, analítica ou preditiva
Processo	Pesquisa quantitativa ou qualitativa
Lógica	Pesquisa dedutiva ou indutiva
Resultado	Pesquisa aplicada ou básica

Quadro 5 - Classificação dos tipos de pesquisa

Fonte: Collis e Hussey (2005, p. 23)

De acordo com essa classificação de Collis e Hussey, o presente trabalho foi classificado da seguinte maneira:

Quanto ao objetivo de pesquisa:

O presente trabalho teve como objetivo geral caracterizar a relação entre os fatores macroeconômicos e o risco de inadimplência, portanto quanto ao objetivo ele é predominantemente explicativo. Para alcançar o objetivo específico de identificar as variáveis macroeconômicas, esse trabalho é exploratório. Quando se depara com o objetivo de estimar o modelo e verificar o ajuste desse modelo, o trabalho foi explicativo. O trabalho é preditivo quando quer atingir os objetivos de verificar a capacidade de predição do modelo e de realizar a análise de sensibilidade da probabilidade de inadimplência.

Quanto ao processo da pesquisa:

Quantitativo, pois o trabalho envolve coleta e análise de dados numéricos e a aplicação de testes estatísticos (COLLIS; HUSSEY, 2005, p. 26).

Quanto ao resultado da pesquisa:

Aplicada, porque o trabalho foi projetado para aplicar suas descobertas a um problema específico: a avaliação do risco de crédito frente a variáveis macroeconômicas (COLLIS; HUSSEY, 2005, p. 27).

Quanto à lógica da pesquisa

Collis e Hussey (2005, p. 27) dizem que a pesquisa dedutiva é um estudo no qual uma estrutura conceitual e teórica é desenvolvida e depois testada pela observação empírica. E no presente trabalho utilizou-se um modelo para a avaliação do risco de crédito que foi testado pela observação empírica das séries temporais. Completando, segundo Cooper e Schindler (2003, p. 49), a dedução é o processo pelo qual testamos se a hipótese é capaz de explicar o fato.

Complementando a caracterização do estudo, é importante classificá-lo em relação ao horizonte de tempo e o método de coleta de dados.

Quanto ao horizonte de tempo:

Trata-se de estudo longitudinal, pois estudou-se o comportamento de uma variável dependente sujeita às variações das variáveis explicativas no decorrer do tempo.

Segundo Hair Jr. *et al* (2005, p. 88), os estudos longitudinais são adequados quando as questões de pesquisa e as hipóteses são afetadas pela variação das coisas no decorrer do tempo. Em vez de descrevê-los em um único ponto no tempo, os dados longitudinais descrevem eventos ao longo do tempo.

Quanto ao Método de Coleta de Dados:

Conforme Cooper e Schindler (2003, p. 132), estudos feitos por terceiros, com seus próprios objetivos, representam dados secundários. Segundo Collis e Hussey (2005, p. 154), os dados secundários são dados que já existem, como livros, documentos (por exemplo, estatísticas publicadas, relatórios anuais, contas de empresas, registros internos mantidos por organizações) e filmes. Portanto, com relação ao método da coleta de dados: foram utilizados dados secundários, pois foram elaborados por órgãos oficiais e estão disponíveis para todo o público interessado.

Quanto a Unidade de Análise e o Nível de Análise

A unidade de análise do presente trabalho é o risco de inadimplência da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros e o nível de análise é o ambiente financeiro brasileiro.

5.4 ESTRATÉGIA DE PESQUISA

Faria (2002) afirma que a partir da análise de registros históricos de dados climáticos estima-se a precipitação, a evapotranspiração, o balanço de água na zona radicular das culturas e as demandas totais e diárias de irrigação suplementar real necessária. A partir da análise de registros históricos de demanda por seus produtos, uma fábrica pode estimar sua produção. Com dados históricos de quantidades de linhas telefônicas instaladas, as companhias telefônicas podem prever o montante de investimentos que deverão aplicar. Mas num trabalho científico, previsões acuradas requerem muito mais do que a simples inserção

de dados em um modelo, requerem uma metodologia detalhada que garanta repetibilidade, validade e confiabilidade.

A estratégia de pesquisa do presente trabalho é Análise de Registros Históricos Apoiadas por Computador: tendências econômicas (Yin, 2005, p. 21), pois os documentos analisados foram documentos estatísticos coletados e disponibilizados por órgãos públicos como o IBGE, BACEN, IPEA, DIEESE, dentre outros e por entidades privadas como a Fundação Getúlio Vargas.

5.5 DESCRIÇÃO DAS BASES DE DADOS E ESCOLHA DA AMOSTRA

O Sistema de Gerenciamento de Séries Temporais do BACEN e a Base de Dados do IPEA – IPEADData – disponibilizam gratuitamente seus dados de séries temporais ao público em geral em suas páginas da internet. O Banco Central do Brasil – BACEN – e o Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – IPEA, além de seus próprios dados, mantêm também, dados de diversas outras entidades como:

- Gazeta Mercantil;
- Associação Nacional das Instituições do Mercado Aberto – ANDIMA;
- Confederação Nacional da Indústria – CNI;
- Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social – BNDES;
- Associação Nacional dos Fabricantes de Veículos Automotores – ANFAVEA;
- Federação do Comércio do Estado de São Paulo – FECOMÉRCIO-SP;
- Agência Nacional do Petróleo – ANP;
- Convênio entre o Sistema Estadual de Análise de Dados – SEADE – com o Departamento Intersindical de Estatística e Estudos Sócio-Econômicos – DIEESE;
- Secretaria do Tesouro Nacional do Ministério da Fazenda - STN-MF;
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE;
- Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas – FIPE;
- Fundação Getúlio Vargas – FGV;
- Sindicato Nacional da Indústria do Cimento – SNIC.

- Os preços internacionais do petróleo foram pesquisados nas bases de dados da *Energy Information Administration* – EIA – do governo dos Estados Unidos.

A amostra das variáveis foi coletada das bases de dados identificadas anteriormente. O presente estudo utiliza-se de dados históricos mensais entre os períodos de março de 2000 a setembro de 2006. O período de início foi forçosamente escolhido em março de 2000, pois os dados das séries das categorias de classificação de crédito iniciaram nesta data em decorrência da resolução do Conselho Monetário Nacional de número 2682 de 1999. O corte na data de setembro de 2006 foi escolhido com base no critério de data limite para atender aos prazos impostos ao presente estudo.

Os dados do período de julho de 2006 a setembro de 2006 foram separados para comparação das previsões dentro da amostra, ou seja, para confronto entre valores estimados pelo modelo com os dados reais e tais dados não foram utilizados na estimativa do modelo. Tal procedimento foi adotado com o objetivo de avaliar a aplicabilidade do modelo para previsões da probabilidade de inadimplência. As previsões foram realizadas também além da amostra até o período de março de 2007. Portanto, foram utilizadas 76 ocorrências para a estimação do modelo, 3 ocorrências para comparações das previsões dentro da amostra e 6 previsões fora da amostra.

5.6 APRESENTAÇÃO DAS VARIÁVEIS DO ESTUDO E SUAS RELAÇÕES

Conforme Pereira (2004, p. 43), as variáveis são o agrupamento das medidas repetidas de um dado objeto de estudo, realizadas em diferentes unidades de observação.

Pereira (2004, p. 46) diz ainda que é conveniente que o pesquisador considere a classificação das variáveis em relação ao plano de análise, mostrando três tipos de variáveis nessa perspectiva:

- a dependente, que mede o fenômeno que se estuda e que se quer explicar;
- a independente, que é candidata a explicar a dependente;
- de controle, que é a variável que se considera capaz de interferir na relação entre dependente e independente, podendo sugerir relações falsas que dizem respeito à sua interferência e não à relação estudada.

5.6.1 Apresentação das Variáveis

Variável Dependente

Probabilidade de Inadimplência (PI_t) \approx Taxa de Inadimplência (TI_t)

O presente estudo utiliza a definição de taxa de inadimplência ponderada pela exposição e utiliza como definição pragmática para inadimplência a migração pela fronteira entre as classificações D e E.

$$TI_t = \frac{E_t + F_t + G_t + H_t}{AA_t + A_t + B_t + C_t + D_t + E_t + F_t + G_t + H_t} \quad (11)$$

A partir das séries de cada uma das categorias de crédito, calcula-se a taxa de inadimplência ponderada pela exposição da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros num determinado período, que é o somatório dos saldos das operações classificadas nas categorias E, F, G e H do período sobre o total das operações de crédito do período, de acordo com a equação (11).

Variáveis Independentes

O Quadro 6 contém uma exposição das variáveis explicativas, objetivando formar uma representação das descrições apresentadas no referencial teórico.

Fator X_i	Descrição Sucinta das Variáveis Explicativas
A INDICADORES DE CICLO	
PIB_t	Produto Interno Bruto
$PIND_t$	Produção industrial da indústria geral
$PRODPETRO_t$	Produção Nacional de óleo bruto
$PCIMEN_t$	Produção de cimento
B INDICADORES DE ESTABILIDADE DE PREÇOS	
B.1 Indicadores de Inflação	
$IGPDI_t$	Índice Geral de Preços - Disponibilidade Interna (IGP-DI)
$IGPM_t$	Índice Geral de Preços - Mercado (IGP-M)
$IGPOG_t$	Índice Geral de Preços - Oferta Global (IGP-OG)
$INCC_t$	Índice Nacional de Preços da Construção Civil (INCC)
$INPC_t$	Índice Nacional de Preços ao Consumidor (INPC)
$IPADI_t$	Índice de Preços por Atacado - Disponibilidade Interna (IPA-DI)
$IPAM_t$	Índice de Preços por Atacado - Mercado (IPA-M)
$IPCA_t$	Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA)
$IPCFGV_t$	Índice de Preços ao Consumidor (IPC) da FGV
$IPCFIPE_t$	Índice de Preços ao Consumidor do Município de São Paulo (IPC-FIPE)
B.2 Indicadores de Meios de Pagamento	
$M0_t$	$M0 =$ Base monetária restrita = papel moeda emitido + reservas bancárias
$M1_t$	$M1 =$ Papel moeda em poder do público + depósitos a vista
$M2_t$	$M2 = M1 +$ depósitos à prazo (depósitos para investimentos, cadernetas de poupança e títulos emitidos por instituições depositárias).
$M3_t$	$M3 = M2 +$ quotas de fundos de investimentos e a posição líquida de financiamentos através de operações compromissadas lastreadas em títulos públicos federais
$M4_t$	$M4 = M3 +$ títulos federais, estaduais e municipais em poder do público
C INDICADORES DE ECONOMIA INTERNA	
$POUP_t$	Saldos em caderneta de poupança (total)
GOV_t	Despesa do Tesouro Nacional
$DESEMP_t$	Taxa de desemprego na RMSP
$CONSPETRO_t$	Consumo aparente de derivados de petróleo
ICC_t	Índice de confiança do consumidor (ICC)
IEC_t	Índice de expectativas do consumidor (IEC)
$RASSAL_t$	Rendimento médio real dos assalariados no trabalho principal na RMSP
$SALMINREAL_t$	Salário mínimo real obtido pelo salário mínimo nominal deflacionado pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor (INPC)
$VDASAUTO_t$	Vendas de automóveis nacionais
$VDASIND_t$	Vendas reais na indústria
D INDICADORES CORPORATIVOS	

Fator X_i	Descrição Sucinta das Variáveis Explicativas
INVESTBNDES _t	Total de Desembolsos do sistema BNDES
FBCFCONS _t	Formação bruta de capital fixo na construção civil
FBCFMAQ _t	Formação bruta de capital fixo no consumo aparente de máquinas
UCIIND _t	Utilização da capacidade instalada na indústria
E INDICADORES DE MERCADO FINANCEIRO	
E.1 Indicadores de mercados de capitais	
DOWJONES _t	Índice de ações Dow Jones da Bolsa de Valores de Nova Iorque
BOVESPA _t	Índice de ações Ibovespa da Bolsa de Valores de São Paulo
VNMBOVESPA _t	Volume mensal negociado na Bolsa de Valores de São Paulo
VOIBOVESPA	Volatilidade do índice de ações Ibovespa
E.2 Indicadores de taxas de juros	
TBF _t	Taxa Básica Financeira (TBF)
TR _t	Taxa Referencial de juros (TR)
TJLP _t	Taxa de Juros de Longo Prazo (TJLP)
TMPRE _t	Taxa média mensal (pré-fixada) das operações de crédito com recursos livres referenciais para taxa de juros
F INDICADORES DE ECONOMIA EXTERNA	
F.1 Indicadores de mercado de moeda estrangeira	
DOLAR _t	Taxa de câmbio Livre do Dólar americano (venda)
EURO _t	Taxa média de câmbio Euro/US\$ transformada para Euro/Reais
IENE _t	Taxa média de câmbio do Iene japonês/US\$ transformada para Iene/Reais
F.2 Indicadores de comércio exterior	
PETROWTI _t	Preço por barril do petróleo bruto West Texas Intermediate (WTI) (Fob) negociado na bolsa de Nova Iorque
PETROBRENT _t	Preço por barril do petróleo bruto Brent (Fob) negociado na bolsa de Londres
EXPORT _t	Exportações (FOB)

Quadro 6 - Descrição Sucinta das Variáveis Independentes

Fonte: base teórica do estudo

Variável de Controle

A taxa de inflação pode causar impressões errôneas na utilização das séries apresentadas em unidades monetárias, dando uma falsa percepção do crescimento. Por exemplo, se a série do PIB acumulado em 12 meses crescer 4 % num determinado mês com inflação de 1%, na verdade houve um crescimento real de 2,97%.

Como o modelo *CreditPortfolioView* foi inicialmente usado na Alemanha, a taxa de inflação não foi uma das variáveis consideradas. No Brasil, apesar da inflação reduzida nos últimos anos, não se pode desprezá-la, em função dos agentes econômicos ainda conviverem com a perspectiva de elevação dos preços novamente.

Desta forma, a taxa de inflação será utilizada para deflacionar as séries disponibilizadas em unidades monetárias, portanto será uma variável auxiliar de controle.

5.6.2 Relação de Causalidade entre as variáveis

Richardson (1999, p. 121) diz que a variável é um aspecto observável de um fenômeno ligado a outras variáveis em relação determinada. Tal relação pode ser de variação conjunta (co-variação), associação, dependência, causalidade, etc.

Para o presente trabalho, foi necessária a relação de causalidade testada pelos testes de correlação estatística e de causalidade de Granger para cada uma das variáveis independentes em relação à variável dependente. A não verificação da causalidade para uma variável independente será motivo para o descarte dessa variável do modelo.

A relação entre as variáveis está esquematizada na Figura 7.

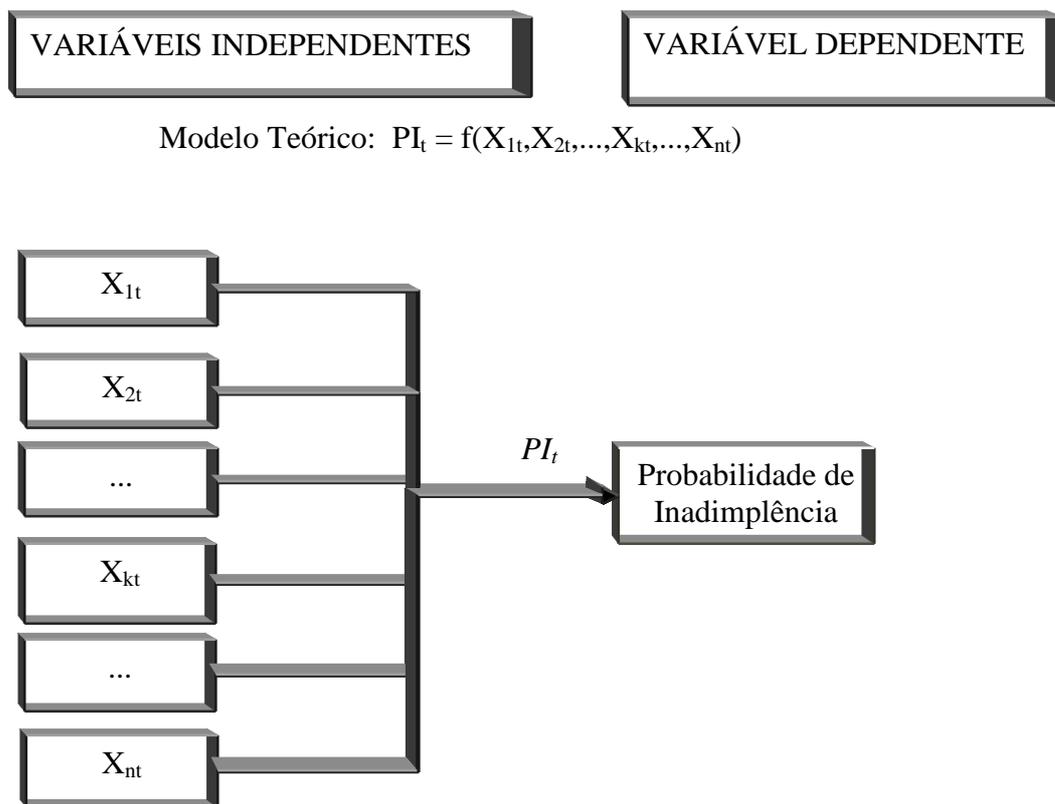


Figura 7 - Relação entre as variáveis
Fonte: o autor a partir do referencial teórico.

5.6.3 Definições Constitutivas e Operacionais das Variáveis

Quando se pretende que uma proposição atinja o *status* de hipótese científica, Gil (1999, p. 89) ensina que a condição básica é que ela seja passível de refutação empírica. O autor continua destacando que, para tanto, suas variáveis devem ser operacionalizadas, ou seja, traduzidas em conceitos mensuráveis. Quanto a isso Kerlinger (1979, p. 46) afirma que os cientistas precisam definir as variáveis, que usam nas hipóteses, de maneira tal que as hipóteses possam ser testadas e eles fazem isso usando o que é conhecido como definição operacional.

Uma definição constitutiva define palavras com outras palavras. Definições constitutivas são definições de dicionário e são usadas por todo mundo, inclusive pelos cientistas (KERLINGER, 1979, p. 46).

Segundo o mesmo autor (1979, p. 46), as definições operacionais surgiram de um novo modo de pensar: em vez de pensar apenas constitutivamente, os cientistas também pensam operacionalmente: uma definição operacional é uma ponte entre os conceitos e as observações, que atribui significado a um constructo, ou variável, especificando as atividades ou operações necessárias para medi-lo ou manipulá-lo. Uma definição operacional especifica as atividades do pesquisador para medir ou manipular uma variável. É como um manual de instruções para o pesquisador.

As variáveis desta pesquisa são séries de base mensal. Durante o presente trabalho são analisadas as necessidades de transformações das séries das variáveis. Tais transformações visam estacionarizar as séries (retirar o efeito da tendência), deflacionar as séries (retirar o efeito da inflação) e facilitar a manipulação dos dados.

5.6.3.1 Variável Dependente

Variável	Taxa de Inadimplência – TI
Definição Constitutiva	<p>O presente estudo utiliza a definição de taxa de inadimplência ponderada pela exposição. Segundo Davis (2004): a taxa de inadimplência ponderada pela exposição: mede o montante da inadimplência como percentagem do saldo remanescente em carteira.</p> <p>Para a definição de inadimplência utiliza-se a definição do Comitê de Supervisão Bancária da Basileia – BCBS (2001, p. 79), considera-se a ocorrência de inadimplência em relação a um determinado devedor quando um ou mais dos eventos seguintes aconteceu: (a) foi determinado que é improvável que o devedor pague suas obrigações de dívida (principal, juros ou taxas) por completo; (b) um evento de perda de crédito associado com qualquer obrigação do devedor, como um cancelamento de débitos, provisão específica, ou uma reestruturação adversa que envolva o perdão ou adiamento do principal, juros, ou taxas; qualquer reagendamento de algo estabelecido (por exemplo estendendo a vida de uma hipoteca para reduzir pagamentos mensais) é considerado como um evento de inadimplência, contanto que tal reagendamento seja empreendido em circunstâncias adversas para mitigar um evento de inadimplência; (c) o devedor está em atraso a mais de 90 dias em qualquer obrigação de crédito; ou (d) que o devedor solicitou pedido de falência ou proteção semelhante contra credores.</p>
Definição Operacional	<p>A partir das séries de cada uma das categorias de crédito, disponibilizadas no Sistema de Gerenciamento de Séries Temporais do BACEN, calcula-se a taxa de inadimplência ponderada pela exposição da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros num determinado período, que é o somatório dos saldos das operações classificadas nas categorias E, F, G e H do período sobre o total das operações de crédito do período:</p> $TI_t = \frac{E_t + F_t + G_t + H_t}{AA_t + A_t + B_t + C_t + D_t + E_t + F_t + G_t + H_t}$

5.6.3.2 Variáveis Independentes

A - Indicadores de Ciclo

PIB – Produto Interno Bruto

Variável	PIB
Definição Constitutiva	O produto interno bruto é a renda devida à produção dentro dos limites territoriais do país (VASCONCELOS, 1998, p. 210).
Definição Operacional	Calculada a partir da Série histórica, coletada pelo IBGE e disponibilizada pelo BACEN em seu <i>site da internet</i> . Nome da série é PIB acumulado dos últimos 12 meses, Valorizado pelo IGP-DI do mês, de período mensal em milhões de Reais. Foi realizada a seguinte Transformação nessa variável $[(PIB_t/PIB_{t-12})-1]$, com a finalidade de se utilizar uma série das variações em 12 meses.

PIND – Produção Industrial

Variável	PIND
Definição Constitutiva	A Produção Industrial é a produção do setor industrial no país.
Definição Operacional	Calculada a partir da Série histórica, coletada pelo IBGE e disponibilizada pelo IPEA em seu <i>site da internet</i> . Nome da série é Produção industrial - indústria geral - quantum - índice (média 2002 = 100). Foi realizada a seguinte Transformação nessa variável $[(PIND_t/PIND_{t-12})-1]$, com a finalidade de se utilizar uma série das variações em 12 meses.

PRODPETRO – Produção Nacional de Petróleo

Variável	PRODPETRO
Definição Constitutiva	A Produção Nacional de Petróleo é a produção de Óleo Bruto no país.
Definição Operacional	Calculada a partir da Série histórica, coletada pela ANP e disponibilizada pelo BACEN em seu <i>site da internet</i> . Nome da série é Produção de derivados de petróleo - Óleo bruto - Nacional. Foi realizada a seguinte Transformação nessa variável $[(PRODPETRO_t/PRODPETRO_{t-12})-1]$, com a finalidade de se utilizar uma série das variações em 12 meses.

PCIMEN – Produção de Cimento

Variável	PCIMEN
Definição Constitutiva	Produção de cimento no Brasil.
Definição Operacional	Calculada a partir da Série histórica, coletada pelo SNIC e disponibilizada pelo IPEA em seu <i>site</i> da <i>internet</i> . Nome da série é Produção de cimento. É dada em mil toneladas. Foi realizada a seguinte Transformação nessa variável $[(PCIMEN_t/PCIMEN_{t-12})-1]$, com a finalidade de se utilizar uma série das variações em 12 meses.

B - Indicadores de Estabilidade de Preços

B.1 - Indicadores de Inflação

Índice Geral de Preços - Disponibilidade Interna (IGP-DI)

Variável	IGPDI
Definição Constitutiva	A taxa de inflação é a medida da velocidade de aumento do nível dos preços em um determinado período (VASCONCELOS, 1998).
Definição Operacional	Série histórica do IGP-DI em valores mensais coletada pela Fundação Getúlio Vargas, disponibilizada no <i>site</i> na <i>internet</i> do IPEA.

Índice Geral de Preços - Mercado (IGP-M)

Variável	IGPM
Definição Constitutiva	A taxa de inflação é a medida da velocidade de aumento do nível dos preços em um determinado período (VASCONCELOS, 1998).
Definição Operacional	Série histórica do IGP-M em valores mensais coletada pela Fundação Getúlio Vargas, disponibilizada no <i>site</i> na <i>internet</i> do IPEA.

Índice Geral de Preços - Oferta Global (IGP-OG)

Variável	IGPOG
Definição Constitutiva	A taxa de inflação é a medida da velocidade de aumento do nível dos preços em um determinado período (VASCONCELOS, 1998).
Definição Operacional	Série histórica do IGP-OG em valores mensais coletada pela Fundação Getúlio Vargas, disponibilizada no <i>site</i> na <i>internet</i> do IPEA.

Índice Nacional de Preços da Construção Civil (INCC)

Variável	INCC
Definição Constitutiva	A taxa de inflação é a medida da velocidade de aumento do nível dos preços em um determinado período (VASCONCELOS, 1998).
Definição Operacional	

IPCA - Índice de Preços ao Consumidor Amplo

Variável	IPCA
Definição Constitutiva	A taxa de inflação é a medida da velocidade de aumento do nível dos preços em um determinado período (VASCONCELOS, 1998).
Definição Operacional	Série histórica do IPCA em valores mensais coletada pelo IBGE, disponibilizada no <i>site</i> na <i>internet</i> do IPEA.

INPC - Índice Nacional de Preços ao Consumidor

Variável	INPC
Definição Constitutiva	A taxa de inflação é a medida da velocidade de aumento do nível dos preços em um determinado período (VASCONCELOS, 1998).
Definição Operacional	Série histórica do INPC em valores mensais coletada pelo IBGE, disponibilizada no <i>site</i> na <i>internet</i> do IPEA.

B.2 - Indicadores de Meios de Pagamento

Agregado Monetário M0

Variável	M0
Definição Constitutiva	Agregado Monetário M0 = Base monetária restrita = papel moeda emitido + reservas bancárias.
Definição Operacional	Série histórica M0 base monetária restrita no fim período, série coletada pelo BACEN e disponibilizada no site da internet do IPEA. A série original foi valorizada pelo IGP-DI e foi utilizada sua variação anual $[(M0_t/M0_{t-12})-1]$.

Agregado Monetário M1

Variável	M1
Definição Constitutiva	Agregado Monetário M1 = papel moeda em poder do público + depósitos a vista
Definição Operacional	Série histórica M1 no fim período, série coletada pelo BACEN e disponibilizada no site da internet do IPEA. A série original foi valorizada pelo IGP-DI e foi utilizada sua variação anual $[(M1_t/M1_{t-12})-1]$.

Agregado Monetário M2

Variável	M2
Definição Constitutiva	Agregado Monetário M2 = M1 + depósitos a prazo (depósitos para investimentos, cadernetas de poupança e títulos emitidos por instituições depositárias)
Definição Operacional	Série histórica M2 no fim período, novo conceito, série coletada pelo BACEN e disponibilizada no site da internet do IPEA. A série original foi valorizada pelo IGP-DI e foi utilizada sua variação anual $[(M2_t/M2_{t-12})-1]$.

Agregado Monetário M3

Variável	M3
Definição Constitutiva	Agregado Monetário M3 = M2 + quotas de fundos de investimentos e a posição líquida de financiamentos através de operações compromissadas lastreadas em títulos públicos federais
Definição Operacional	Série histórica M3 no fim período, novo conceito, série coletada pelo BACEN e disponibilizada no site da internet do IPEA. A série original foi valorizada pelo IGP-DI e foi utilizada sua variação anual $[(M3_t/M3_{t-12})-1]$.

Agregado Monetário M4

Variável	M4
Definição Constitutiva	Agregado Monetário M4 = M3 + títulos federais, estaduais e municipais em poder do público
Definição Operacional	Série histórica M4 no fim período, novo conceito, série coletada pelo BACEN e disponibilizada no site da internet do IPEA. A série original foi valorizada pelo IGP-DI e foi utilizada sua variação anual $[(M4_t/M4_{t-12})-1]$.

C - Indicadores de Economia Interna

POUP – Poupança

Variável	POUP
Definição Constitutiva	Poupança é a parcela da renda nacional não consumida no período (VASCONCELOS, 1998).
Definição Operacional	Série histórica disponibilizada no sítio do BACEN na internet. Nome da série: Caderneta de poupança (total) - Saldos - u.m.c. (milhões) – periodicidade: mensal. A série será deflacionada pelo IGP-DI. O saldo da Poupança é o somatório dos saldos das cadernetas de poupança RURAL e SBPE existentes na data indicada. Foi realizada a seguinte Transformação nessa variável $[(POUP_t/POUP_{t-12})-1]$, com a finalidade de se utilizar uma série das variações em 12 meses.

GOV – Despesas do Tesouro Nacional

Variável	GOV
Definição Constitutiva	As despesas do governo são os gastos dos ministérios, secretarias e autarquias, que aparecem nas contas nacionais e na teoria macroeconômica que incluem itens como gastos com defesa, pavimentação de estradas e, ainda, salários de funcionários públicos (VASCONCELOS, 1998).
Definição Operacional	Série histórica coletada pela Secretaria do Tesouro Nacional e disponibilizada no <i>site</i> do BACEN na <i>internet</i> . Nome da série: Despesas do Tesouro Nacional (Fluxos) – Total – periodicidade: mensal. A série será valorizada pelo IGP-DI do mês. Foi realizada a seguinte Transformação nessa variável $[(GOV_t/GOV_{t-12})-1]$, com a finalidade de se utilizar uma série das variações em 12 meses.

DESEMP – Taxa de Desemprego

Variável	DESEMP
Definição Constitutiva	A taxa de desemprego é o número de desempregados dividido pelo total da População Economicamente Ativa. $\text{Taxa de Desemprego} = \frac{\text{Número de Desempregados}}{\text{População Economicamente Ativa}} \cdot 100$
Definição Operacional	Série histórica coletada pelo DIEESE, disponibilizada nos bancos de dados do sítio do IPEA na <i>internet</i> . Nome da série: Taxa de desemprego – RMSP – Região Metropolitana de São Paulo - periodicidade: mensal (%).

CONSPETRO – Consumo Aparente de Derivados de Petróleo

Variável	CONSPETRO
Definição Constitutiva	Consumo dos derivados de petróleo no Brasil
Definição Operacional	Série Consumo aparente de derivados de petróleo: quantidade média diária. Unidade Mil Barris. Coletada pela ANP e divulgada no <i>site</i> da <i>internet</i> do IPEA.

ICC – Índice de confiança do consumidor

Variável	ICC
Definição Constitutiva	Índice de Confiança do Consumidor que revela o grau de confiança da população na situação geral do país.
Definição Operacional	Série histórica do Índice de confiança do consumidor (ICC) com os dados elaborados pela Federação do Comércio do Estado de São Paulo – Fecomércio–SP – e divulgados no <i>site</i> do IPEA.

IEC – Índice de Expectativas do Consumidor

Variável	IEC
Definição Constitutiva	Índice de Expectativas do Consumidor que revela o grau de expectativa da população na situação geral do país.
Definição Operacional	Série histórica do Índice de Expectativas do Consumidor (IEC) com os dados elaborados pela Federação do Comércio do Estado de São Paulo – Fecomércio–SP – e divulgados no <i>site</i> do IPEA.

RASSAL – Rendimento médio real dos assalariados no trabalho principal

Variável	RASSAL
Definição Constitutiva	Rendimento médio real dos ocupados e dos assalariados no trabalho principal.
Definição Operacional	Série histórica dos Rendimento médio real dos assalariados no trabalho principal na RMSP - índice (média 1985 = 100). Coletada pelo SEADE/DIEESE e divulgada no <i>site</i> da <i>internet</i> do IPEA,

SALMINREAL – Salário mínimo real

Variável	SALMINREAL
Definição Constitutiva	O salário mínimo real é o valor do salário mínimo nominal deflacionado.
Definição Operacional	Série em reais (R\$) constantes do último mês, elaborada pelo IPEA, deflacionando-se o salário mínimo nominal pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor (INPC) do IBGE.

VDASAUTO – Vendas de automóveis nacionais

Variável	VDASAUTO
Definição Constitutiva	Vendas de automóveis nacionais ao mercado interno no atacado.
Definição Operacional	Série Histórica dos dados das Vendas de automóveis nacionais ao mercado interno no atacado. Refere-se apenas a carros de passeio/passageiros e de uso misto, não englobando veículos comerciais leves (caminhonetes de uso misto, utilitários e caminhonetes de carga) nem veículos comerciais pesados (caminhões e ônibus). Os dados são levantados pela ANFAVEA e disponibilizado pelo IPEA em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

VDASIND – Vendas Reais da Indústria

Variável	VDASIND
Definição Constitutiva	Vendas reais na indústria
Definição Operacional	Vendas reais na indústria: índice (média 1992 = 100). O Deflator utilizado é o Índice de Preços por Atacado - Oferta Global (IPA-OG) - indústria de transformação. A fonte dos dados é Confederação Nacional da Indústria, Indicadores Industriais (CNI) e os dados são disponibilizados pelo IPEA em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

D - Indicativos CorporativosINVESTBNDES – Total de desembolsos do BNDES

Variável	INVESTBNDES
Definição Constitutiva	Desembolsos do Sistema BNDES – Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social – englobando os recursos desembolsados pelo BNDES e pelo Finame - Agência Especial de Financiamento Industrial.
Definição Operacional	Série temporal histórico dos Desembolsos do Sistema BNDES – Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social – englobando os recursos desembolsados pelo BNDES e pelo Finame. A série original foi deflacionada pelo IGP-DI. A variável foi Transformada com o objetivo de captar suas variações em 12 meses $[(INVESTBNDES_t/INVESTBNDES_{t-12})-1]$.

FBCFCONS – Formação Bruta de Capital Fixo na construção civil

Variável	FBCFCONS
Definição Constitutiva	Formação bruta de capital fixo na construção civil
Definição Operacional	Série temporal histórica da Formação bruta de capital fixo na construção civil. Índice encadeado (média 1990 = 100). Série de elaboração do IPEA construída a partir do Índice de Insumos da Construção Civil (ICC) do IBGE. Série ajustada à variação real anual da série construção (FBCF) do Sistema de Contas Nacionais (IBGE). Disponibilizada pelo IPEA em seu <i>site da internet</i> .

FBCFMAQ – Formação Bruta de Capital Fixo no consumo aparente de máquinas

Variável	FBCFMAQ
Definição Constitutiva	Formação bruta de capital fixo no consumo aparente de máquinas
Definição Operacional	Série histórica da Formação bruta de capital fixo no consumo aparente de máquinas. Índice encadeado (média 1990 = 100). Série de elaboração do IPEA construído a partir da produção de bens de capital da Pesquisa Industrial Mensal - Produção Física do IBGE e índices de quantum das exportações e importações de bens de capital da Funcex. Série ajustada à variação real anual da série máquinas e equipamentos do Sistema de Contas Nacionais (IBGE). Disponibilizada pelo IPEA em seu <i>site da internet</i> .

UCIIND – Utilização da Capacidade Instalada na Indústria

Variável	UCIIND
Definição Constitutiva	Percentual de utilização da capacidade instalada na indústria
Definição Operacional	Série histórica do nível percentual de utilização da capacidade instalada na indústria. Os valores são levantados pela CNI e a série é disponibilizada pelo IPEA em seu <i>site da internet</i> .

E - Indicadores de Mercado Financeiro

E.1 - Indicadores de Mercados de Capitais

IDOWJONES – Índice de Ações Dow Jones da Bolsa de Valores de Nova Iorque

Variável	IDOWJONES
Definição Constitutiva	Índice utilizado para acompanhar a evolução dos negócios na New York Stock Exchange (NYSE), a Bolsa de Valores de Nova Iorque.
Definição Operacional	Série histórica do Índice Dow Jones da Bolsa de Valores de Nova Iorque. Os valores da séries são informados pela Gazeta Mercantil e disponibilizados pelo IPEA em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

IBOVESPA – Índice de Ações Ibovespa da Bolsa de Valores de São Paulo

Variável	IBOVESPA
Definição Constitutiva	O Índice da Bolsa de Valores de São Paulo – IBOVESPA – é o indicador do desempenho médio das cotações do mercado de ações brasileiro, retratando o comportamento dos principais papéis negociados na BOVESPA.
Definição Operacional	Série histórica do IBOVESPA disponibilizada. A fonte dos dados é a Andima e os dados estão disponibilizados pelo BACEN em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

VNMBOVESPA – Volume Mensal Negociado na Bolsa de Valores de São Paulo

Variável	VNMBOVESPA
Definição Constitutiva	O Volume Mensal Negociado na BOVESPA é a soma dos v57 4 4319()-211.0 1 149

VOIBOVESPA – Volatilidade do Índice de ações da Bolsa de Valores de São Paulo

Variável	VOIBOVESPA
Definição Constitutiva	Volatilidade do índice de ações Ibovespa no fechamento. A volatilidade é uma das possíveis medidas de risco de um ativo, ou seja, uma medida de quanto o valor de um ativo ou de uma carteira varia em relação ao seu valor médio de longo prazo.
Definição Operacional	Série das Volatilidades diárias do índice de ações Ibovespa no fechamento. Série original é diária e foram calculadas as médias dos valores dos valores diários de fechamento para que se pudesse obter dados mensais. A fonte dos dados é a Gazeta Mercantil e os dados estão disponibilizados pelo IPEA em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

E.2 - Indicadores de Taxas de Juros

TBF – Taxa Básica Financeira

Variável	TBF
Definição Constitutiva	Taxa Básica Financeira – TBF – é a média das taxas de uma cesta de Certificados de Depósito Bancário – CDB – escolhidos pelo governo.
Definição Operacional	Série histórica da Taxa Básica Financeira (TBF). A fonte dos dados é o BACEN e os dados são disponibilizados pelo IPEA em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

TR – Taxa Referencial de Juros

Variável	TR
Definição Constitutiva	Taxa Referencial de juros foi criada para ser usada como referência nas transações financeiras realizadas no Brasil.
Definição Operacional	Série histórica da Taxa Referencial de juros (TR). A fonte dos dados é o BACEN e os dados são disponibilizados pelo IPEA em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

TJLP – Taxa de Juros de Longo Prazo

Variável	TJLP
Definição Constitutiva	A Taxa de juros de longo prazo é a taxa utilizada na correção dos títulos emitidos pelo governo.
Definição Operacional	Série histórica da Taxa de Juros de Longo Prazo (TJLP). A fonte dos dados é o BACEN e os dados são disponibilizados pelo IPEA em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

TMPRE – Taxa Média Mensal Pré-fixada das Operações de Crédito

Variável	TMPRE
Definição Constitutiva	Taxa média mensal (pré-fixada) das operações de crédito com recursos livres referenciais para taxa de juros.
Definição Operacional	Série temporal histórica da taxa média mensal (pré-fixada) das operações de crédito com recursos livres referenciais para taxa de juros. A fonte dos dados é o Banco Central do Brasil que disponibiliza a série em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

F - Indicadores de Economia Externa**F.1 - Indicadores de Mercado de Moeda Estrangeira**DOLAR – Taxa de Câmbio Livre do Dólar Americano para Venda

Variável	DOLAR
Definição Constitutiva	Taxa de câmbio Livre do Dólar americano para venda no Fim do período mensal.
Definição Operacional	Série histórica da Taxa de câmbio Livre do Dólar americano para venda no Fim do período mensal. A fonte dos dados é o Banco Central do Brasil que divulga a série em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

EURO – Taxa Média de Câmbio Euro/US\$ Transformada para Euro/R\$

Variável	EURO
Definição Constitutiva	Taxa Média de Câmbio do Euro.
Definição Operacional	Série histórica da Taxa Média de Câmbio EURO/US\$ convertida para EURO/R\$. $\frac{DOLAR}{EURO} \times \frac{REAL}{DOLAR} \Rightarrow \frac{REAL}{EURO}$ A fonte dos dados é Fundo Monetário Internacional e os dados são disponibilizados pelo IPEA em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

IENE – Taxa Média de Câmbio Iene/US\$ Transformada para Iene/R\$

Variável	IENE
Definição Constitutiva	Taxa Média de Câmbio do IENE.
Definição Operacional	Série histórica da Taxa Média de Câmbio IENE/US\$ convertida para IENE/R\$. $\frac{DOLAR}{IENE} \times \frac{REAL}{DOLAR} \Rightarrow \frac{REAL}{IENE}$ A fonte dos dados é Fundo Monetário Internacional e os dados são disponibilizados pelo IPEA em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

F.2 - Indicadores de Comércio ExteriorPETROWTI – Preço do Petróleo Bruto *West Texas Intermediate* – WTI

Variável	PETROWTI
Definição Constitutiva	É a cotação do preço FOB do petróleo negociado na Bolsa de Nova York e sua cotação é referência para o mercado norte-americano.
Definição Operacional	Série Histórica da cotação do preço FOB do petróleo negociado na Bolsa de Nova York. Essas cotações são provenientes da Energy Information Administration – EIA – do governo dos Estados Unidos que divulga seus dados em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

PETROBRENT – Preço do Petróleo Bruto *BRENT*

Variável	PETROBRENT
Definição Constitutiva	É a cotação do preço FOB do petróleo negociado na Bolsa de Londres e sua cotação, sendo referência nos mercados europeu e asiático.
Definição Operacional	Série Histórica da cotação do preço FOB do petróleo negociado na Bolsa de Londres. Essas cotações são provenientes da Energy Information Administration – EIA – do governo dos Estados Unidos que divulga seus dados em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

EXPORT – Exportações – FOB

Variável	EXPORT
Definição Constitutiva	É o volume das Exportações FOB provenientes do Balanço de Pagamentos.
Definição Operacional	Série histórica do volume das Exportações FOB divulgada em US\$ (milhões). A fonte dos dados é o Banco Central do Brasil que divulga seus dados em seu <i>site</i> na <i>internet</i> .

5.7 APRESENTAÇÃO DO MODELO DO PRESENTE ESTUDO

O modelo do presente trabalho utilizou como base o *CreditPortfolioView* da consultoria McKinsey & co., desenvolvido por Thomas C. Wilson (1997a., 1997b, 1998). Foram adotadas as modificações definidas nos modelos do OeNB desenvolvidos por Kalirai e Scheicher (2002) e por Boss (2002) e foram agregadas novas modificações.

A Figura 8 mostra a seqüência dos passos para a estimação do modelo: (1) Preparo da Série do Índice Macroeconômico; (2) Testes de Raízes Unitárias; (3) Escolha das Variáveis para o Modelo; (4) Modelagem do Índice Macroeconômico pelo Método dos Mínimos Quadrados Ordinários; (5) Modelagem das Séries Temporais das Variáveis Explicativas e (6) Modelo da Probabilidade de Inadimplência. A figura mostra também os passos seguintes após a modelagem: (1) Previsões com o modelo estimado da probabilidade de inadimplência e (2) Análise de sensibilidade da probabilidade de inadimplência perante as alterações de cada uma das variáveis explicativas do modelo.

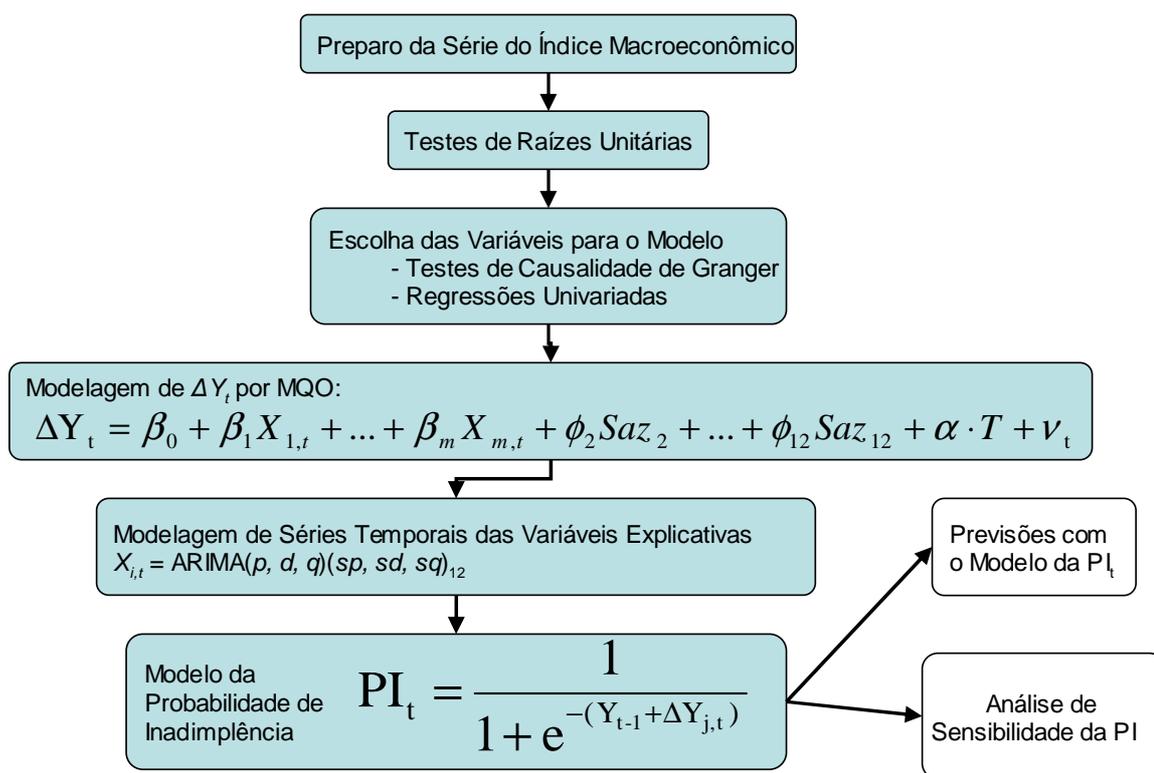


Figura 8 - Mapa da Modelagem do Estudo
Fonte: montado a partir da base teórica do estudo

A seguir, é realizada em detalhes, a descrição do modelo proposto.

5.7.1 Preparo da Série do Índice Macroeconômico

Como no estudo de Boss (2002), para o presente trabalho não foi possível a modelagem das taxas de inadimplência para diferentes setores da economia devido à indisponibilidade de séries temporais históricas suficientemente longas de taxas de inadimplência de cada setor e também de séries históricas dos fatores macroeconômicos setoriais. Perante essa indisponibilidade de dados o presente estudo modelou a probabilidade de inadimplência agregada PI_t para todos os setores da economia como um função logística das variáveis macroeconômicas. Também é omitido o subscrito “j” que designaria os diferentes setores.

Nesse momento, pode-se questionar o porquê da regressão dos fatores macroeconômicos sobre o Índice Macroeconômico, ou seja, por qual motivo não se fez a regressão das variáveis macroeconômicas diretamente sobre a taxa de inadimplência TI_t .

Uma das propriedades da função logística é que seus resultados ficam sempre entre zero e um, ou seja,

$$\lim_{x \rightarrow +\infty} \frac{1}{1 + e^x} = 1 \text{ e } \lim_{x \rightarrow -\infty} \frac{1}{1 + e^x} = 0 \quad (12)$$

Utilizando-se a função logística, dessa forma, garantiu-se que os resultados ficaram entre zero e um, obedecendo, portanto, a propriedade básica de as probabilidades ficarem entre zero e um.

$$PI_t = \frac{1}{1 + e^{-Y_t}} \quad (13)$$

Utilizada como variável dependente na regressão múltipla contra as variáveis macroeconômicas, a série do Índice Macroeconômico foi calculada por meio da função inversa logística da série da Taxa de Inadimplência TI_t , isolando-se, dessa forma, o índice macroeconômico Y_t .

$$PI_t = \frac{1}{1 + e^{-Y_t}} \Leftrightarrow Y_t = -\log\left(\frac{1}{TI_t - 1}\right) \quad (14)$$

5.7.2 Estacionariedade das Séries, Regressões Espúrias e Testes de Raiz Unitárias

Estacionariedade significa que o processo de geração dos dados está em equilíbrio em torno de um valor constante (implicitamente a média) e que a variância em torno da média permanece constante no decorrer do tempo (MAKRIDAKIS *et al*, 1998, p. 136). Deste modo se uma série temporal abranger uma tendência ascendente ou descendente, ou efeitos sazonais, ou ambos, então, uma média simples não é mais capaz de capturar o padrão dos dados.

Regressão espúria se refere à regressão que tende a aceitar uma falsa relação ou a rejeitar uma relação verdadeira por esquemas violados de regressão (CHIARELLA; GAO, 2002, p. 1).

Segundo Matos (2000, p. 236), a ausência de estacionariedade constitui uma violação de pressuposto, cuja conseqüência é a possibilidade de se obter resultados – equações e inferências – espúrios. Nesse caso, mesmo se as estatísticas de avaliação t-Student, F-Snedecor e R^2 apresentarem valores elevados, tais estatísticas não traduzem a verdadeira relação teórica entre as variáveis. Estas estatísticas são elevadas pela existência de algum fator em comum entre a variável dependente e uma ou mais variáveis explicativas incluídas no modelo estimado (MATOS, 2000, p. 236). Em conjunto, valores de R^2 e R^2 ajustado elevados com estatística de Durbin-Watson bem abaixo de 2 são fortes indicativos de uma regressão espúria.

Para se evitar uma regressão espúria, é seguro utilizar séries estacionárias, ou as séries das diferenças de séries não estacionárias. Objetivando eludir a regressão espúria, os testes de raízes unitárias se tornaram um procedimento comum em econometria aplicada. (CHIARELLA; GAO, 2002, p. 2).

As séries não estacionárias podem ser transformadas em estacionárias. Transformações matemáticas podem ser aplicadas nas séries com o intuito de se obter uma nova série estacionaria. Raízes quadradas e logaritmos são as transformações mais utilizadas para estabilizar a variância de uma série, mas também podem ser utilizadas outras transformações como a raiz cúbica.

Para estabilizar uma série em torno de uma média, a principal maneira utilizada são as diferenças das séries. Normalmente, as primeiras ou as segundas são capazes de estabilizar uma série.

Para verificar se uma série de tempo possui ou não raiz unitária é necessário que se diagnostique o problema. Para esse diagnóstico existem diversos procedimentos como o exame de correlogramas, os testes baseados em funções de autocorrelação e os testes de Hipóteses de Dickey-Fuller e Dickey-Fuller Ampliado, teste de Hipóteses de Phillips-Perron, dentre outros (MATOS, 2000, p. 237).

O presente estudo com o intuito de verificar a estacionariedade das séries utiliza o teste de Hipóteses de Dickey-Fuller (DF) e o teste de Hipóteses de Dickey-Fuller Ampliado (ADF), porque são de simples aplicabilidade.

O procedimento básico para a realização dos testes de Dickey-Fuller para uma série Y_t qualquer consiste em regredi-la contra seus próprios valores defasados de um período, Y_{t-1} e testa-se a significância estatística do parâmetro associado a Y_{t-1} (MATOS, 2000, p. 239). O mesmo autor (2000, p. 240) destaca três especificações para essa relação:

- equação sem intercepto e sem tendência:

$$Y_t = \rho \cdot Y_{t-1} + u_t \quad (15)$$

- equação com intercepto e sem tendência:

$$Y_t = \alpha + \rho \cdot Y_{t-1} + v_t \quad (16)$$

- equação com intercepto e com tendência:

$$Y_t = \beta + \delta \cdot T + \rho \cdot Y_{t-1} + s_t \quad (17)$$

Os termos u_t , v_t e s_t são ruídos brancos, ou seja, com média zero, variância constante, e ausência de autocorrelação residual.

Se o coeficiente ρ tiver valor zero, as equações (15), (16) e (17) podem ser reescritas como um passeio aleatório, da seguinte forma:

$$Y_t = u_t \quad (18)$$

$$Y_t = \alpha + v_t \quad (19)$$

$$Y_t = \beta + \delta \cdot T + s_t \quad (20)$$

Uma série é não estacionária se possui raiz unitária, ou seja, se $\rho = 1$. As hipóteses formuladas a esse problema são:

Hipótese Nula – a série possui raiz unitária, sendo a série não estacionária:

$$H0: \rho = 1$$

Hipótese Alternativa – ausência de raiz unitária, sendo a série estacionária:

$$H1: -1 < \rho < 1$$

Para facilitar os testes, sem comprometer sua conclusão, subtrai-se Y_{t-1} de cada lado de cada uma das equações (18), (19) e (20) obtendo-se:

$$\Delta Y_t = (\rho - 1) \cdot Y_{t-1} + u_t \quad (21)$$

$$\Delta Y_t = \alpha + (\rho - 1) \cdot Y_{t-1} + v_t \quad (22)$$

$$\Delta Y_t = \beta + \delta \cdot T + (\rho - 1) \cdot Y_{t-1} + s_t \quad (23)$$

Matos (2000, p. 241) informa que as estatísticas t geradas com a estimação desses modelos não se comportam segundo uma distribuição t como nas análises de regressão. Dickey e Fuller tabularam com base em simulações de Monte Carlo, valores críticos de uma nova distribuição τ – tau. Os valores da distribuição τ são calculados automaticamente por alguns *softwares* econométricos.

O teste de Dickey e Fuller Ampliado (ADF) é utilizado quando os resíduos das equações mostradas u_t , v_t e s_t são autocorrelacionados. Essa autocorrelação ocorre freqüentemente. Para que o problema desapareça, incorpora-se às equações especificadas as primeiras diferenças de Y_t (ΔY_t) até que o problema desapareça, ou seja, até que os resíduos tenham um comportamento de um ruído branco. Assim, o modelo para o teste de Hipóteses ADF deve ser reescrito como:

$$\Delta Y_t = \beta + \delta \cdot T + (\rho - 1) \cdot Y_{t-1} + \eta_1 \cdot \Delta Y_{t-1} + \eta_2 \cdot \Delta Y_{t-2} + \dots + \eta_p \cdot \Delta Y_{t-p} + e_t \quad (24)$$

ou

$$\Delta Y_t = \beta + \delta \cdot T + (\rho - 1) \cdot Y_{t-1} - \sum_{j=1}^p \eta_j \cdot \Delta Y_{t-j} + e_t \quad (25)$$

No presente estudo, o teste ADF foi calculado para até 12 defasagens de ΔY_t : até $p=12$. O critério utilizado para escolha do melhor número de defasagens p das diferenças

Quando detectada a raiz unitária, adotou-se os seguintes procedimentos:

- se a série não continha algum valor negativo e nem nulo em alguma das observações, calculou-se o logaritmo da série e em seguida foi calculada a primeira diferença do logaritmo da série: $\Delta \ln(X_{i,t})$ que equivale à taxa de crescimento da série;
- se a série possuía alguma observação com valores negativos ou nulos, impossibilitando a aplicação da transformação logarítmica, utilizou-se somente a primeira diferença da série: $\Delta X_{i,t}$.

5.7.3 Alteração na Equação da Probabilidade de Inadimplência

Como no modelo de Boss (2002), o modelo original descrito por Wilson teve que ser alterado, pois o próprio Índice Macroeconômico Y_t continha raiz unitária, não sendo estacionário. Por meio de testes de raízes unitárias, consegue-se estacionarizar a série do Índice Macroeconômico valendo-se da diferenciação de primeira ordem da série: $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$. Pois uma estimativa consistente do vetor β não seria possível utilizando-se este índice, com o risco de se realizar uma regressão espúria. Dessa forma, a regressão múltipla foi realizada sobre a primeira diferença da série do Índice Macroeconômico ΔY_t . Para o cálculo da probabilidade de inadimplência foi feita a substituição $Y_t = Y_{t-1} + \Delta Y_t$, obtendo-se a transformação logística da seguinte forma:

$$PI_t = \frac{1}{1 + e^{-(Y_{t-1} + \Delta Y_{j,t})}} \quad (26)$$

5.7.4 Escolha das Variáveis do Modelo

Nesta parte do estudo, serão descritos os critérios adotados para escolha dos fatores macroeconômicos que fazem parte do modelo.

5.7.4.1 Testes de Causalidade

Embora a análise de regressão avalie a dependência de uma variável em relação a outras variáveis, ela não implica necessariamente causalção, ou seja, uma relação estatística, por mais forte e sugestiva, jamais pode estabelecer uma relação causal (GUJARATI, 2000, p.

8). Apesar disso, pode-se detectar estatisticamente a direção de causalidade. Uma forma de detectar a direção de causalidade é o teste de Granger.

O teste de Hipóteses de causalidade de Granger supõe que as informações relevantes para previsão das respectivas variáveis, W e Z, estejam contidas exclusivamente nos dados das séries temporais destas variáveis (GUJARATI, 2000, p. 626). O teste de Hipóteses envolve a estimativa das seguintes regressões:

$$W_t = \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot W_{t-i} + \sum_{j=1}^n \beta_j \cdot Z_{t-j} + u_{1t} \quad (27)$$

$$Z_t = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z_{t-i} + \sum_{j=1}^n \beta_j \cdot W_{t-j} + u_{2t} \quad (28)$$

Nas quais se supõe que as perturbações u_{1t} e u_{2t} não tenham correlação (GUJARATI, 2000, p. 627).

A equação (27) postula que W atual se relaciona com seus valores passados e com os valores passados de Z. E a equação (28) postula um comportamento similar para Z (GUJARATI, 2000, p. 627).

Diante do exposto, pode-se discriminar quatro casos:

- Causalidade unidirecional de Z para W: indicada se os coeficientes estimados de Z defasado na equação (27) forem estatisticamente diferentes de zero como um grupo, ou seja, $\Sigma \alpha_i \neq 0$, e o conjunto dos coeficientes estimados de W defasado na (28) não forem estatisticamente diferentes de zero, isto é, $\Sigma \delta_j = 0$;
- Causalidade unidirecional de W para Z: indicada se os coeficientes estimados de Z defasado na equação (27) não forem estatisticamente diferentes de zero como um grupo, ou seja, $\Sigma \alpha_i = 0$, e o conjunto dos coeficientes estimados de W defasado na equação (28) forem estatisticamente diferentes de zero, isto é, $\Sigma \delta_j \neq 0$;
- Causalidade bidirecional ou realimentação: indicada se os coeficientes estimados de Z defasado na equação (27) forem estatisticamente diferentes de zero como um grupo, ou seja, $\Sigma \alpha_i \neq 0$, e também o conjunto dos coeficientes estimados de W defasado na equação (28) forem estatisticamente diferentes de zero, isto é, $\Sigma \delta_j \neq 0$;
- Independência: indicada se os coeficientes estimados de Z defasado na equação (27) não forem estatisticamente diferentes de zero como um grupo, ou seja,

$\sum \alpha_i = 0$, e o conjunto dos coeficientes estimados de W defasado na equação (28) não forem estatisticamente diferentes de zero, isto é, $\sum \delta_j = 0$;

Para a escolha das variáveis utilizadas no modelo para explicar ΔY_t , primeiramente foi realizado o teste de causalidade de Granger para verificar se cada uma das variáveis poderia causar Y_t segundo Granger. A hipótese nula do teste de hipóteses é a de que não há causalidade. O presente estudo utilizou doze defasagens e rejeitou a hipótese de não causalidade a um nível de significância de 5% e 1%.

5.7.4.2 Regressões Univariadas entre a Diferença do Índice Macroeconômico Y_t e os fatores Macroeconômicos

O passo seguinte foi o estabelecimento de quais variáveis devem participar do modelo, por meio das regressões univariadas, onde a série ΔY_t foi regredida separadamente com cada um dos fatores macroeconômicos. Essas regressões univariadas proporcionam a fundamentação para a identificação dos fatores que têm uma influência essencial sobre a probabilidade de inadimplência. Estes fatores foram usados como o ponto de partida para a modelagem da equação de ΔY_t . Tal procedimento é o que foi adotado nos modelos de Kalirai e Scheicher (2002) e de Boss (2002).

Os modelos de Kalirai e Scheicher (2002) e de Boss (2002) realizaram também regressões com as variáveis defasadas, escolhendo a melhor defasagem de cada variável, utilizando apenas uma defasagem por variável, sem aumentar o número de regressores candidatos ao modelo para ΔY_t . Para analisar a robustez da especificação, as regressões foram estimadas usando-se as variáveis e suas respectivas defasagens de 1 até 12. Isto é feito com a finalidade de garantir que qualquer efeito defasado de certas variáveis sobre a probabilidade de inadimplência seja levado em consideração. Na economia, raramente a dependência de uma variável sobre a outra é instantânea (GUJARATI, 2000, p. 591).

Com a finalidade de escolher as variáveis participantes do modelo da Diferença do Índice Macroeconômico, foram realizadas sucessivas regressões lineares unitárias a partir da origem, de acordo com a estrutura da equação (29):

$$\Delta Y_t = \varphi_i X_{i,t-k} + \varepsilon_t \quad (29)$$

Onde k é o número de defasagens aplicadas às séries dos fatores macroeconômicos, variando de 0 até 12, pois são utilizadas séries mensais; i define um dos fatores

macroeconômicos, t é dado em função de que as variáveis são provenientes de séries temporais históricas e φ_i é o coeficiente de regressão.

Conforme os modelos de Kalirai e Scheicher (2002) e Boss (2002), escolheu-se para participar do modelo apenas as variáveis macroeconômicas que tiveram seus coeficientes de regressão φ_i com um nível de significância de ao menos 10%.

O objetivo é escolher uma variável por categoria ou subcategoria para participar do modelo multivariado para explicar ΔY_t .

5.7.5 Modelagem da Equação da Diferença do Índice Macroeconômico Y_t

Uma vez tendo escolhidos os regressores da Equação da Diferença do Índice Macroeconômico ΔY_t , utilizou-se a regressão múltipla valendo-se do Método dos Mínimos Quadrados Ordinários.

Em regressões sobre séries temporais há a necessidade de atenção sobre os efeitos relacionados com o tempo. Makridakis *et al* (1998, p. 264) e Gujarati (2000, p. 231) recomendam a utilização de variáveis auxiliares para capturar os efeitos de sazonalidade e de tendência. Gujarati (2000, p. 232) adverte que a introdução da variável tendência é para se evitar o problema da correlação espúria. Dados envolvendo séries temporais econômicas, muitas vezes tendem a se mover na mesma direção, refletindo uma tendência ascendente ou descendente, por isso em se regredindo variáveis de séries temporais e obtendo-se um alto valor do coeficiente de determinação (R^2), esse valor pode não representar a verdadeira associação entre as variáveis, podendo simplesmente estar refletindo a tendência comum entre elas (GUJARATI, 2000, p. 232).

Dessa forma, o presente estudo estima a equação
(30).

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1,t} + \dots + \beta_m X_{m,t} + \phi_2 Sa_{z_2} + \dots + \phi_k Sa_{z_k} + \alpha \cdot T + v_t \quad (30)$$

Onde:

- Sa_{z_k} é a variável binária (*dummy*) para capturar os efeitos de sazonalidade;
- T é a variável tempo para capturar a tendência;
- k varia entre 2 e 12, utilizando o mês de janeiro como período base para as variáveis de sazonalidade;
- ΔY_t é a primeira diferença da série do Índice Macroeconômico;

- $X_{m,t}$ é o fator macroeconômico utilizado como regressor;
- β_m é o coeficiente dos fatores macroeconômicos.

Foram realizadas regressões múltiplas para de ΔY_t com combinações por categoria das variáveis consideradas significantes nas regressões univariadas significantes. Inicialmente estimou-se um modelo de ΔY_t com as variáveis das regressões com o maior coeficiente de determinação ajustado – R^2 ajustado. Em seguida, apenas na primeira categoria, substituiu-se a variável com maior R^2 ajustado na regressão univariada pela variável com o segundo maior R^2 ajustado e estimou-se o modelo. Depois, dentro da mesma categoria, utilizou-se a variável com o terceiro maior R^2 ajustado e assim sucessivamente. Para cada categoria escolheu-se a variável que fez com que a regressão multivariada alcançasse o maior R^2 ajustado. Repetiu-se

No modelo de Wilson as variáveis macroeconômicas são modeladas a partir do modelo univariado de séries temporais históricas, o modelo auto-regressivo de ordem 2 – AR(2). Com o objetivo de obter melhores previsões para as variáveis macroeconômicas com a utilização de modelos mais robustos, as séries temporais das variáveis macroeconômicas foram estimadas através do modelo auto-regressivo integrado de média móvel – ARIMA, também conhecido como modelo de Box-Jenkins.

5.7.6.1 Modelo ARIMA

(a) Modelo de Ruído Branco

No modelo aleatório simples, também conhecido como ruído branco, a observação de uma variável X_t é composta por duas partes, de um componente do nível global, c , e de um componente de erro aleatório e_t , que não é correlacionado de período para período, tal como apresentado na equação (31).

$$X_t = c + e_t \quad (31)$$

Qualquer modelo para previsões deve ter seus erros de previsão seguindo o modelo de ruído branco (MAKRIDAKIS *et al*, 1998, p. 317).

(b) Modelo de Caminho Aleatório

A diferença e_t entre observações de uma mesma variável em dois períodos consecutivos, pode ser apresentada pela equação (32).

$$X_t - X_{t-1} = e_t \quad (32)$$

Com e_t seguindo o modelo de ruído branco, reescrevendo a equação (32), tem-se o modelo de caminho aleatório apresentado na equação (33).

$$X_t = X_{t-1} + e_t \quad (33)$$

Os caminhos aleatórios tipicamente têm longos períodos de tendências de crescimento ou decrescimento que podem subitamente mudar de direção imprevisivelmente. São comumente utilizados em análise econômica e em séries de preços de ações (MAKRIDAKIS *et al*, 1998, p. 329).

(c) Modelo Auto-Regressivo – AR

A equação (34) mostra a forma básica de um modelo ARIMA(1,0,0) ou AR(1). Percebe-se que X_t depende de X_{t-1} e o valor do coeficiente auto-regressivo ϕ_1 está restrito aos limites entre -1 e $+1$.

$$X_t = c + \phi_1 \cdot X_{t-1} + e_t \quad (34)$$

A equação (35) mostra um modelo de previsão da variável X_t em função dos valores prévios dessa variável na série. Esse é um modelo auto-regressivo de ordem p , sendo p o número de valores prévios utilizados na modelagem.

$$X_t = c + \phi_1 \cdot X_{t-1} + \phi_2 \cdot X_{t-2} + \dots + \phi_p \cdot X_{t-p} + e_t \quad (35)$$

(d) Modelo de Média Móvel – MA

A equação (36) mostra um modelo ARIMA(0,0,1) ou MA(1) em que a observação X_t depende do termo de erro e_t e também do termo de erro prévio e_{t-1} , com coeficiente $-\theta$, cujo valor é restrito aos limites entre -1 e $+1$.

$$X_t = c + e_t - \theta_1 \cdot e_{t-1} \quad (36)$$

onde:

$$X_t - X_{t-1} = e_t$$

$$X_{t-1} - X_{t-2} = e_{t-1}$$

A proposta para o modelo de Média Móvel é modelar a variável dependente utilizando os valores dos erros passados como variáveis explanatórias.

A equação (37) mostra um modelo de previsão da variável X_t em função dos valores prévios dos erros dessa variável na série. Esse é um modelo de média móvel de ordem q , sendo q o número dos erros prévios utilizados na modelagem.

$$X_t = c + e_t - \theta_1 \cdot e_{t-1} - \theta_2 \cdot e_{t-2} - \dots - \theta_q \cdot e_{t-q} \quad (37)$$

Equação 1 - Modelo ARIMA(0,0,q) ou MA(q)

(e) Modelo Auto-Regressivo e de Média Móvel – ARMA

Os modelos auto-regressivos podem ser efetivamente acoplados com os modelos de média móvel para formar uma classe geral e útil para a modelagem de séries temporais chamada de modelo auto-regressivo e de média móvel ARMA. Mas tal modelo só pode ser utilizada em séries históricas estacionárias (MAKRIDAKIS *et al*, 1998, p. 336).

A equação (38) mostra o modelo ARIMA(1,0,1) ou ARMA(1,1), em que X_t depende de um valor prévio de sua série X_{t-1} e de um termo prévio de erro e_{t-1} .

$$X_t = c + \phi_1 \cdot X_{t-1} + e_t - \theta_1 \cdot e_{t-1} \quad (38)$$

A Equação 2 mostra um modelo de previsão da variável X_t em função dos valores prévios dessa variável e dos erros prévios dessa variável na série. Esse é um auto-regressivo de ordem p e de média móvel de ordem q , sendo p o número de valores prévios da variável e q , o número dos erros prévios utilizados na modelagem.

$$X_t = c + \phi_1 \cdot X_{t-1} + \phi_2 \cdot X_{t-2} + \dots + \phi_p \cdot X_{t-p} + e_t - \theta_1 \cdot e_{t-1} - \theta_2 \cdot e_{t-2} - \dots - \theta_q \cdot e_{t-q} \quad (39)$$

Equação 2 - Modelo ARIMA (p,0,q) e ARMA(p,q)

(f) Modelo Auto-Regressivo Integrado e de Média Móvel – ARIMA

Se a série for não estacionária deve-se entrar com o termo relativo à integração I , ou seja, com as séries diferenciadas na ordem d .

Tais diferenças podem ser representadas da seguinte maneira:

- primeira diferença: $\Delta X_t = X_t - X_{t-1}$
- segunda diferença: $\Delta^2 X_t = \Delta(\Delta X_t) = \Delta X_t - \Delta X_{t-1}$
- d -ésima diferença: $\Delta^d X_t = \Delta^{d-1} X_t - \Delta^{d-1} X_{t-1}$

A equação (40) mostra um modelo de previsão da d -ésima diferença da variável X_t , $\Delta^d X_t$, em função dos valores prévios dessas diferenças e dos erros prévios dessa variável na série. Esse é um auto-regressivo de ordem p , integrado de ordem d e de média móvel de ordem q , sendo p o número de valores prévios da variável e q , o número dos erros prévios utilizados na modelagem.

$$\Delta^d X_t = c + \phi_1 \cdot \Delta^d X_{t-1} + \phi_2 \cdot \Delta^d X_{t-2} + \dots + \phi_p \cdot \Delta^d X_{t-p} + e_t - \theta_1 \cdot e_{t-1} - \theta_2 \cdot e_{t-2} - \dots - \theta_q \cdot e_{t-q} \quad (40)$$

(g) Modelo ARIMA com Componente Sazonal

Uma complexidade que pode ser adicionada aos modelos ARIMA é a sazonalidade. Exatamente do mesmo modo que consecutivos dados podem exibir propriedades de AR, MA, ARMA e ARIMA, também os dados separados por períodos sazonais podem possuir estas propriedades (MAKRIDAKIS *et al*, 1998, p. 346). A variável X_t pode ser explicada pelas suas defasagens $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p}$ e também pelas suas variáveis defasadas por períodos sazonais, como $X_{t-12}, X_{t-13}, \dots, X_{t-sp}$. X_t pode ainda ter como componentes em seu modelo, além dos erros dos períodos prévios $e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-q}$, os erros dos períodos sazonais prévios $e_{t-12}, e_{t-13}, \dots, e_{t-sq}$.

Em muitos casos, com dados sazonais, não se pode alcançar a estacionariedade com as diferenças das variáveis, sendo muitas vezes necessário utilizar a diferença sazonal. A diferença sazonal é a diferença entre uma observação e a observação correspondente do ano prévio. Δ_s é a variação entre duas observações separadas por s períodos, onde s é o número de períodos. Δ_s pode ser calculada como na equação (41).

$$\Delta_s(X_t) = X_t - X_{t-s} \quad (41)$$

Por exemplo, para dados mensais $s = 12$ e para dados trimestrais $s = 4$. O presente estudo adotou dados mensais, ou seja, será utilizado aqui $s = 12$, portanto quando se omitir o índice, subentende-se que $s = 12$.

Dessa forma, a variável X_t poder ser modelada por um modelo auto-regressivo integrado e de médias móveis com componente sazonal, tal como na equação (42).

$$X_t = \text{ARIMA}(p, d, q)(sp, sd, sq)_s \quad (42)$$

Equação 3 - Modelo ARIMA com componentes sazonais

5.7.6.2 Modelagem ARIMA para os Fatores Macroeconômicos

Após a estimação do modelo para o Índice Macroeconômico, foi realizada a modelagem ARIMA para cada uma das séries temporais referentes aos fatores macroeconômicos significantes.

Um modelo ARIMA, pode ser caracterizado pela estrutura $\text{ARIMA}(p, d, q)(sp, sd, sq)_s$, onde p é o número de parâmetros de auto-regressão, d é o número de diferenciações, q é o número de parâmetros de médias móveis, sp é o número de parâmetros de auto-regressão sazonais, d é o número de diferenciações sazonais, q é o número de parâmetros de médias móveis sazonais.

Com o objetivo de identificar o melhor modelo, no início de cada modelagem ARIMA, foi escolhida a melhor estrutura de diferenciação. Para um modelo típico ARIMA(p, d, q) (sp, sd, sq) as Estruturas de diferenciação estudadas foram:

- $d = 0$;
- $d = 1$;
- $d = 2$;
- $d = 1$ com $sd = 1$;
- $d = 2$ com $sd = 1$.

Devido à quantidade de dados disponíveis não foi possível utilizar defasagens sazonais maiores.

Inicialmente, verificou-se se a Função de Autocorrelação (ACF) e a Função de Autocorrelação Parcial (PACF) para cada estrutura de defasagem. Caso os coeficientes dessas funções não sejam significantes de acordo com a Estatística de Ljung-Box, tal estrutura é considerada como ruído branco e foi descartada. Tal condição é um pressuposto para a modelagem univariada de séries temporais, pois um ruído branco não tem parâmetros de auto-regressão e nem de médias móveis. Visualmente, por meio dos gráficos da ACF e da PACF, também foi verificada a estabilidade da série em cada estrutura de diferenciação.

Em seguida realizou-se uma pré-modelagem combinando-se os parâmetros de auto-regressão e de médias móveis para cada uma das estruturas de defasagens indicadas e foi escolhida a que possuía o menor Critério de Informação de Akaike (AIC).

Por exemplo, são estimados os modelos ARIMA(1,0,0), ARIMA(1,1,0), ARIMA(1,2,0), ARIMA(1,1,0)(0,1,0) e ARIMA(1,2,0)(0,1,0) que possuem todas 1 parâmetro de auto-regressão. Em seguida é comparado o AIC de cada uma e é escolhida a estrutura que obtiver o menor AIC: pois o critério AIC pondera o número de parâmetros de auto-regressão p , médias móveis q , auto-regressão sazonal sp , e médias móveis sazonal sq e todos os modelos apresentam a mesma soma de parâmetros. Em seguida, eram estimados os modelos ARIMA(0,0,1), ARIMA(0,1,1), ARIMA(0,2,1), ARIMA(0,1,1)(0,1,0) e ARIMA(0,2,1)(0,1,0) e verificados os AIC de cada um para confirmar o resultado dos primeiros modelos.

Para cada estrutura de diferenciação escolhida, foram estimados todos os modelos ARIMA combinando-se os valores de p, q, sp e sq de 0 a 6, ou seja, um total de 2401 ($7 \times 7 \times 7 \times 7$) modelos para cada estrutura de diferenciação, através da execução de um *script* no

processador de sintaxe do SPSS 13.0, garantindo dessa forma, que todas essas combinações de modelos pudessem ser analisadas. Tal *script* encontra-se no ANEXO B.

De todos os modelos estimados a partir do *script*, foram selecionados todos os que possuíam os parâmetros significantes a 10%. Dentre esses modelos, adotou-se o modelo com menor AIC, desde que atendessem aos pressupostos de normalidade residual e não-autocorrelação de seus resíduos, pois não se faz necessário adotar um modelo com o menor valor AIC, mas o com os resíduos que tenham o melhor comportamento (MAKRIDAKIS *et al*, 1998, p. 365).

Descartou-se os modelos em que os valores das variáveis dos períodos deixados para verificações de ajuste do modelo ficaram fora dos intervalos de confiança das previsões.

Também foram descartados os modelos em que os coeficientes dos parâmetros estavam fora dos limites entre -1 e $+1$, ou seja, modelos com parâmetros explosivos, conforme recomendação de Makridakis *et al* (1998, p. 337-339).

Pretendeu-se, desta forma, fazer uma análise abrangente para a identificação do modelo ARIMA, tendo em vista ser a metodologia de Box-Jenkins de difícil aplicação na prática da identificação de modelos quando existe a combinação de padrões auto-regressivos e de médias móveis.

Assim, cada um dos fatores macroeconômicos selecionados foi modelado conforme o modelo ARIMA da equação (43).

$$X_{i,t} = \text{ARIMA}(p, d, q)(sp, sd, sq)_{12} \quad (43)$$

5.7.6.3 Avaliação dos Pressupostos de Normalidade dos Resíduos e de Não-autocorrelação dos Resíduos do Modelo ARIMA

O modelo ARIMA tem como pressupostos que devem ser preservados:

- normalidade dos resíduos;
- ausência de autocorrelação dos resíduos.

Para o pressuposto de normalidade dos resíduos, o teste de hipóteses de Shapiro-Wilk é utilizado para amostras abaixo de 50 ocorrências, não sendo adequado para o presente estudo. Portanto, como a amostra usada para a modelagem é de 76 ocorrências, o teste adotado é o de Kolmogorov-Smirnov. Ele rejeita a hipótese nula de não normalidade com um nível de significância de 5%, ou seja, um nível de confiança de 95%.

A autocorrelação residual é analisada pelo gráfico da função de autocorrelação (ACF) que, segundo Makridakis *et al* (1998, p. 318), para uma série ser considerada como ruído branco, espera-se que 95% dos coeficientes de autocorrelação esteja dentro do intervalo de confiança.

Para garantir robustez na decisão sobre a autocorrelação residual adotou-se a estatística de Ljung-Box, considerando que os valores dessa estatística são significantes a um nível de 5% e, em caso contrário, considera-se que os resíduos têm um comportamento de ruído branco, ou seja, ausência de correlação residual. A evidência mais direta de que os resíduos são aleatórios é a ausência de valores significantes da Estatística de Ljung-Box na defasagem com tamanho de um quarto da amostra (SPSS, 2004). Como a presente amostra é de 76 casos utilizados na modelagem da série, deve-se analisar os valores da Estatística de Ljung-Box na região da décima nona defasagem. Quando nenhum dos valores da Estatística de Ljung-Box na vizinhança da décima nona defasagem foi significativo, concluiu-se pela ausência de autocorrelação residual.

5.7.7 Previsões do Risco de Crédito como Probabilidade de Inadimplência

Uma vez tendo-se estimado o modelo para Equação da Diferença do Índice Macroeconômico ΔY_t e os modelos dos fatores macroeconômicos significantes $X_{i,t}$, é possível realizar as previsões para o Índice Macroeconômico Y_t e, conseqüentemente, para a Probabilidade de Inadimplência PI_t .

Utiliza-se os modelos univariados ARIMA para prever cada uma das variáveis macroeconômicas com os respectivos intervalos de confiança, conforme a equação (44).

$$X_{i,t} = \text{ARIMA}(p, d, q)(sp, sd, sq)_{12} \quad (44)$$

Os valores das previsões de cada um dos fatores macroeconômicos são substituídos na equação (45).

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1,t} + \dots + \beta_m X_{m,t} + \phi_2 Sa z_2 + \dots + \phi_k Sa z_k + \alpha \cdot T + v_t \quad (45)$$

Para o cálculo do Índice Macroeconômico, realiza-se a seguinte substituição:

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} \rightarrow Y_t = Y_{t-1} + \Delta Y_t \quad (46)$$

Dessa forma, obtém-se a equação (47) para o Índice Macroeconômico:

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1,t} + \dots + \beta_m X_{m,t} + \phi_2 Sa z_2 + \dots + \phi_k Sa z_k + \alpha \cdot T + v_t \quad (47)$$

Já a probabilidade de inadimplência é obtida pela função logística, que garante que seus valores fiquem entre os limites de 0 e +1:

$$PI_t = \frac{1}{1 + e^{-(Y_{t-1} + \Delta Y_{j,t})}} = \frac{1}{1 + e^{-Y_t}} \quad (48)$$

Para realizar comparações com os valores estimados pelo modelo do presente estudo estimou-se um modelo ARIMA para a Probabilidade de Inadimplência a partir da série temporal da Taxa de Inadimplência:

$$\hat{TI}_t = \text{ARIMA}(p, d, q)(sp, sd, sq)_{12} \quad (49)$$

Para a comparação entre modelos, Makridakis *et al* (1998, p. 44) recomendam o cálculo do Erro Percentual Médio (EPM) e do Erro Percentual Absoluto Médio (EPAM) definidos nas equações (50) e (51).

$$EPM = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n EP_t \quad (50)$$

$$EPAM = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |EP_t| \quad (51)$$

Onde EP_t é o erro percentual relativo para o período, calculado conforme a equação (52).

$$EP_t = \left(\frac{TI_t - \hat{TI}_t}{TI_t} \right) \quad (52)$$

Objetivando avaliar o desempenho do modelo por meio de uma comparação, estima-se um modelo ARIMA para a taxa de inadimplência e confronta-se as estimativas do modelo em estudo com os dados reais da TI_t com esse modelo ARIMA para a TI_t . Para tornar essa comparação objetiva, calcula-se o EPM e o EPAM para o modelo em estudo e para o modelo ARIMA de TI_t e seus valores são cotejados. Isso é feito para comparar o desempenho do modelo do presente estudo com um modelo estimado por uma modelagem já consagrada.

5.7.8 Análise da Sensibilidade da Probabilidade de Inadimplência

A análise de sensibilidade se presta a verificar a variação da variável dependente devido às variações nas variáveis explicativas. A variação é imposta a uma das variáveis explicativas, *coeteris paribus*, e verificada a sensibilidade da variável dependente devido a

essa variação. O objetivo final da análise de sensibilidade é fornecer aos analistas a capacidade de avaliar a vulnerabilidade a eventos adversos no sistema financeiro como um todo.

5.7.8.1 Sensibilidade da Probabilidade de Inadimplência à Mesma Variação Percentual dos Fatores Macroeconômicos

Com o objetivo apenas de mostrar a direção da sensibilidade da Probabilidade de Inadimplência e a magnitude dessa sensibilidade, nessa parte da análise de sensibilidade foi aplicada a mesma variação de aumento de 10% em cada uma das variáveis explicativas separadamente, *coeteris paribus*, e verificada a sensibilidade a essa variação na probabilidade de inadimplência.

5.7.8.2 Sensibilidade da Probabilidade de Inadimplência aos valores dos Intervalos de Confiança Estimados dos Fatores Macroeconômicos

Nessa parte da análise de sensibilidade, utiliza-se na equação da probabilidade de inadimplência cada um dos valores dos limites do intervalo de confiança de 99% obtidos na modelagem ARIMA de cada um dos fatores macroeconômicos mais desfavoráveis à probabilidade de inadimplência, um por vez, *coeteris paribus*, com o intuito de verificar o comportamento da probabilidade de inadimplência em condições extremas. A utilização de tais valores visa à construção de cenários plausíveis que merecem a consideração apropriada pelos bancos centrais. Tais intervalos de confiança a 99% representam situações extremas, mas razoáveis, pois contém com 99% de certeza os valores previstos para as variáveis.

5.7.8.3 Sensibilidade da Probabilidade de Inadimplência às Variações Históricas mais Desfavoráveis dos Fatores Macroeconômicos

Nessa parte da análise de sensibilidade foi utilizada separadamente *coeteris paribus* as variações históricas dos fatores macroeconômicos mais desfavoráveis à probabilidade de inadimplência dentro do intervalo da amostra coletada, objetivando analisar o comportamento da probabilidade de inadimplência em condições extremas, visando à construção de cenários plausíveis.

5.8 APRESENTAÇÃO DAS LIMITAÇÕES DO ESTUDO

Collis e Hussey (2005, p. 126) orientam que ao realizar um projeto de pesquisa grande ou pequeno, é necessário limitar as inquirições de várias maneiras. Uma limitação do estudo identifica os potenciais pontos fracos da pesquisa. Os autores dizem ainda que não é necessário enfatizá-las no estágio de proposta, um comentário se faz suficiente. No entanto, não devem ser ignorados, pois elas têm o propósito de identificar as dificuldades potenciais e avaliar se tais limitações são aceitáveis ou precisam ser resolvidas.

Cabe destacar que, no mês de outubro de 2001, o IBGE alterou a metodologia da medição da série da taxa de desemprego, fazendo com que os dados de desemprego anteriores a essa data não pudessem ser usados na formulação do modelo. Para atenuar o problema, utilizou-se por aproximação, no lugar da série do desemprego das regiões metropolitanas, a série da taxa de desemprego do DIEESE para a região metropolitana de São Paulo, disponível na base de dados do IPEA Data na *internet*.

O risco especial que surge quando uma instituição utiliza modelos matemáticos para avaliar e proteger títulos passou a ser conhecido como risco de modelo (CROUHY; GALAI; MARK, 2004, p. 511).

O risco de modelo é uma das modalidades do risco operacional. Em mercados de títulos e de ações relativamente eficientes e líquidos, o risco de modelo é relativamente insignificante. Já em situações onde as informações são escassas ou insuficientes, o risco de modelo pode alcançar proporções elevadas. Não faz parte do escopo do presente estudo a avaliação do risco de modelo.

Os modelos são suscetíveis a diversas fontes de erro: desde pressupostos incorretos sobre a dinâmica de preço e interações de mercado, passando por erros de estimativa com relação a volatilidades e correlações e outras informações não diretamente observáveis, à implementação de modelos de avaliação. Muitos modelos partem do pressuposto de que os mercados de capital são perfeitos, mas, na realidade, as imperfeições de mercado levam a substanciais e persistentes diferenças entre a maneira como os mercados se comportam e os resultados gerados pelos modelos (CROUHY; GALAI; MARK, 2004, p. 512).

O modelo *CreditPortfolioView* pode ser calibrado no nível do país ou do setor econômico: por falta de dados suficientes a probabilidade de inadimplência é determinada somente ao nível do país.

Uma etapa do modelo *CreditPortfolioView* prevê a tabulação de uma nova matriz de migração (matriz de transição de Markov): o presente trabalho não enfatiza essa questão devido a impossibilidade de acesso às estatísticas de migração entre as categorias de crédito, ou seja, para tal, por exemplo, seria necessário ter em mãos os dados das migrações de AA para A, para B, para C, D, E, F e H; os dados das migrações de A para AA, B, C, D, E, F e H e assim por diante para a montagem da matriz de transição.

Também encontrada por Kalirai e Scheicher (2002, p. 64), uma limitação do estudo é o pequeno tamanho da amostra e, conseqüentemente, existe a possibilidade de o presente estudo não estar analisando um ciclo econômico completo. O número de períodos considerado não pode ser maior devido ao fato de que as séries das categorias de risco só terem iniciado a partir de março de 2000.

6 APRESENTAÇÃO DOS DADOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Este capítulo trata da análise e interpretação dos dados do estudo e é onde se relacionam os resultados com os objetivos de pesquisa.

É possível estabelecer um paralelo entre o trabalho de pesquisa e a aeronáutica: no capítulo referente à metodologia tem-se o plano de vôo da pesquisa, mostrando em detalhes o que deve ser executado. Já a Apresentação dos dados e Análise dos Resultados é a caixa preta do avião, contendo cada detalhe ocorrido durante o percurso em que fez-se uso do plano de vôo da pesquisa. Portanto, os passos seguidos na pesquisa e aqui descritos são: Estatística descritiva das Variáveis, Testes de Raiz Unitária, Estimação do Modelo, Previsões com o Modelo Estimado e Análise de Sensibilidade.

6.1 ESTATÍSTICA DESCRITIVA DAS VARIÁVEIS

A série da taxa de inadimplência apresenta uma média de 7,69076% com um pico máximo de 12,24376% em março de 2000 e um mínimo de 5,98260% em junho de 2005, apresentado um desvio padrão de 1,51930% no período analisado. A Tabela 1 sintetiza a descrição da taxa de inadimplência no período estudado.

Tabela 1 - Descrição da Variável Dependente – Fonte: O autor

Variável Dependente	Média	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão
Taxa de Inadimplência Tt_i	0,076907	0,122437	0,0598260	0,0151930

O Gráfico 2 contém a série temporal da taxa de inadimplência onde se percebe que, de modo geral, a série apresenta uma tendência de queda com um leve aumento a partir de julho de 2005 até o final do período da amostra.



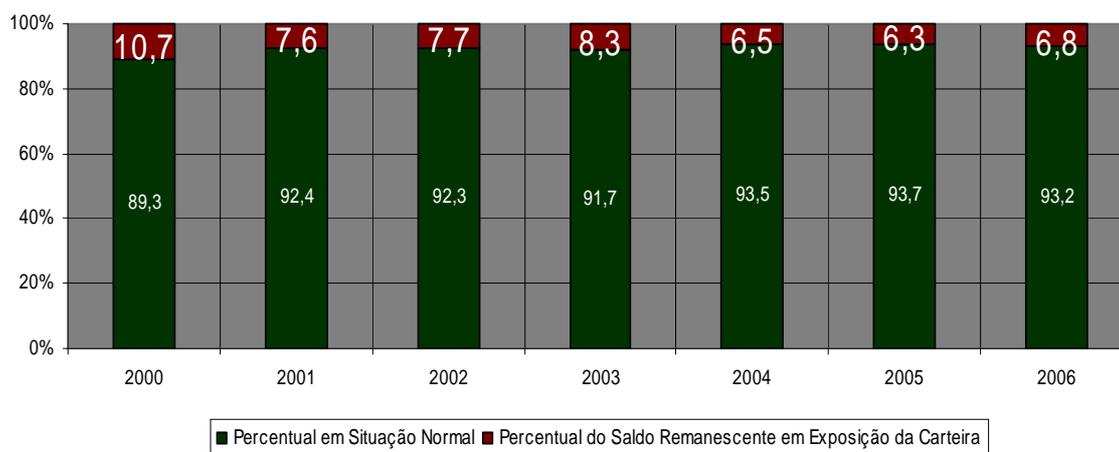


Gráfico 4 - Percentagem do Saldo Remanescente

Fonte: dados da pesquisa

A Tabela 2 contém os dados descritivos das variáveis explicativas candidatas com a média, máximo, mínimo e desvio padrão de cada uma.

Tabela 2 - Descrição das Variáveis Independentes

Fator $X_{i,t}$ – Variáveis Independentes	Média	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão
1. Indicadores de ciclo				
PIB _t	-0,00302	0,133131	-0,17782	0,069403
PIND _t	0,10877	0,293506	0,009331	0,062738
PRODPETRO _t	0.070007	0.254669	-0.10622	0.07772
PCIMEN _t	0,069333	0,254669	-0,10622	0,07762
2. Indicadores de estabilidade de preços				
IGPDI _t	0,813671	5,84	-0,79	1,017364
IGPM _t	0,815823	5,19	-1	1,003384
IGPOG _t	0,811519	5,82	-0,78	1,012432
INCC _t	0,774177	2,84	0,02	0,587532
INPC _t	0.627975	3.39	-0.11	0.603004
IPADI _t	0,93519	7,45	-1,68	1,414859
IPAM _t	0,936076	6,73	-1,67	1,388737
IPCA _t	0,610506	3,02	-0,21	0,518199
IPCFGV _t	0,566962	3,14	-0,44	0,561366
IPCFIPE _t	0,503896	2,6489	-0,3127	0,533196
M0 _t	0,034146	0,218396	-0,23035	0,102248
M1 _t	0,049611	0,185856	-0,18538	0,083469
M2 _t	0,021306	0,172938	-0,13289	0,090739
M3 _t	0,058648	0,197188	-0,16442	0,092387
M4 _t	0,157997	0,212227	0,04036	0,042828
3. Indicadores de economia interna				
POUP _t	175249,9	208592,1	158684,1	14141,34
GOV _t	40094,95	57780,43	24299,87	6592,115
DESEMP _t	18,10759	20,7	15,3	1,369051
CONSPETRO _t	1352,177	1546	1173	70,66112
ICC _t	116,0068	147,31	87,86	15,29045
IEC _t	129,037	167,05	98,79	14,32931
RASSAL _t	55,56076	65,7	50,5	4,1507
SALMINREAL _t	276,5793	352,5945	223,363	30,32963
VDASAUTO _t	0,077103	0,523471	-0,23616	0,173198
VDASIND _t	0,037513	0,27005	-0,14618	0,091996
4. Indicadores corporativos				
INVESTBNDES _t	0,065784	0,634042	-0,35309	0,242427
FBCFCONS _t	110,8137	127,73	94,84	7,496069
FBCFMAQ _t	125,2143	164,22	77,59	18,38787
UCIIND _t	81,21002	84,5127	76,6717	1,40865

Fator $X_{i,t}$ – Variáveis Independentes	Média	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão
5. Indicadores de mercado financeiro				
DOWJONES _t	10103,26	11679,07	7592	915,0865
BOVESPA _t	20027,91	40363	8622	8652,06
VNMBOVESPA _t	22670,39	64876	8824,891	12797,78
VOIBOVESPA _t	1,768613	2,696103	0,999327	0,423816
TBF _t	1,364437	2,0346	0,9671	0,215054
TR _t	0,21823	0,5465	0,0368	0,102802
TJLP _t	0,791339	0,9489	0,6	0,075417
TMPRE _t	58,38797	74,22	49,2	5,905723
6. Indicadores de economia externa				
DOLAR _t	2,568432	3,8949	1,7473	0,505693
EURO _t	2,803874	3,868146	1,603627	0,720031
IENE _t	0,022285	0,03072	0,016318	0,004332
PETROWTI _t	39,14747	74,41	19,39	15,26019
PETROBRENT _t	37,25354	73,67	18,71	15,25846
EXPORT _t	7021,127	13642	3658	2574,065

Fonte: dados da pesquisa

6.2 TESTES DE RAIZ UNITÁRIA DAS VARIÁVEIS

Na Tabela 3, segue o resultado dos testes de raízes unitárias das variáveis explicativas e na Tabela 4 mais abaixo segue o resultado para o índice macroeconômico. Quando a variável aparece precedida da letra grega Δ , delta, significa que foi usada a primeira diferença da variável, ou seja, não foi rejeitada a hipótese de raiz unitária para a variável em nível, tendo sido necessário utilizá-la em sua primeira diferença. Cabe ressaltar que não houve a necessidade de se utilizar a segunda diferença de nenhuma das séries das variáveis. No caso de o nome da variável aparecer precedida de Ln , significa que ela está sendo usado o logaritmo natural ou neperiano desta variável.

Tabela 3 - Testes de Raiz Unitária das Variáveis Independentes

Fator X_t	Estatística ADF	Ordem da Defasagem
1. Indicadores de ciclo		
PIB _t	-4,124**	1
PIND _t	-4,292**	0
PRODPETRO _t	-3,575*	11
PCIMEN _t	-4,695**	0
2. Indicadores de estabilidade de preços		
Δ IGPDI _t	-4,178**	8
Δ IGPM _t	-4,496**	7
Δ IGPOG _t	-4,178**	8
Δ INCC _t	-9,889**	1
Δ INPC _t	-4,107**	10
Δ IPADI _t	-6,959**	1
Δ IPAM _t	-4,231**	8
Δ IPCA _t	-4,110**	4
Δ IPCFGV _t	-4,156**	10
Δ IPCFIPE _t	-4,211**	8
Δ M0 _t	-4,230**	3
Δ M1 _t	-4,277**	1
Δ M2 _t	-4,437**	1
Δ M3 _t	-4,635**	11
Δ M4 _t	-4,339**	11
3. Indicadores de economia interna		
POUP _t	-5,240**	1
GOV _t	-5,240**	1
Δ Ln(DESEMP _t)	-6,029**	1
Δ Ln(CONSPETRO _t)	-4,308**	6
Δ Ln(ICC _t)	-4,277**	10
Δ Ln(IEC _t)	-5,739**	1
Δ RASSAL _t	-5,265**	1
Δ SALMINREAL _t	-4,212**	4
Δ VDASAUTO _t	-5,049**	3
Δ VDASIND _t	-6,510**	1
4. Indicadores corporativos		
INVESTBNDES _t	-3,809*	11
Δ Ln(FBCFCONS _t)	-5,621**	2
Δ Ln(FBCFMAQ _t)	-4,476**	5
Δ Ln(UCIIND _t)	-4,468**	4

Fator X_i	Estatística ADF	Ordem da Defasagem
5. Indicadores de mercado financeiro		
$\Delta \text{Ln}(\text{DOWJONES}_t)$	-4,281**	4
$\Delta \text{Ln}(\text{IBOVESPA}_t)$	-4,176**	2
$\Delta \text{Ln}(\text{VNMBOVESPA}_t)$	-4,819**	3
$\Delta \text{Ln}(\text{VOIBOVESPA}_t)$	-4,846**	3
$\Delta \text{Ln}(\text{TBF}_t)$	-8,177**	1
$\Delta \text{Ln}(\text{TR}_t)$	-4,525**	3
$\Delta \text{Ln}(\text{TJLP}_t)$	-6,521**	1
$\Delta \text{Ln}(\text{TMPRE}_t)$	-4,111**	7
6. Indicadores de economia externa		
ΔDOLAR_t	-5,012**	1
ΔEURO_t	-4,826**	1
$\Delta \text{IENE}_{t,5}$	-4,160**	1
$\Delta \text{Ln}(\text{PETROWTI}_t)$	-5,140**	3
$\Delta \text{Ln}(\text{PETROBRENT}_t)$	-4,110**	5
$\Delta \text{Ln}(\text{EXPORT}_t)$	-4,643**	3

Fonte: dados da pesquisa

Tabela 4 - Teste de Raiz Unitária da Variável Dependente

Y	Estatística ADF	Ordem da Defasagem
Índice Macroeconômico		
ΔY_t	-4,417**	1

Fonte: dados da pesquisa

O valor crítico para o teste t do teste de Dickey-Fuller Ampliado (ADF) para um nível de significância de 5% é -3,48 e para um nível de significância de 1% é -4,10. Os valores assinalados com * são significantes à 5% e assinalados com ** são significantes a 1%.

A Tabela 3 e a Tabela 4, respectivamente, mostram todos os resultados dos testes ADF para todas as variáveis Independentes e Dependente. Demonstram em todos os casos a rejeição da hipótese nula de raiz unitária para as variáveis ou suas respectivas transformações descritas nessas tabelas.

6.3 ESTIMAÇÃO DO MODELO

Nessa parte do estudo são descritos os resultados de cada etapa da estimação do modelo: a identificação das variáveis explicativas, a modelagem multifator da diferença do

índice macroeconômico, a modelagem ARIMA das séries de tempo das variáveis explicativas do modelo.

6.3.1 Identificação das Variáveis Explicativas de Y_t

Para a escolha das variáveis utilizadas no modelo para explicar ΔY_t , primeiramente, com o uso do *software* econométrico Eviews 3.1, foi realizado o teste de causalidade de Granger para verificar se cada uma das variáveis poderiam causar ΔY_t segundo Granger. Os testes de causalidade rejeitaram para todas as variáveis em nível a hipótese nula de não causalidade com um intervalo de confiança de 95%, exceto para IPCFGV e IPAM que foram aceitos como causadores segundo Granger, mas com um intervalo de confiança de 99%.

No passo seguinte para o estabelecimento de quais variáveis deveriam participar do modelo para ΔY_t , e conseqüentemente do modelo da probabilidade de inadimplência P_t , foram executadas regressões univariadas, onde a série ΔY_t é regredida com cada um dos fatores macroeconômicos, individualmente. Essas regressões univariadas proporcionam a fundamentação para a identificação dos fatores que têm uma influência fundamental sobre a probabilidade de inadimplência. Esses fatores foram usados como o ponto de partida para a modelagem da equação de ΔY_t . Tal procedimento é o que foi adotado nos modelos de Kalirai e Scheicher (2002) e de Boss (2002).

Com o objetivo de garantir a robustez da especificação, as regressões foram estimadas usando-se as variáveis e suas respectivas defasagens de 1 a 12. Isto é feito com a finalidade de garantir que qualquer efeito defasado de certas variáveis sobre a probabilidade de inadimplência seja levado em consideração. Pois, na economia, raramente a dependência de uma variável sobre a outra é instantânea (GUJARATI, 2000, p. 591). Estimou-se a regressão de ΔY_t sobre cada variável e sua respectiva defasagem, através da execução de um *script* no processador de sintaxe do SPSS 13.0. O *script* encontra-se no ANEXO A.

Na Tabela 5 são admitidos os resultados da regressão para a variável ou sua defasagem que obteve a melhor significância e coeficiente de determinação ajustado dentre as que atenderam as expectativas de sinal.

O objetivo é escolher uma variável por categoria e subcategoria para participar do modelo multivariado para explicar ΔY_t .

Tabela 5 - Resultados das Regressões Univariadas com Maiores Coeficientes de Determinação

Fator X_i	Sinal Esperado	Teste F para significância Geral	Coeficiente	Teste t para coeficiente individual	Valor-p	R ² ajustado
A. Indicadores de ciclo						
PIB _{t-9}	-	5,02931	-0,09531	-2,24261	0,02780	0,04912
PIND _{t-3}	-	3,77725	-0,18185	-1,94351	0,05561	0,03438
PRODPETRO _{t-0}	-	7,69534	-0,14392	-2,77405	0,00694	0,07905
PCIMEN _{t-3}	-	3,77725	-0,18185	-1,94351	0,05561	0,03438
B. Indicadores de estabilidade de preços						
Indicadores de inflação						
Δ IGPDI _{t-0}	-	3,18844	-0,01474	-1,78562	0,07810	0,02729
Δ IGPM _{t-3}	-	1,71880	-0,01197	-1,31103	0,19374	0,00913
Δ IGPOG _{t-0}	-	3,17667	-0,01479	-1,78232	0,07864	0,02715
Δ INCC _{t-6}	-	2,32987	-0,01235	-1,52639	0,13101	0,01676
Δ INPC _{t-2}	-	2,11666	-0,01860	-1,45488	0,14982	0,01429
Δ IPADI _{t-0}	-	4,37275	-0,01236	-2,09111	0,03982	0,04145
Δ IPAM _{t-3}	-	2,89301	-0,01093	-1,70088	0,09300	0,02369
Δ IPCA _{t-11}	-	4,44059	-0,02529	-2,10727	0,03835	0,04225
Δ IPCFGV _{t-2}	-	3,12903	-0,01763	-1,76891	0,08087	0,02657
Δ IPCFIPE _{t-2}	-	1,57307	-0,01544	-1,25422	0,21356	0,00729
Indicadores de meios de pagamento						
Δ M0 _{t-1}	-	6,36319	-0,17948	-2,52254	0,01371	0,06434
Δ M1 _{t-1}	-	8,38037	-0,51588	-2,89489	0,00493	0,08644
Δ M2 _{t-1}	-	9,86195	-0,85599	-3,14037	0,00239	0,10202
Δ M3 _{t-8}	-	7,79651	-0,78728	-2,79222	0,00660	0,08015
Δ M4 _{t-12}	-	13,15812	-1,46380	-3,62741	0,00051	0,13485
C. Indicadores de economia interna						
POUP _{t-1}	-	8,57851	-1,07797	-2,92891	0,00447	0,08856
GOV _{t-6}	-	3,94525	-0,04835	-1,98627	0,05056	0,03639
Δ Ln(DESEMP _{t-10})	+	10,00878	0,64768	3,16367	0,00223	0,10354
Δ Ln(CONSPETRO _{t-3})	-	2,62629	-0,16134	-1,62058	0,10920	0,02042
Δ Ln(ICC _{t-6})	-	5,89871	-0,22278	-2,42873	0,01748	0,05909
Δ Ln(IEC _{t-6})	-	4,11936	-0,18718	-2,02962	0,04585	0,03845
Δ RASSAL _{t-1}	-	2,53049	-0,45130	-1,59075	0,11576	0,01924
Δ SALMINREAL _{t-8}	-	2,75577	-0,29353	-1,66005	0,10097	0,02201
Δ VDASAUTO _{t-7}	-	4,27549	-0,03382	-2,06772	0,04203	0,04030
Δ VDASIND _{t-3}	-	1,98790	-0,12684	-1,40993	0,16259	0,01251
D. Indicadores corporativos						
INVESTBNDES _{t-10}	-	1,32457	-0,02579	-1,15090	0,25334	0,00414
Δ Ln(FBCFCONS _{t-1})	-	3,18403	-0,16252	-1,78439	0,07830	0,02724
Δ Ln(FBCFMAQ _{t-4})	-	3,24190	-0,06884	-1,80053	0,07569	0,02794
Δ Ln(UCIIND _{t-9})	-	7,08051	1,13219	2,66092	0,00948	0,07232

6.3.2.1. Especificação do Modelo

Foram realizadas regressões múltiplas para de ΔY_t com combinações por categoria das variáveis consideradas significantes nas regressões univariadas significantes. Primeiramente, estimou-se um modelo de ΔY_t com as variáveis das regressões com o maior coeficiente de determinação ajustado – R^2 ajustado.

Para cada categoria e subcategoria as variáveis que obtiveram os melhores desempenhos foram:

- Indicador de ciclo: $PRODPETRO_t$
- Indicador de inflação: $\Delta IPCA_{t-11}$
- Indicador de agregado monetário: $\Delta M4_{t-12}$
- Indicador de economia interna: $\Delta \text{Ln}(\text{DESEMP}_{t-10})$
- Indicador corporativos: $\Delta \text{Ln}(\text{FBCFMAQ}_{t-4})$
- Indicador de mercado de capitais: $\Delta \text{Ln}(\text{BOVESPA}_{t-3})$
- Indicador de taxa de juros: $\Delta \text{Ln}(\text{TJLP}_{t-5})$
- Indicador de mercado de moeda estrangeira: $\Delta \text{DOLAR}_{t-3}$
- Indicador de comércio exterior: nenhuma variável

Essas variáveis formaram o primeiro modelo estimado. Em seguida, apenas na primeira categoria, substituiu-se a variável com maior R^2 ajustado na regressão univariada pela variável com o segundo maior R^2 ajustado e estimou-se o modelo. Posteriormente, dentro da mesma categoria, utilizou-se a variável com o terceiro maior R^2 ajustado e assim sucessivamente. Para cada categoria escolheu-se a variável que fez com que a regressão multivariada alcançasse o maior R^2 ajustado. Repetiu-se o mesmo procedimento para cada uma das categorias ou subcategorias. Depois de todas as combinações optou-se pelo modelo com o maior R^2 ajustado.

O modelo de regressão múltipla foi estimado com *software* SPSS 13.0 com o método de eliminação *backward*. A eliminação *backward* é um procedimento de seleção de variáveis em que, inicialmente, todas as variáveis entram na modelagem e então são consecutivamente removidas conforme os critérios de eliminação. A variável com correlação parcial menor com a variável dependente é a primeira a ser considerada para remoção. Se satisfizer o critério para eliminação, é afastada. Depois que a primeira variável for afastada, a variável que permanece na equação com a correlação parcial menor é considerada a próxima. O procedimento para quando não houver nenhuma variável na equação que satisfaz os critérios de remoção. No presente estudo, o critério para remoção foi um nível de significância do coeficiente da variável acima de 10%.

A Tabela 6 contém a primeira iteração do modelo com todas as variáveis selecionadas.

Tabela 6 - Iteração Inicial da Regressão Múltipla do Modelo Adotado

Variáveis	Coeficientes Não-Padronizados		Coeficientes Padronizados		
	B	Erro Padrão	Beta	t	Sig.
Constante	-0,022836	0,020046		-1,139187	0,259748
DOLAR _{t-3}	0,009205	0,033729	0,031329	0,272915	0,785979
Ln(TMPRE _{t-5})	0,432924	0,169284	0,258155	2,557385	0,013444
Ln(IBOVESPA _{t-3})	-0,156621	0,073669	-0,259781	-2,125995	0,038180
Ln(FBCFMAQ _{t-4})	0,049583	0,043596	0,143316	1,137327	0,260517
Ln(DESEMP _{t-10})	0,740825	0,234310	0,388308	3,161734	0,002594
IPCA _{t-11}	-0,015582	0,012396	-0,145110	-1,257071	0,214240
M4 _{t-12}	-0,904365	0,359157	-0,238523	-2,518026	0,014858
PIB _{t-9}	-0,119743	0,072423	-0,147115	-1,653381	0,104165
Sazonalidade 2	-0,014981	0,023390	-0,081298	-0,640514	0,524598
Sazonalidade 3	0,029591	0,024472	0,160578	1,209191	0,231956
Sazonalidade 4	0,063071	0,028690	0,366994	2,198363	0,032311
Sazonalidade 5	0,002291	0,024297	0,013329	0,094278	0,925244
Sazonalidade 6	0,000181	0,024756	0,001053	0,007309	0,994196
Sazonalidade 7	-0,011293	0,023226	-0,061281	-0,486219	0,628816
Sazonalidade 8	0,026105	0,024160	0,141664	1,080517	0,284805
Sazonalidade 9	-0,014209	0,024265	-0,077104	-0,585558	0,560658
Sazonalidade 10	0,053757	0,026292	0,291718	2,044583	0,045877
Sazonalidade 11	0,002861	0,022524	0,015525	0,127020	0,899405
Sazonalidade 12	0,017073	0,023472	0,092648	0,727389	0,470189
Tendência	0,000550	0,000202	0,238021	2,717895	0,008858

Fonte: dados da pesquisa

A Tabela 7 dá a última iteração do processo *backward* do modelo com maior R² ajustado, sendo o modelo selecionado para o presente estudo.

Tabela 7 - Modelo Estimado para ΔY_t

Variáveis	Coeficientes Não-Padronizados		Coeficientes Padronizados		
	B	Erro Padrão	Beta	t	Sig.
Constante	-0,021150	0,011694		-1,808571	0,075290
Ln(TMPRE _{t-5})	0,355561	0,147932	0,212022	2,403543	0,019192
Ln(BOVESPA _{t-3})	-0,154259	0,055646	-0,255864	-2,772172	0,007313
Ln(DESEMP _{t-10})	0,628427	0,184127	0,329394	3,412999	0,001128
IPCA _{t-11}	-0,023590	0,009256	-0,219681	-2,548660	0,013263
M4 _{t-12}	-0,928067	0,323274	-0,244775	-2,870836	0,005569
PIB _{t-9}	-0,127482	0,068473	-0,156623	-1,861775	0,067301
Sazonalidade 3	0,033898	0,016108	0,183949	2,104371	0,039342
Sazonalidade 4	0,032491	0,014795	0,189057	2,196090	0,031775
Sazonalidade 10	0,053656	0,015987	0,291170	3,356153	0,001343
Sazonalidade 12	0,028540	0,016757	0,154877	1,703210	0,093458
Tendência	0,000519	0,000193	0,224867	2,685115	0,009256

Fonte: dados da pesquisa

A equação (53) é o modelo estimado para ΔY_t pelo método dos mínimos quadrados ordinários.

$$\begin{aligned} \Delta Y_t = & -0,02115 + 0,355561 \cdot \Delta \ln(TMPRE_{t-5}) - 0,154259 \cdot \Delta \ln(BOVESPA_{t-3}) \\ & + 0,628427 \cdot \Delta \ln(DESEMP_{t-10}) - 0,02359 \cdot \Delta IPCA_{t-11} - 0,928067 \cdot \Delta M4_{t-12} - 0,127482 \cdot PIB_{t-9} \quad (53) \\ & + 0,033898 \cdot Sz3 + 0,032491 \cdot Sz4 + 0,053656 \cdot Sz10 + 0,02854 \cdot Sz12 + 0,000519 \cdot T \end{aligned}$$

A Tabela 8 contém um sumário das estatísticas do modelo estimado para ΔY_t , onde pode-se perceber que o R^2 ajustado do modelo é de 0,51699, valor relevante em se tratando de um modelo com séries temporais estabilizadas.

Tabela 8 - Sumário das Estatísticas do Modelo Estimado para ΔY_t

R	R^2	R^2 Ajustado	Desvio Padrão da Estimativa	Estatística de Durbin-Watson
0,767327	0,58879065	0,516992196	0,034978685	1,950153321

Fonte: dados da pesquisa

6.3.2.2. Autocorrelação dos Resíduos

O resultado da Estatística de Durbin-Watson muito próxima de 2 (Tabela 8) indica que os resíduos são não-autocorrelacionados. O intervalo de valores da estatística de Durbin-Watson onde se garante a hipótese de ausência de autocorrelação é entre 1,77 e 2,23. O valor de 1,95 está dentro desse intervalo e, portanto, a hipótese de ausência de autocorrelação na primeira defasagem é aceita.

O Gráfico 5 mostra o gráfico da função de autocorrelação dos resíduos, onde pode-se perceber que os coeficientes de autocorrelação foram significantes na 12ª. e na 20ª. defasagens, mas, segundo Makridakis *et al* (1998, p. 318), espera-se que, para uma série ser considerada como ruído branco, 95% dos coeficientes de autocorrelação estejam dentro do intervalo de confiança. Portanto, não se pode concluir que os resíduos são autocorrelacionados.

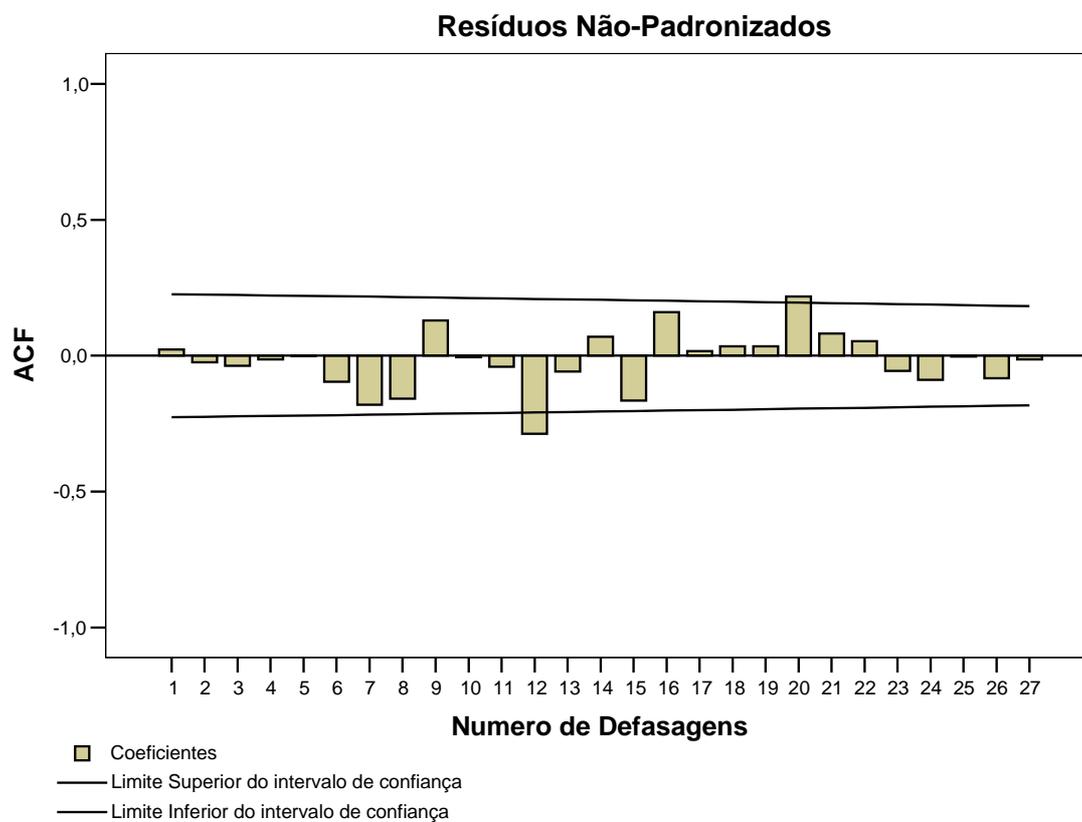
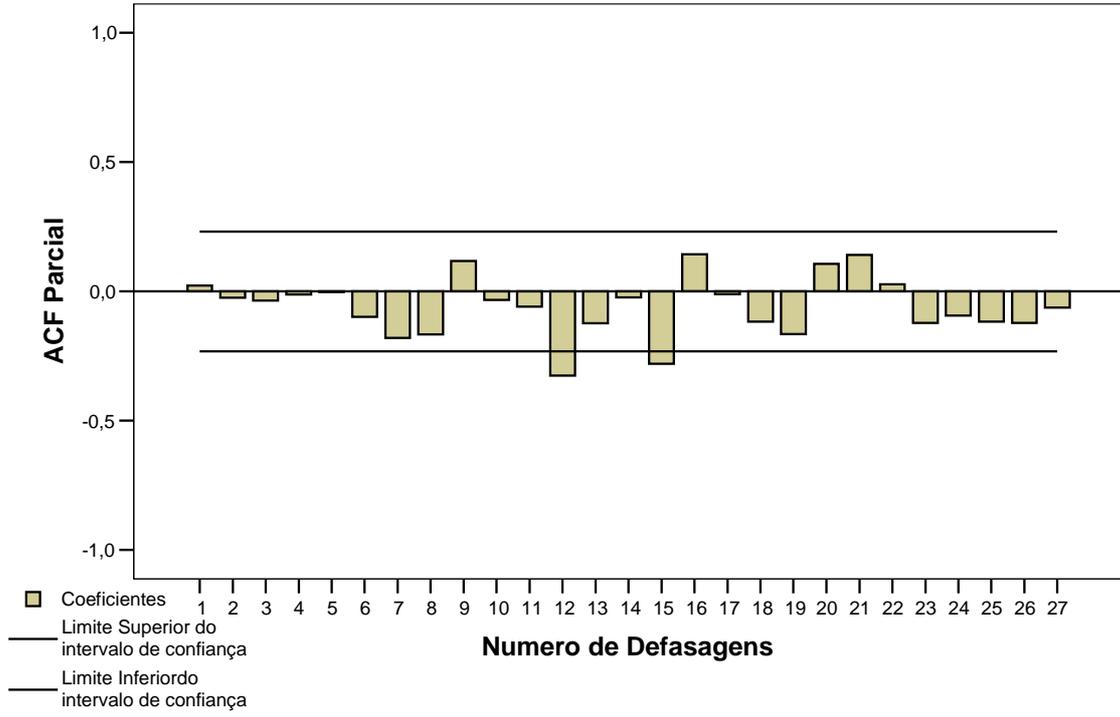


Gráfico 5 - Função de Autocorrelação para os Resíduos do Modelo de ΔY_t

Fonte: dados da pesquisa

O Gráfico 6 mostra a função de autocorrelação parcial dos resíduos, podendo se perceber que os coeficientes de autocorrelação foram significantes na 12^a. e na 15^a. defasagens, mas não se pode concluir que os resíduos são autocorrelacionados.



Defasagens	Autocorrelação	Desvio Padrão	Estatística de Ljung-Box		
			Valores	df	Sig.
15	-0,16470979	0,10192944	18,47597616	15	0,23847
16	0,16065610	0,10107646	21,00233126	16	0,17842
17	0,01705593	0,10021622	21,03129634	17	0,22489
18	0,03447034	0,09934853	21,15168019	18	0,27183
19	0,03385901	0,09847319	21,26990605	19	0,32208
20	0,21723662	0,09759001	26,22503971	20	0,15851
21	0,08184016	0,09669876	26,94133355	21	0,17280
22	0,05312178	0,09579921	27,24881671	22	0,20193
23	-0,05580450	0,09489114	27,59466611	23	0,23150
24	-0,08899207	0,09397430	28,49144313	24	0,23986
25	-0,00324796	0,09304842	28,49266157	25	0,28568
26	-0,08250250	0,09211324	29,29487537	26	0,29784
27	-0,01328808	0,09116846	29,31611930	27	0,34574

Fonte: dados da pesquisa

6.3.2.3 Normalidade dos Resíduos

A Tabela 10 o valor da estatística de Kolmogorov-Smirnov e com um valor de probabilidade superior ao nível de significância de 5% pode-se concluir que a distribuição da amostra dos resíduos é normal, desqualificando-se, deste modo, a hipótese nula de não-normalidade dos resíduos.

Tabela 10 - Teste de Normalidade dos Resíduos do Modelo de ΔY_t

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statística	df	Sig.
Resíduos Não-padronizados	0,099930886	75	0,061194

Fonte: dados da pesquisa

6.3.3 Modelagem ARIMA das Séries de Tempo dos Fatores Macroeconômicos do Modelo

Após a estimação do modelo para o Índice Macroeconômico, foi realizada a modelagem ARIMA para cada uma das séries temporais das séries dos seus fatores macroeconômicos significantes.

Um modelo ARIMA, pode ser caracterizado pela estrutura $ARIMA(p,d,q)(sp,sd,sq)$, onde p é o número de parâmetros de auto-regressão, d é o número de diferenciações, q é o número de parâmetros de médias móveis, sp é o número de parâmetros de auto-regressão sazonais, sd é o número de diferenciações sazonais, sq é o número de parâmetros de médias móveis sazonais.

Com o objetivo de identificar o melhor modelo, no início de cada modelagem ARIMA, foi escolhida a melhor estrutura de diferenciação. Para um modelo típico ARIMA(p, d, q) (sp, sd, sq) as Estruturas de diferenciação estudadas foram:

- $d = 0$;
- $d = 1$;
- $d = 2$;
- $d = 1$ com $sd = 1$;
- $d = 2$ com $sd = 1$.

Devido à quantidade de dados disponíveis não foi possível utilizar defasagens sazonais maiores.

Primeiramente foi verificado se a Função de Autocorrelação (ACF) e a Função de Autocorrelação Parcial (PACF) para cada estrutura de defasagens: caso os coeficientes dessas funções não sejam significantes de acordo com a Estatística de Ljung-Box, tal estrutura é considerada como ruído branco e foi descartada, porquanto tal condição é um pressuposto para a modelagem univariada de séries temporais, pois um ruído branco não tem parâmetros de auto-regressão e nem de médias móveis. Visualmente, por meio dos gráficos da ACF e da PACF, também foi verificada a estabilidade da série em cada estrutura de diferenciação.

Em seguida realizou-se uma pré-modelagem combinando-se os parâmetros de auto-regressão e de médias móveis para cada uma das estruturas de defasagens indicadas e foi escolhida a que possuía o menor Critério de Informação de Akaike (AIC).

Por exemplo, foram estimados os modelos ARIMA(1,0,0), ARIMA(1,1,0), ARIMA(1,2,0), ARIMA(1,1,0)(0,1,0) e ARIMA(1,2,0)(0,1,0) que possuem todas 1 parâmetro de auto-regressão. Em seguida foi comparado o AIC de cada uma e escolhida a estrutura para a que obtivesse o menor AIC: pois o critério AIC pondera o número de parâmetros de auto-regressão p , médias móveis q , auto-regressão sazonal sp , e médias móveis sazonal sq e todos os modelos apresentam a mesma soma de parâmetros. Em seguida, foram estimados os modelos ARIMA(0,0,1), ARIMA(0,1,1), ARIMA(0,2,1), ARIMA(0,1,1)(0,1,0) e ARIMA(0,2,1)(0,1,0) e verificados os AIC de cada um para confirmar o resultado dos primeiros modelos.

Para cada estrutura de diferenciação escolhida foram estimados todos os modelos ARIMA combinando-se os valores de p, q, sp e sq de 0 a 6, ou seja, um total de 2401 ($7 \cdot 7 \cdot 7 \cdot 7$) modelos para cada estrutura de diferenciação, por meio da execução de um *script* no

Tabela 11 - Modelos ARIMA para o PIB com parâmetros significativos

PIB	Critério de Informação de Akaike (AIC)	Critério Bayesiano de Schwarz (BIC)	Observações
ARIMA(0,1,1)(3,1,0)	-2,564	6,008	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(0,1,1)(2,1,0)	-2,944	3,485	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,1,0)(1,1,0)	-3,244	1,043	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,1,1)(1,1,0)	-5,959	0,47	Modelo escolhido
ARIMA(0,1,1)(0,1,2)	-7,627	-1,198	
ARIMA(0,1,1)(4,1,0)	9,129	19,845	
ARIMA(0,1,4)(1,1,0)	-9,371	1,345	
ARIMA(2,1,0)(1,1,0)	-9,59	-3,16	
ARIMA(0,1,1)(1,1,0)	10,053	14,339	
ARIMA(0,1,2)(1,1,0)	-10,465	-4,036	
ARIMA(2,1,5)(1,1,0)	-11,593	5,552	
ARIMA(2,1,0)(0,1,0)	13,317	17,603	
ARIMA(1,1,0)(3,1,0)	-14,075	-5,502	
ARIMA(2,1,1)(1,1,0)	-14,303	-5,731	
ARIMA(0,1,4)(0,1,0)	14,953	23,525	
ARIMA(1,1,0)(2,1,0)	-15,6	-9,17	
ARIMA(1,1,0)(0,1,0)	16,11	18,254	
ARIMA(0,1,2)(0,1,0)	16,476	20,762	
ARIMA(1,1,1)(3,1,0)	-17,756	-7,04	
ARIMA(1,1,1)(2,1,0)	-17,923	-9,35	
ARIMA(1,1,2)(2,1,0)	-19,008	-8,292	
ARIMA(0,1,2)(2,1,0)	-19,338	-10,766	
ARIMA(0,1,4)(2,1,0)	-19,925	-7,066	
ARIMA(1,1,2)(3,1,0)	-20,672	-7,813	
ARIMA(2,1,0)(2,1,0)	-20,823	-12,25	
ARIMA(0,1,2)(3,1,0)	-21,082	-10,367	
ARIMA(2,1,0)(3,1,0)	-21,098	-10,383	
ARIMA(1,1,0)(0,1,2)	-21,198	-14,768	
ARIMA(0,1,4)(3,1,0)	-21,608	-6,606	
ARIMA(2,1,1)(2,1,0)	-22,6	-11,884	
ARIMA(1,1,1)(0,1,2)	-23,544	-14,972	
ARIMA(0,1,2)(0,1,2)	-25,694	-17,122	
ARIMA(0,1,0)(2,1,0)	32,244	36,53	
ARIMA(0,1,0)(3,1,0)	32,808	39,238	
ARIMA(0,1,1)(0,1,0)	35,326	37,469	
ARIMA(0,1,0)(1,1,0)	44,92	47,063	
ARIMA(0,1,0)(4,1,0)	57,62	66,192	
ARIMA(0,1,0)(5,1,0)	402,05	412,765	
ARIMA(0,1,2)(5,1,0)	552,777	567,779	
ARIMA(2,1,0)(5,1,0)	559,969	574,97	
ARIMA(0,1,1)(5,1,0)	7263,981	7276,839	

Fonte: dados da pesquisa

Os modelos ARIMA(0,1,1)(3,1,0), ARIMA(0,1,1)(2,1,0), ARIMA(1,1,0)(1,1,0) foram descartados pelos motivos descritos nas observações da Tabela 11.

O modelo adotado para a estimação foi o $ARIMA(1,1,1)(1,1,0)$, cujos parâmetros estão expostos na Tabela 12.

Tabela 12 - Modelo $ARIMA(1,1,1)(1,1,0)_{12}$ para o PIB

Parâmetros Estimados do modelo $ARIMA(1,1,1)(1,1,0)$ para o PIB					
		Estimativas dos Parâmetros	Desvio Padrão	t	Sig Aprox
Defasagens Não-Sazonais	AR1	0,630674708	0,123456	5,108493	0,000004
	MA1	-0,277335109	0,154937	-1,78999	0,078502
Defasagens Sazonais	AR1 Sazonal	-0,547007292	0,103715	-5,27415	0,000002

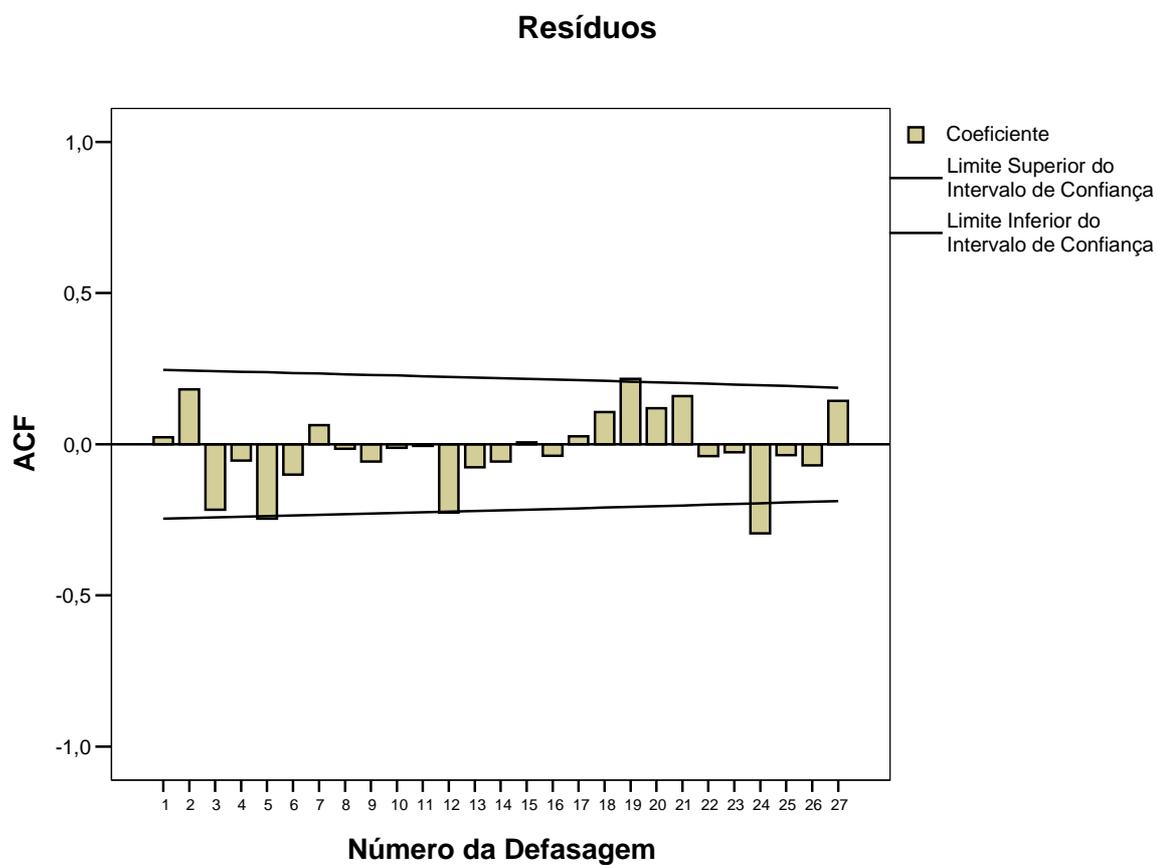


Gráfico 7 - Função de Autocorrelação dos Resíduos do modelo ARIMA do PIB
 Fonte: dados da pesquisa

O gráfico da função de autocorrelação Parcial (Gráfico 8) apresenta alguns pequenos picos do coeficientes de autocorrelação parcial além do intervalo de confiança: na terceira, na décima segunda e na vigésima quarta defasagens.

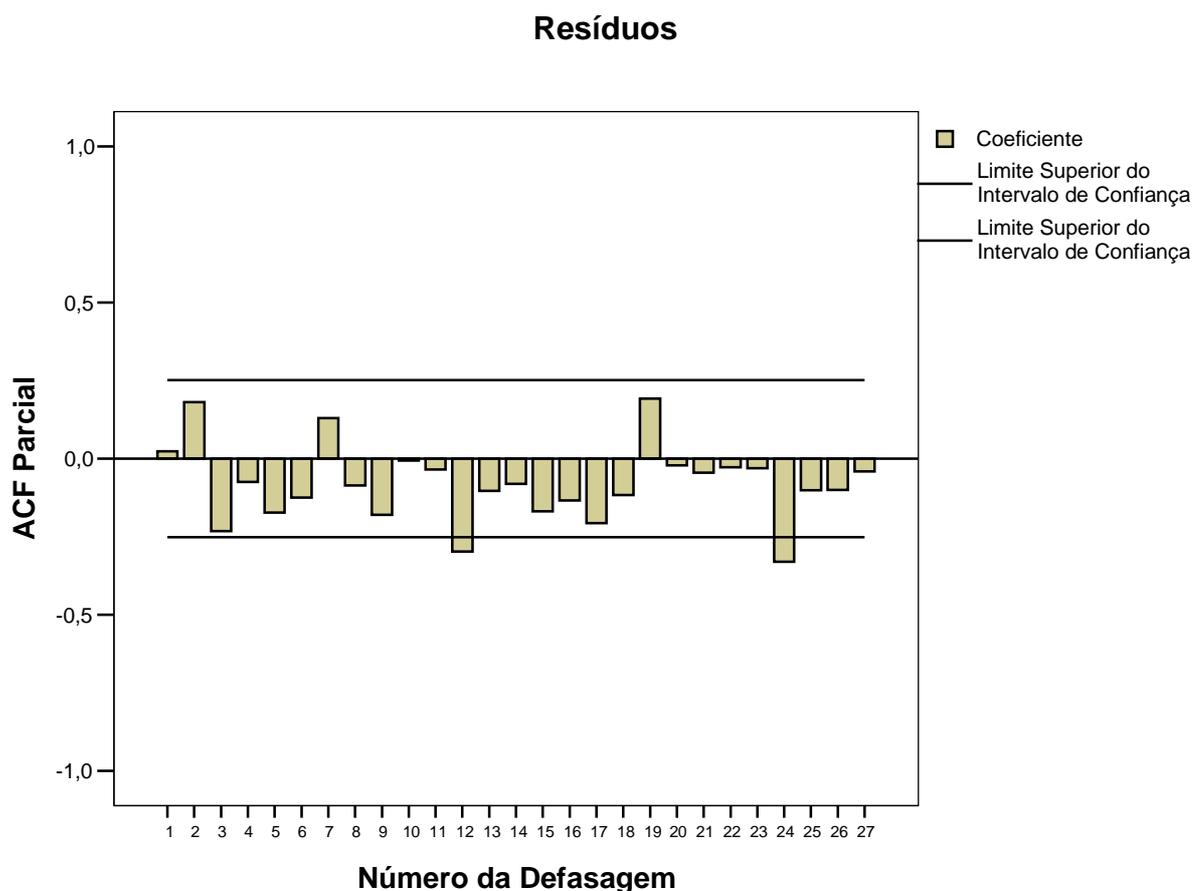


Gráfico 8 - Função de Autocorrelação Parcial dos Resíduos do Modelo ARIMA do PIB
 Fonte: dados da pesquisa

Uma evidência robusta de que os resíduos são aleatórios é a ausência de valores significantes da Estatística de Ljung-Box na defasagem com tamanho de um quarto da amostra (SPSS, 2004).

Como a presente amostra é de 76 casos utilizados na modelagem da série, deve-se analisar os valores da Estatística de Ljung-Box na região da décima nona defasagem, onde nenhum dos valores é significativo. Isto confirma que os resíduos para o modelo ARIMA(1,1,1)(1,1,0) têm comportamento de ruído branco (Tabela 14). Para a autocorrelação, a partir da estatística de Ljung-Box, pode-se concluir, com um nível de significância de 5% ou com um nível de confiança de 95%, pela ausência de autocorrelação dos resíduos, ou seja, foi concluído que os resíduos se comportam como ruído branco.

Tabela 14 - Estatística de Ljung-Box para os resíduos do modelo ARIMA do PIB

Defasagem	Autocorrelação	Desvio Padrão	Estatística de Ljung-Box		
			Valor	df	Sig.
1	0,02313954	0,123046	0,035365	1	0,850833
2	0,181288098	0,12205	2,241655	2	0,32601

Defasagem	Autocorrelação	Desvio Padrão	Estatística de Ljung-Box		
			Valor	df	Sig.
3	-0,217102095	0,121046	5,458504	3	0,141142
4	-0,053587212	0,120033	5,657812	4	0,226202
5	-0,245790805	0,119011	9,923187	5	0,077441
6	-0,100084295	0,117981	10,64282	6	0,100063
7	0,063146184	0,116941	10,9344	7	0,141506
8	-0,014592058	0,115892	10,95025	8	0,204534
9	-0,057367326	0,114834	11,19982	9	0,26226
10	-0,01204054	0,113766	11,21102	10	0,341315
11	-0,005340648	0,112687	11,21327	11	0,425573
12	-0,22663668	0,111598	15,33751	12	0,223496
13	-0,076594404	0,110499	15,81799	13	0,259098
14	-0,057260465	0,109388	16,09201	14	0,307788
15	0,005900895	0,108266	16,09498	15	0,375768
16	-0,037730879	0,107133	16,21901	16	0,437783
17	0,026786382	0,105987	16,28289	17	0,503877
18	0,106754738	0,104828	17,31998	18	0,501219
19	0,216186563	0,103657	21,66967	19	0,301003
20	0,119372786	0,102472	23,02672	20	0,287484
21	0,158934754	0,101274	25,48959	21	0,226582
22	-0,0388064	0,100061	25,64	22	0,267459
23	-0,026186278	0,098833	25,7102	23	0,314736
24	-0,295002002	0,09759	34,84795	24	0,070687
25	-0,036029023	0,096331	34,98784	25	0,088423
26	-0,070061028	0,095055	35,5311	26	0,100636
27	0,143428354	0,093761	37,87113	27	0,079921

Fonte: dados da pesquisa

No Gráfico 9 tem-se as previsões do PIB, dentro e fora da amostra, juntamente com os valores reais coletados do PIB e com os intervalos de confiança inferior e superior do modelo.

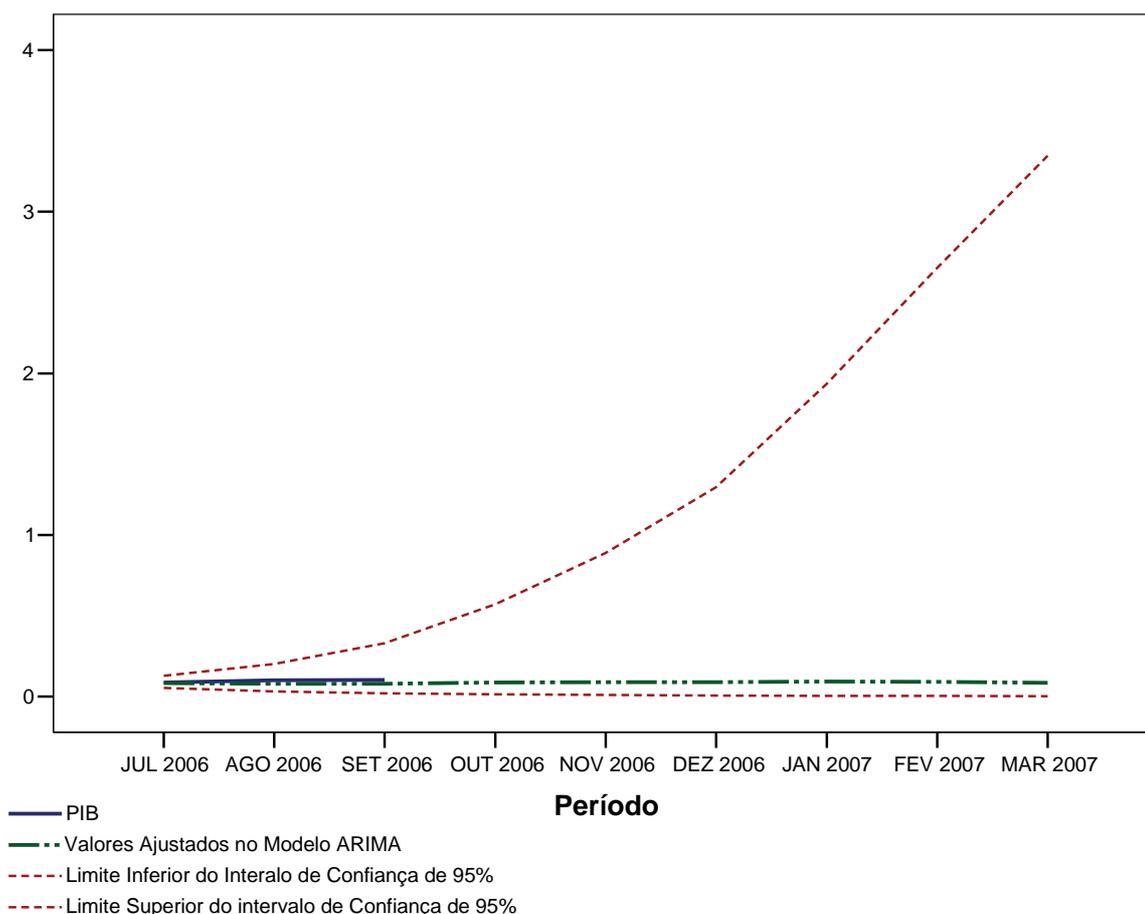


Gráfico 9 - Gráfico das previsões com o modelo ARIMA do PIB dentro e fora da amostra

Fonte: dados da pesquisa

6.3.3.2 Índice de Preços ao Consumidor Amplo - IPCA

Para a escolha da estrutura de diferenciação da variável em nível e diferenciação sazonal para a modelagem ARIMA do IPCA, inicialmente, foram utilizadas as estatísticas de Ljung-Box, que mostraram que a série do IPCA diferenciada de primeira ordem e a série do IPCA diferenciada de primeira ordem conjuntamente diferenciada de primeira ordem sazonal não possuíam autocorrelação significativa, sendo consideradas um ruído branco e, portanto, sem possibilidade de utilização na estimativa do modelo.

Já as séries da variável em nível e a série com apenas a diferenciação sazonal de primeira ordem foram consideradas como não estabilizadas o que impediu suas utilizações. Das estruturas de Defasagem restantes, adotou-se a segunda ordem de diferenciação em conjunto com a diferenciação sazonal de primeira ordem, pois o Critério de informação de Akaike (AIC) dos modelos com essa estrutura de diferenciação foram bem menores do que para os outros modelos restantes.

Em seguida, executou-se o *script* com as combinações dos modelos descritas anteriormente e os modelos com os parâmetros significativos encontrados foram agrupados na Tabela 15, onde os modelos estão ordenados pelo valor absoluto do critério AIC.

Tabela 15 - Modelos ARIMA para o IPCA com parâmetros significativos

IPCA	Critério de Informação de Akaike (AIC)	Critério Bayesiano de Schwarz (BIC)	Observações
ARIMA(0,2,1)(2,1,0)	95,029	101,411	Modelo escolhido
ARIMA(0,2,1)(3,1,0)	95,668	104,177	
ARIMA(0,2,1)(1,1,0)	98,053	102,307	
ARIMA(4,2,0)(0,1,1)	102,701	113,337	
ARIMA(4,2,0)(3,1,0)	103,453	118,343	
ARIMA(5,2,0)(3,1,0)	103,641	120,658	
ARIMA(3,2,0)(3,1,0)	104,464	117,227	
ARIMA(4,2,0)(2,1,0)	105,373	118,136	
ARIMA(3,2,0)(2,1,0)	106,788	117,423	
ARIMA(3,2,0)(4,1,0)	110,071	124,961	
ARIMA(3,2,0)(1,1,0)	110,335	118,843	
ARIMA(2,2,0)(0,1,1)	115,442	121,823	
ARIMA(2,2,0)(3,1,0)	117,509	128,145	
ARIMA(2,2,0)(2,1,0)	117,62	126,128	
ARIMA(1,2,0)(0,1,1)	118,338	122,592	
ARIMA(4,2,0)(0,1,0)	119,284	127,792	
ARIMA(1,2,0)(2,1,0)	120,37	126,752	
ARIMA(1,2,0)(3,1,0)	120,767	129,275	
ARIMA(2,2,0)(1,1,0)	121,28	127,662	
ARIMA(3,2,0)(0,1,0)	121,702	128,084	
ARIMA(0,2,2)(0,1,0)	122,134	126,389	
ARIMA(1,2,0)(1,1,0)	122,763	127,018	
ARIMA(0,2,0)(0,1,1)	130,722	132,849	
ARIMA(0,2,0)(3,1,0)	131,911	138,293	
ARIMA(0,2,0)(2,1,0)	133,171	137,426	
ARIMA(2,2,0)(0,1,0)	134,782	139,036	
ARIMA(0,2,0)(1,1,0)	137,683	139,81	
ARIMA(1,2,0)(0,1,0)	137,857	139,984	
ARIMA(0,2,0)(5,1,0)	513,959	524,595	
ARIMA(0,2,1)(5,1,0)	11595,455	11608,218	

Fonte: dados da pesquisa

O modelo ARIMA selecionado para a estimação do IPCA foi o ARIMA(0,2,1)(2,1,0), cujos parâmetros estão expostos na Tabela 16.

Tabela 16 - Modelo ARIMA(0,2,1)(2,1,0)₁₂ para o IPCA

Parâmetros Estimados do modelo ARIMA(0,2,1)(2,1,0) para o IPCA					
		Estimativas dos Parâmetros	Desvio Padrão	t	Sig. Aprox.
Defasagens Não-Sazonais	MA1	0,962676708	0,242442	3,970755	0,000197
Defasagens Sazonais	AR1 Sazonal	-0,648497548	0,117363	-5,52555	0,000001
	AR2 Sazonal	-0,362126791	0,120399	-3,00773	0,003865

Fonte: dados da pesquisa

Com a finalidade de se avaliar os pressupostos da modelagem ARIMA, foram analisados os resíduos do modelo quanto a sua normalidade e ausência de autocorrelação.

O resultado para os testes de normalidade dos resíduos encontra-se na Tabela 17. O teste adotado é o de Kolmogorov-Smirnov que rejeita a hipótese nula da não-normalidade, pois o valor de probabilidade (sig.) apresentou um valor superior ao nível de significância de 5%, concluindo-se pela normalidade dos resíduos com um nível de confiança de 95%.

Tabela 17 - Testes de Normalidade dos Resíduos do Modelo ARIMA(0,2,1)(2,1,0) para o IPCA

Testes de Normalidade para os Resíduos do Modelo ARIMA(0,2,1)(2,1,0) para IPCA						
	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estatística	df	Sig.	Estatística	df	Sig.
Resíduos para o IPCA pelo ARIMA(1,2,1)(2,1,0)	0,082121368	62	0,200	0,981603	62	0,477

Fonte: dados da pesquisa

O gráfico da função de autocorrelação (Gráfico 10) não apresenta picos dos coeficientes de autocorrelação além do intervalo de confiança. Concluindo-se, portanto, os resíduos não são autocorrelacionados.

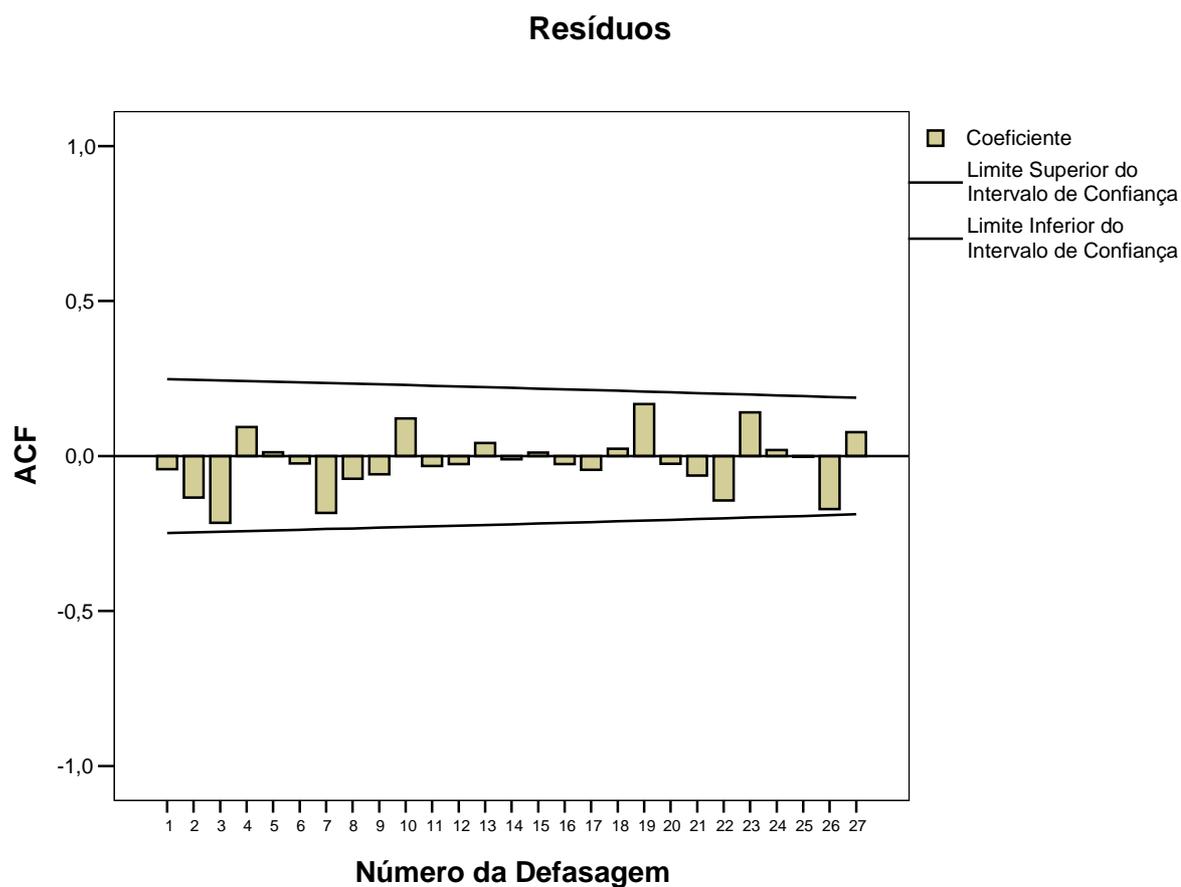


Gráfico 10 - Função de Autocorrelação dos Resíduos do modelo ARIMA do IPCA
 Fonte: dados da pesquisa

O gráfico da função de autocorrelação parcial da série dos resíduos do modelo ARIMA do IPCA (Gráfico 11) não apresenta picos dos coeficientes de autocorrelação parcial além do intervalo de confiança.

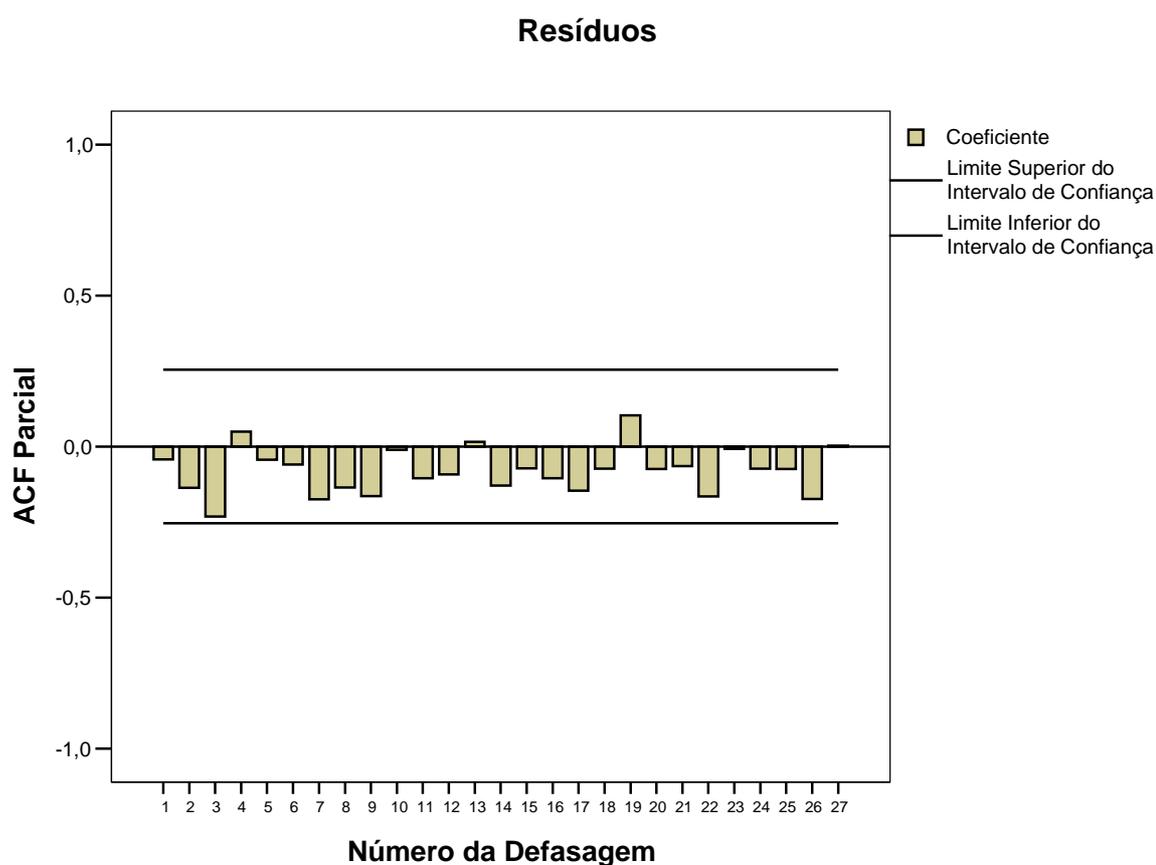


Gráfico 11- Função de Autocorrelação Parcial dos Resíduos do Modelo ARIMA do IPCA
 Fonte: dados da pesquisa

A estatística de Ljung-Box é definitiva no diagnóstico da ausência de autocorrelação residual: nenhum dos valores da Estatística de Ljung-Box na vizinhança da décima nona defasagem é significativa (Tabela 18), confirmando o comportamento de ruído branco dos resíduos do modelo $ARIMA(0,2,1)(2,1,0)$. Por meio da estatística de Ljung-Box, conclui-se, com um nível de significância de 5% ou com um nível de confiança de 95%, pela ausência de autocorrelação dos resíduos, ou seja, os resíduos se comportam como ruído branco.

Tabela 18- Estatística de Ljung-Box para os resíduos do modelo ARIMA do IPCA

Defasagem	Autocorrelação	Desvio Padrão	Estatística de Ljung-Box		
			Valor	df	Sig.
1	-0,04278769	0,123988	0,119091	1	0,730022
2	-0,134468948	0,122967	1,314907	2	0,518169
3	-0,214928124	0,121938	4,421656	3	0,219386
4	0,093417813	0,120901	5,018696	4	0,285385
5	0,012151411	0,119854	5,028975	5	0,412354
6	-0,023585847	0,118798	5,068392	6	0,535072
7	-0,182950575	0,117732	7,483166	7	0,380361
8	-0,073256073	0,116657	7,877501	8	0,445527
9	-0,059086795	0,115572	8,138884	9	0,520213

Defasagem	Autocorrelação	Desvio Padrão	Estatística de Ljung-Box		
			Valor	df	Sig.
10	0,121046263	0,114476	9,256959	10	0,507903
11	-0,032137279	0,11337	9,337315	11	0,590787
12	-0,025776631	0,112253	9,390045	12	0,669304
13	0,042187014	0,111125	9,534168	13	0,731511
14	-0,01058515	0,109985	9,54343	14	0,794745
15	0,011592434	0,108834	9,554776	15	0,846773
16	-0,025488162	0,10767	9,610815	16	0,886147
17	-0,044400394	0,106493	9,784648	17	0,912397
18	0,023058092	0,105303	9,832595	18	0,937233
19	0,167923423	0,104099	12,43471	19	0,866213
20	-0,024963631	0,102882	12,49358	20	0,898041
21	-0,062628452	0,10165	12,87319	21	0,913001
22	-0,143244681	0,100402	14,90868	22	0,866127
23	0,140964243	0,099139	16,93041	23	0,812652
24	0,018917428	0,09786	16,96778	24	0,850033
25	-0,00255021	0,096564	16,96848	25	0,882934
26	-0,171730406	0,09525	20,21908	26	0,781062
27	0,076558377	0,093918	20,88357	27	0,791711

Fonte: dados da pesquisa

O Gráfico 12 apresenta o gráfico com as previsões do IPCA, dentro e fora da amostra, concomitantemente com os valores reais coletados do IPCA e com os intervalos de confiança inferior e superior do modelo.

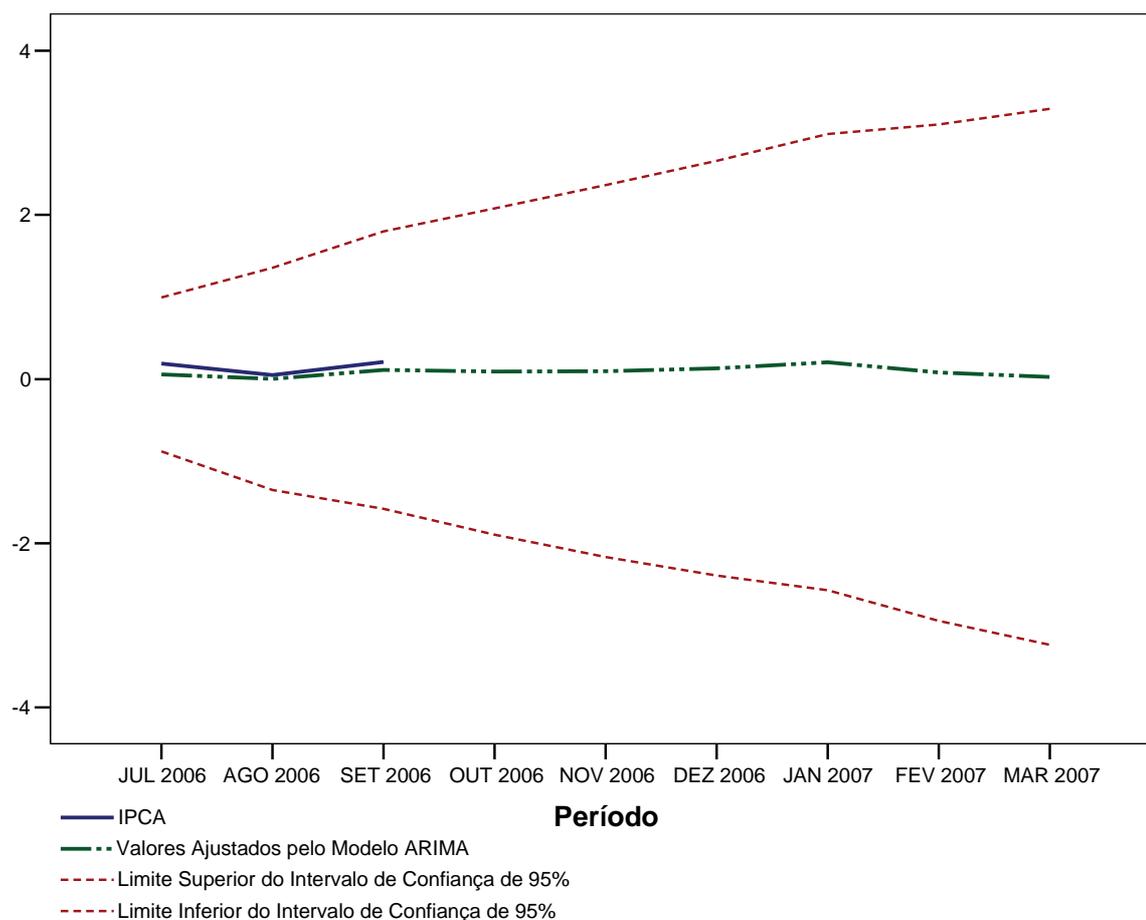


Gráfico 12- Gráfico das previsões com o modelo ARIMA do IPCA dentro e fora da amostra
Fonte: dados da pesquisa

6.3.3.3 Meio de Pagamento M4

Utilizando-se as estatísticas de Ljung-Box, notou-se que a série do M4 diferenciada de segunda ordem e a série do M4 com diferenciação de segunda ordem e com diferenciação sazonal de primeira ordem não apresentavam a estatística de Ljung-Box significativa, se comportando como ruído branco e, portanto, sem possibilidade de utilização na estimativa do modelo. Já as séries da variável em nível e a série com apenas a diferenciação sazonal de primeira ordem não eram estacionárias, o que impediu suas utilizações. Adotou-se a primeira ordem de diferenciação em conjunto com a diferenciação sazonal de primeira ordem, pois o Critério de informação de Akaike (AIC) foi minimizado com essa estrutura de diferenciação.

Definida a estrutura de integração, executou-se um *script* combinando-se a quantidade de parâmetros auto-regressivos e de média móvel. Os modelos com os parâmetros significativos encontrados foram agrupados na Tabela 19, onde os modelos estão ordenados pelo valor absoluto do critério AIC.

Tabela 19 - Modelos ARIMA para o M4 com parâmetros significativos

M4	Crítério de Informação de Akaike (AIC)	Crítério Bayesiano de Schwarz (BIC)	Observações
ARIMA(1,1,0)(4,1,0)	15,177	25,893	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(0,1,2)(4,1,0)	45,248	58,107	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(3,1,0)(4,1,0)	46,624	61,626	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(1,1,4)(4,1,0)	48,764	68,052	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(0,1,1)(0,1,0)	-49,345	-47,201	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(1,1,0)(0,1,0)	-50,969	-48,825	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(0,1,0)(3,1,0)	-53,954	-47,525	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(2,1,4)(4,1,0)	57,358	78,789	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(0,1,0)(1,1,0)	-61,489	-59,345	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(0,1,0)(2,1,0)	-73,314	-69,028	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(3,1,2)(3,1,0)	-77,679	-60,534	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(0,1,0)(0,1,2)	-78,41	-74,124	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(0,1,1)(1,1,0)	-79,029	-74,742	Autocorrelação Residual
ARIMA(0,1,3)(3,1,0)	-80,503	-67,644	Não Normalidade dos Resíduos
ARIMA(0,1,2)(1,1,0)	-80,659	-74,229	Modelo escolhido
ARIMA(0,1,1)(3,1,0)	-81,939	-73,367	
ARIMA(1,1,0)(1,1,0)	-82,614	-78,328	
ARIMA(0,1,2)(3,1,0)	-82,912	-72,197	
ARIMA(1,1,0)(3,1,0)	-85,771	-77,198	
ARIMA(0,1,1)(2,1,0)	-89,48	-83,051	
ARIMA(0,1,2)(2,1,0)	-91,522	-82,949	
ARIMA(1,1,0)(2,1,0)	-92,997	-86,568	
ARIMA(1,1,0)(0,1,2)	-96,055	-89,626	
ARIMA(0,1,0)(4,1,0)	193,225	201,797	
ARIMA(1,1,1)(5,1,0)	6158,246	6173,248	
ARIMA(2,1,0)(5,1,0)	7090,481	7105,483	
ARIMA(1,1,0)(5,1,0)	11906,276	11919,134	
ARIMA(0,1,2)(5,1,0)	13063,365	13078,367	

Fonte: dados da pesquisa

Os modelos ARIMA(1,1,0)(4,1,0), ARIMA(0,1,2)(4,1,0), ARIMA(3,1,0)(4,1,0), ARIMA(1,1,4)(4,1,0), ARIMA(0,1,1)(0,1,0), ARIMA(1,1,0)(0,1,0), ARIMA(0,1,0)(3,1,0), ARIMA(2,1,4)(4,1,0), ARIMA(0,1,0)(1,1,0), ARIMA(0,1,0)(2,1,0), ARIMA(3,1,2)(3,1,0), ARIMA(0,1,0)(0,1,2), ARIMA(0,1,3)(3,1,0) foram descartados por não terem a série dos seus resíduos normais. Já o ARIMA(0,1,1)(1,1,0) teve que ser descartado por apresentar autocorrelação residual. O modelo ARIMA(0,1,2)(1,1,0) foi selecionado porque atendeu os pressupostos de ausência de autocorrelação e normalidade residual e seus parâmetros são apresentados Tabela 20.

Tabela 20 - Modelo ARIMA(0,1,2)(1,1,0)₁₂ para o M4

Parâmetros Estimados do modelo ARIMA(0,1,2)(1,1,0) para a M4					
		Estimativas dos Parâmetros	Desvio Padrão	t	Sig Aprox
Defasagens Não-Sazonais	MA1	-0,597366198	0,121398	-4,92074	0,000007
	MA2	-0,209682826	0,121563	-1,72489	0,089696
Defasagens Sazonais	AR1 Sazonal	-0,608508874	0,092024	-6,61254	0,000000

Fonte: dados da pesquisa

Quanto aos pressupostos da modelagem ARIMA, avaliou-se a normalidade e ausência de autocorrelação residual.

O resultado para os testes de normalidade dos resíduos encontra-se na Tabela 21. O teste adotado é a estatística de Kolmogorov-Smirnov que rejeita a hipótese nula da não-normalidade, pois tal estatística não apresenta significância a 5%, concluindo-se pela normalidade dos resíduos com um nível de confiança de 95%.

Tabela 21 - Testes de Normalidade dos Resíduos do ARIMA(0,1,2)(1,1,0) para M4

Testes de Normalidade para os Resíduos do Modelo ARIMA(0,1,2)(1,1,0) para M4						
	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estatística	df	Sig.	Estatística	df	Sig.
Resíduos para a M4 pelo ARIMA(0,1,2)(1,1,0)	0,101207648	63	0,177	0,949058	63	0,011

Fonte: dados da pesquisa

O gráfico da função de autocorrelação (Gráfico 13) apresenta um pico do coeficiente de autocorrelação da 15^a. defasagem além do intervalo de confiança. Como se espera que, para uma série ser considerada sem autocorrelação, ao menos 95% dos coeficientes de autocorrelação estejam dentro do intervalo de confiança, não se pode concluir que os resíduos sejam autocorrelacionados.

Resíduos

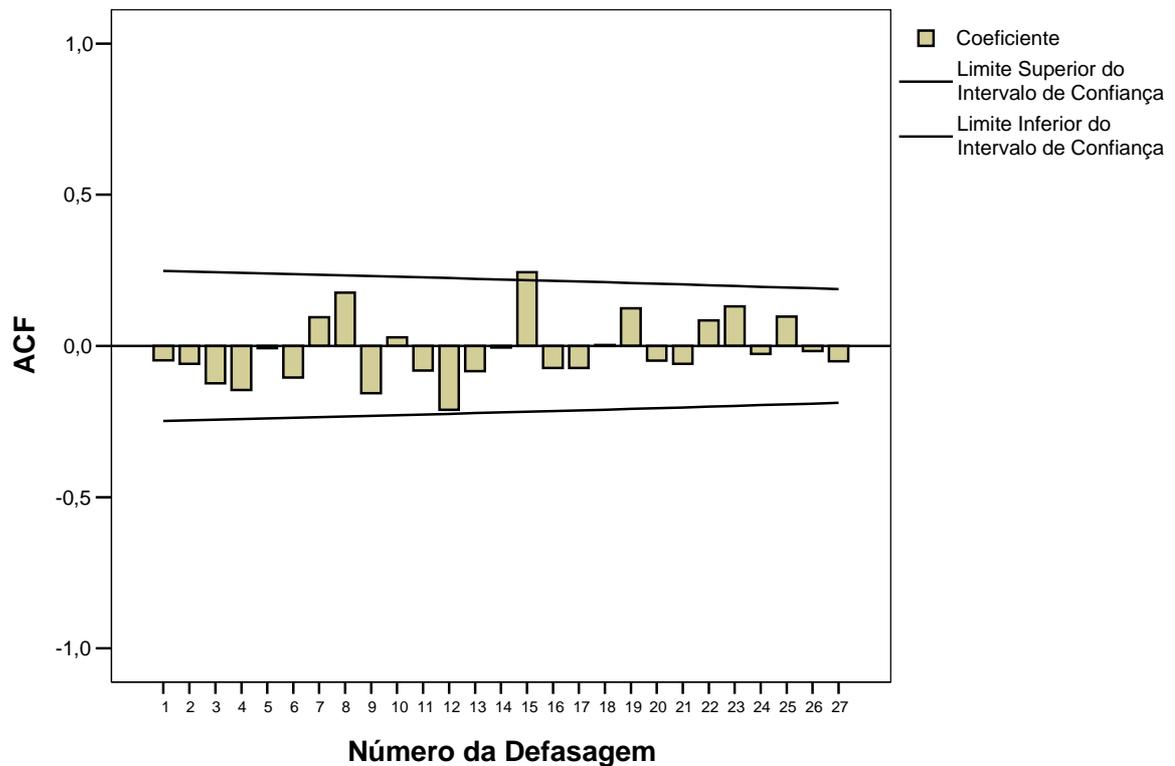


Gráfico 13- Função de Autocorrelação dos Resíduos do modelo ARIMA do M4
Fonte: dados da pesquisa

O gráfico da função de autocorrelação Parcial (Gráfico 14) apresenta alguns pequenos picos do coeficientes de autocorrelação parcial além do intervalo de confiança: na 12^a. e na 24^a defasagens.

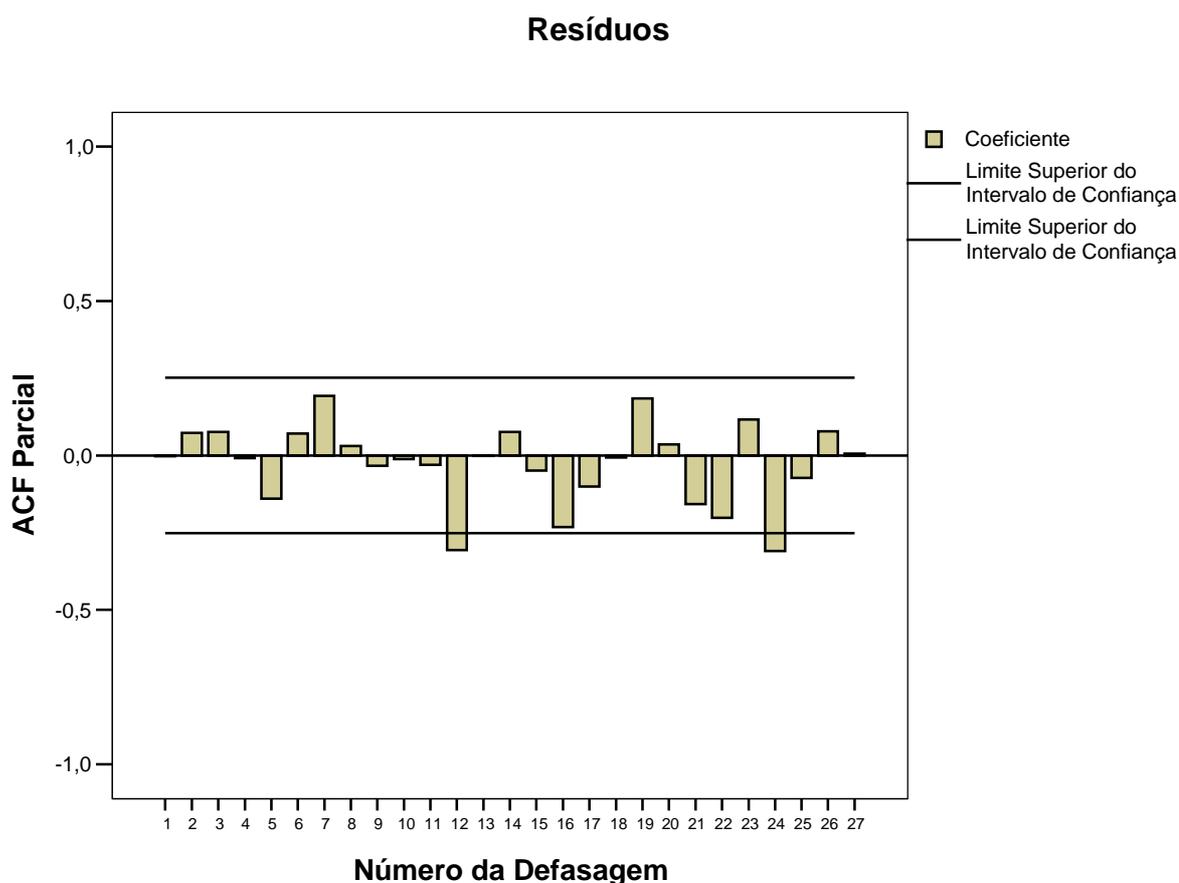


Gráfico 14- Função de Autocorrelação Parcial dos Resíduos do modelo ARIMA do M4

Fonte: dados da pesquisa

A estatística de Ljung-Box é a prova cabal no diagnóstico da ausência de autocorrelação residual, pois nenhum dos valores da Estatística de Ljung-Box na vizinhança da décima nona defasagem é significativa, confirmando a ausência de autocorrelação residual para o modelo ARIMA(0,1,2)(1,1,0). Por meio da estatística de Ljung-Box (Tabela 22), conclui-se, com um nível de significância de 5%, pela ausência de autocorrelação dos resíduos.

Tabela 22- Estatística de Ljung-Box para os resíduos do modelo ARIMA do M4

Defasagem	Autocorrelação	Desvio Padrão	Estatística de Ljung-Box		
			Valor	df	Sig.

Defasagem	Autocorrelação	Desvio Padrão	Estatística de Ljung-Box		
			Valor	df	Sig.
10	0,03983318	0,113766	4,413853	10	0,926752
11	-0,052620379	0,112687	4,631904	11	0,947676
12	-0,326491039	0,111598	13,19097	12	0,355315
13	0,024801888	0,110499	13,24135	13	0,429347
14	0,023033376	0,109388	13,28569	14	0,504162
15	-0,089449391	0,108266	13,96829	15	0,527936
16	-0,151814756	0,107133	15,97638	16	0,45461
17	-0,004779741	0,105987	15,97841	17	0,525366
18	-0,127454785	0,104828	17,45668	18	0,491946
19	0,006616955	0,103657	17,46076	19	0,558683
20	0,02140719	0,102472	17,5044	20	0,62002
21	-0,068367926	0,101274	17,96013	21	0,651526
22	-0,158613871	0,100061	20,4729	22	0,553485
23	0,050954808	0,098833	20,73871	23	0,597041
24	-0,262632051	0,09759	27,98114	24	0,260836
25	-0,07082462	0,096331	28,5217	25	0,284403
26	0,00078829	0,095055	28,52177	26	0,333272
27	0,013328469	0,093761	28,54197	27	0,383452

Fonte: dados da pesquisa

O Gráfico 15 exibe as previsões do M4, dentro e fora da amostra, concomitantemente com os valores reais coletados do M4 e com os respectivos intervalos de confiança inferior e superior.

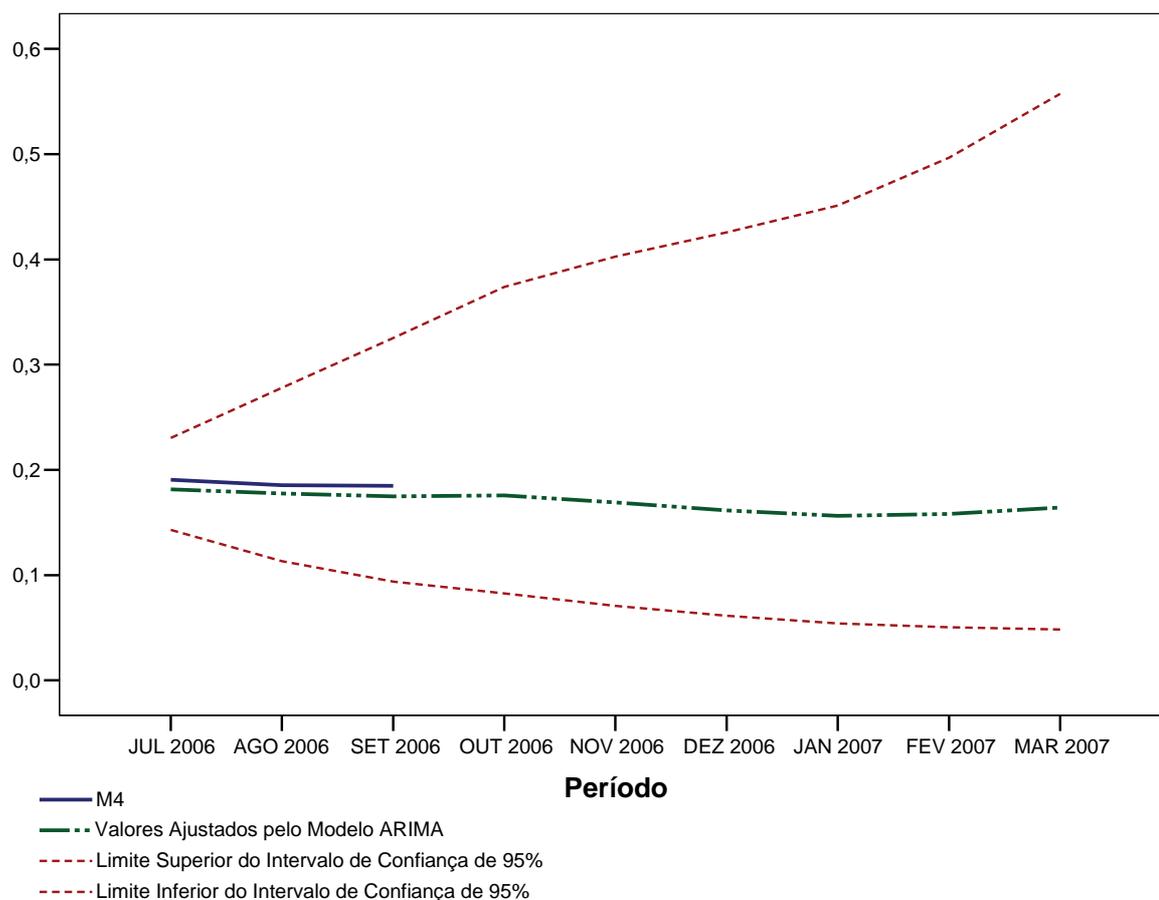


Gráfico 15 - Gráfico das previsões com o modelo ARIMA do M4 dentro e fora da amostra

Fonte: dados da pesquisa

6.3.3.4 Desemprego - DESEMP

As séries da variável DESEMP em nível e a série com apenas a diferenciação sazonal de primeira ordem não eram estacionárias e não puderam ser utilizadas. Selecionou-se a segunda ordem de diferenciação em conjunto com a diferenciação sazonal de primeira ordem, pois tal estrutura de integração minimizou o critério de informação de Akaike (AIC).

Com base nessa estrutura de integração, foi executado um *script* combinando-se a quantidade de parâmetros auto-regressivos e de média móvel. Os modelos com os parâmetros significativos encontrados foram ordenados pelo valor absoluto do critério AIC na Tabela 23.

Tabela 23 - Modelos ARIMA para o DESEMP com parâmetros significativos

DESEMP	Critério de Informação de Akaike (AIC)	Critério Bayesiano de Schwarz (BIC)	Observações
ARIMA(0,2,0)(5,1,0)	-54,782	-44,147	Autocorrelação Residual
ARIMA(0,2,0)(1,1,0)	-261,433	-259,306	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,2,0)(0,1,0)	-261,453	-259,325	Autocorrelação Residual
ARIMA(0,2,0)(2,1,0)	-261,611	-257,357	Autocorrelação Residual
ARIMA(0,2,0)(4,1,0)	-262,282	-253,773	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,2,1)(0,1,0)	-262,567	-258,313	Autocorrelação Residual
ARIMA(0,2,0)(3,1,0)	-262,717	-256,336	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,2,1)(1,1,0)	-268,06	-261,678	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,2,0)(1,1,0)	-268,141	-263,887	Autocorrelação Residual
ARIMA(0,2,1)(0,1,0)	-268,235	-266,108	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,2,0)(4,1,0)	-270,909	-260,273	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,2,0)(3,1,0)	-271,828	-263,32	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,2,0)(0,1,1)	-274,078	-269,824	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,2,1)(3,1,0)	-274,581	-263,945	Autocorrelação Residual
ARIMA(0,2,1)(1,1,0)	-277,241	-272,987	Autocorrelação Residual
ARIMA(4,2,1)(0,1,0)	-277,594	-266,958	Coeficiente explosivos
ARIMA(0,2,1)(4,1,0)	-278,114	-267,478	Autocorrelação Residual
ARIMA(0,2,1)(3,1,0)	-278,509	-270	Autocorrelação Residual
ARIMA(0,2,1)(0,1,1)	-282,37	-278,116	Autocorrelação Residual
ARIMA(4,2,0)(1,1,0)	-284,867	-274,232	Modelo Escolhido
ARIMA(6,2,0)(1,1,0)	-286,823	-271,933	
ARIMA(6,2,0)(4,1,0)	-288,336	-267,065	
ARIMA(6,2,0)(3,1,0)	-289,127	-269,983	
ARIMA(6,2,2)(1,1,0)	-292,32	-273,175	
ARIMA(0,2,1)(5,1,0)	467,821	480,584	
ARIMA(1,2,0)(5,1,0)	813,772	826,535	

Fonte: dados da pesquisa

Conforme Tabela 23, os modelos ARIMA(0,2,0)(5,1,0), ARIMA(0,2,0)(1,1,0), ARIMA(1,2,0)(0,1,0), ARIMA(0,2,0)(2,1,0), ARIMA(0,2,0)(4,1,0), ARIMA(1,2,1)(0,1,0), ARIMA(0,2,0)(3,1,0), ARIMA(1,2,1)(1,1,0), ARIMA(1,2,0)(1,1,0), ARIMA(0,2,1)(0,1,0), ARIMA(1,2,0)(4,1,0), ARIMA(1,2,0)(3,1,0), ARIMA(1,2,0)(0,1,1), ARIMA(1,2,1)(3,1,0), ARIMA(0,2,1)(1,1,0), ARIMA(0,2,1)(4,1,0), ARIMA(0,2,1)(3,1,0) e ARIMA(0,2,1)(0,1,1) foram descartados pela presença de autocorrelação em seus respectivos resíduos. Já o modelo ARIMA(4,2,1)(0,1,0) foi descartado por conter um parâmetro explosivo, ou seja, coeficiente com valor acima de +1 ou abaixo de -1.

Portanto, selecionou-se o modelo ARIMA(4,2,0)(1,1,0) para o DESEMP, cujos parâmetros estão expostos na Tabela 24.

Tabela 24 - Modelo ARIMA(4,2,0)(1,1,0)₁₂ para o DESEMP

Parâmetros Estimados do modelo ARIMA(4,2,0)(1,1,0) para o DESEMP					
		Estimativas dos Parâmetros	Desvio Padrão	t	Sig Aprox
Defasagens Não-Sazonais	AR1	-0,50397609	0,120615	-4,1784	0,000102
	AR2	-0,20066294	0,114407	-1,75395	0,084815
	AR3	-0,60007296	0,116767	-5,13907	0,000004
	AR4	-0,33916802	0,129286	-2,6234	0,011150
Defasagens Sazonais	Seasonal AR1	-0,41602406	0,127672	-3,25854	0,001890

Fonte: dados da pesquisa

Para avaliação dos pressupostos da modelagem ARIMA, calculou-se estatísticas para a normalidade e autocorrelação dos resíduos.

O resultado para os testes de normalidade dos resíduos encontra-se na Tabela 25. O teste utilizado é a estatística de Kolmogorov-Smirnov que rejeita a hipótese nula da não-normalidade, pois tal estatística não apresenta significância a 5%, concluindo-se pela normalidade dos resíduos com um nível de confiança de 95%.

Tabela 25 - Testes de Normalidade dos Resíduos do ARIMA(0,1,2)(1,1,0) para DESEMP

Testes de Normalidade para os Resíduos do Modelo ARIMA(4,2,0)(1,1,0) para DESEMP						
	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estatística	df	Sig.	Estatística	df	Sig.
Resíduos para o DESEMP pelo ARIMA(4,2,0)(1,1,0)	0,100	76	0,057	,964	76	0,029

Fonte: dados da pesquisa

O Gráfico 16 da função de autocorrelação apresenta um pico na 15^a. defasagem além do intervalo de confiança, mas como se espera que, para uma série ser considerada sem autocorrelação, ao menos 95% dos coeficientes de autocorrelação estejam dentro do intervalo de confiança, não se pode concluir que os resíduos sejam autocorrelacionados.

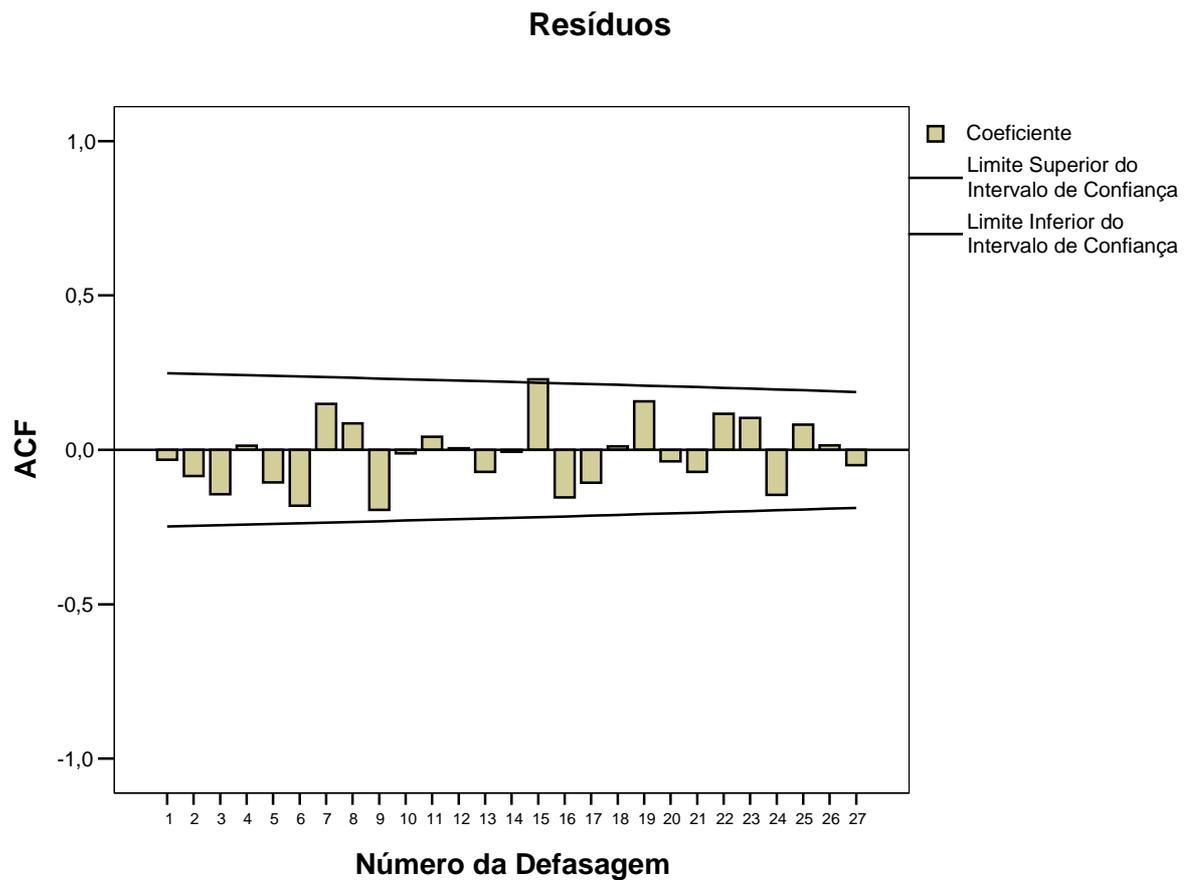


Gráfico 16 - Função de Autocorrelação dos Resíduos do modelo ARIMA do DESEMP
 Fonte: dados da pesquisa

A função de autocorrelação Parcial do Gráfico 17 apresenta um pico do coeficiente de autocorrelação parcial além do intervalo de confiança: na 9ª. defasagem.

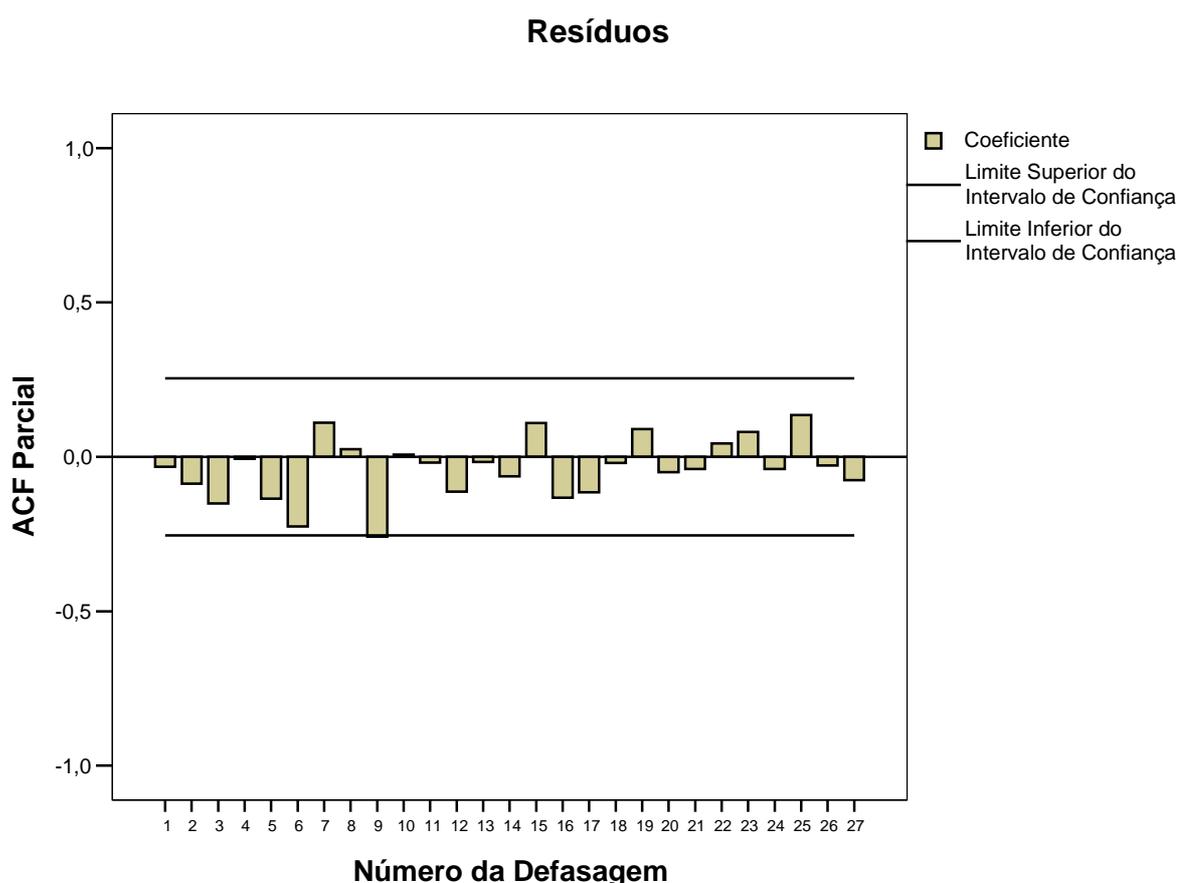


Gráfico 17 - Função de Autocorrelação Parcial dos Resíduos do modelo ARIMA do DESEMP

Fonte: dados da pesquisa

A estatística de Ljung-Box é plena na determinação da ausência de autocorrelação dos resíduos, pois nenhum dos valores da Estatística de Ljung-Box na vizinhança da décima nona defasagem é significativo, confirmando a ausência de autocorrelação residual para o modelo ARIMA(4,2,0)(1,1,0). A partir da estatística de Ljung-Box (Tabela 26), conclui-se, com um nível de significância de 5%, pela ausência de autocorrelação dos resíduos.

Tabela 26 - Estatística de Ljung-Box para os resíduos do modelo ARIMA do DESEMP

Defasagem	Autocorrelação	Desvio Padrão	Estatística de Ljung-Box		
			Valor	df	Sig.
1	-0,032076615	0,123988	0,06693	1	0,795861
2	-0,085229264	0,122967	0,547324	2	0,760589
3	-0,144009038	0,121938	1,942083	3	0,584514
4	0,013650534	0,120901	1,954831	4	0,744067
5	-0,105679533	0,119854	2,732292	5	0,741175
6	-0,181255457	0,118798	5,0602	6	0,536116
7	0,148812298	0,117732	6,657868	7	0,46535
8	0,086378732	0,116657	7,206135	8	0,514565
9	-0,194068668	0,115572	10,02586	9	0,348396
10	-0,011686247	0,114476	10,03628	10	0,437316

Defasagem	Autocorrelação	Desvio Padrão	Estatística de Ljung-Box		
			Valor	df	Sig.
11	0,043073063	0,11337	10,18063	11	0,514216
12	0,005584178	0,112253	10,1831	12	0,599901
13	-0,071030886	0,111125	10,59168	13	0,644982
14	-0,006078413	0,109985	10,59473	14	0,717539
15	0,228767412	0,108834	15,0131	15	0,450474
16	-0,153416838	0,10767	17,0434	16	0,382794
17	-0,106563636	0,106493	18,04473	17	0,386024
18	0,011038408	0,105303	18,05572	18	0,451988
19	0,157674971	0,104099	20,3499	19	0,373806
20	-0,03709917	0,102882	20,47994	20	0,42829
21	-0,070654841	0,10165	20,96308	21	0,461201
22	0,117046364	0,100402	22,3221	22	0,44081
23	0,103893799	0,099139	23,42031	23	0,436463
24	-0,14523253	0,09786	25,62281	24	0,372577
25	0,082125458	0,096564	26,34612	25	0,389317
26	0,014706203	0,09525	26,36996	26	0,44292
27	-0,049061214	0,093918	26,64285	27	0,483186

Fonte: dados da pesquisa

O Gráfico 18 apresenta as previsões do DESEMP, dentro e fora da amostra, conjuntamente com os valores reais coletados do DESEMP e com os intervalos de confiança inferior e superior do modelo.

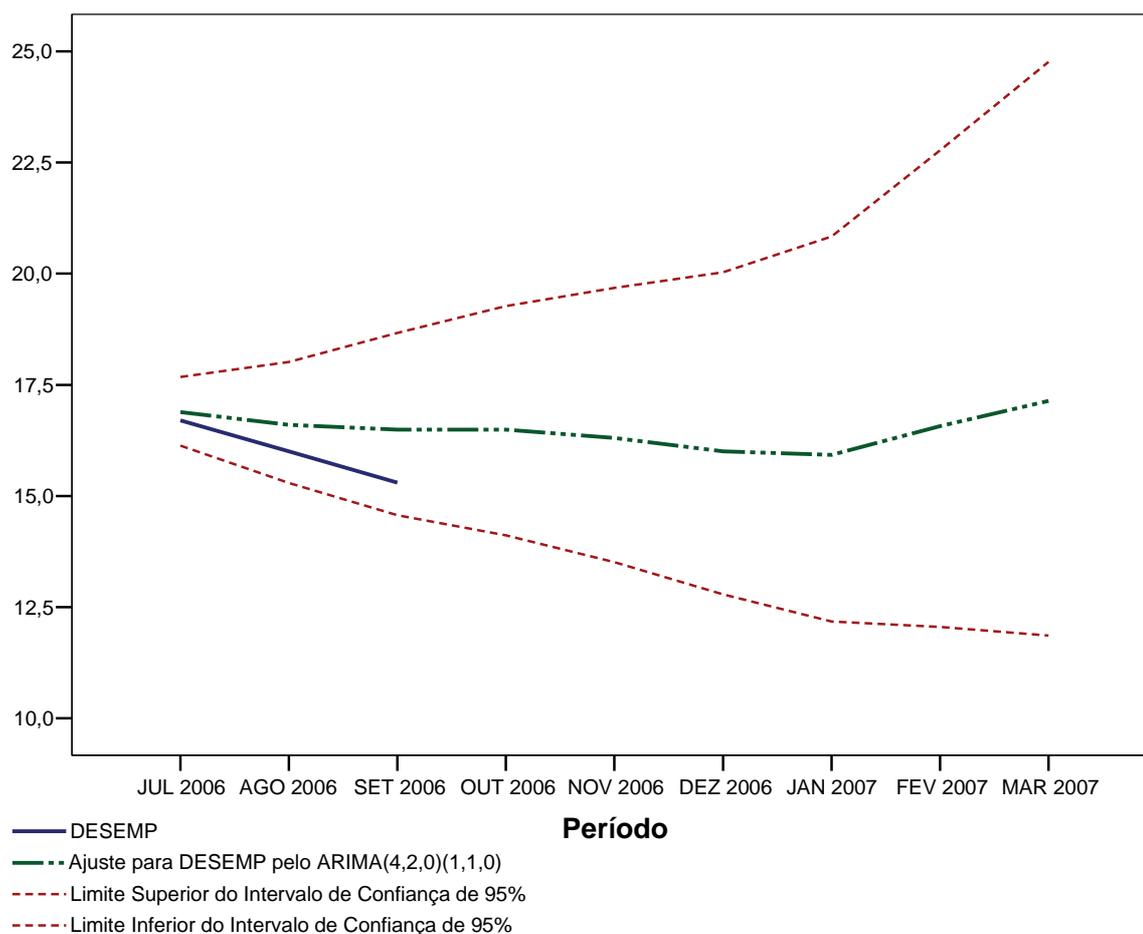


Gráfico 18 - Gráfico das previsões com o modelo ARIMA do DESEMP dentro e fora da amostra
Fonte: dados da pesquisa

6.3.3.5 Índice de Ações da Bolsa de Valores de São Paulo - IBOVESPA

Para a escolha da estrutura de diferenciação e de diferenciação sazonal para a modelagem ARIMA do IBOVESPA, inicialmente, utilizou-se as estatísticas de Ljung-Box, que mostraram que a série do IBOVESPA diferenciada de primeira ordem e a série do IBOVESPA diferencia de primeira ordem e conjuntamente diferenciada de primeira ordem sazonal não possuíam autocorrelação significativa, sendo consideradas um ruído branco e, dessa forma, sem possibilidade de utilização na estimativa do modelo. Já as séries da variável em nível e a série com apenas a diferenciação sazonal de primeira ordem foram consideradas como não estabilizadas, impedindo as suas utilizações. Adotou-se a segunda ordem de diferenciação em conjunto com a diferenciação sazonal de primeira ordem, pois o Critério de informação de Akaike (AIC) dos modelos com essa estrutura de diferenciação foram bem menores do que para os outros modelos restantes.

Definida a estrutura de integração, executou-se um *script* (ANEXO B) combinando-se o número de parâmetros auto-regressivos e de média. Os modelos com os parâmetros significativos encontrados foram agrupados na Tabela 27, onde os modelos estão ordenados pelo valor absoluto do critério AIC.

Tabela 27 - Modelos ARIMA para o IBOVESPA com parâmetros significativos

IBOVESPA	Critério de Informação de Akaike (AIC)	Critério Bayesiano de Schwarz (BIC)	Observações
ARIMA(0,2,0)(1,1,0)	-60,702	-58,575	Autocorrelação Residual
ARIMA(0,2,0)(2,1,0)	-63,414	-59,16	Autocorrelação Residual
ARIMA(0,2,0)(0,1,1)	-65,513	-63,386	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,2,0)(0,1,0)	-65,936	-63,808	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,2,0)(1,1,0)	-69,354	-65,099	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,2,0)(2,1,0)	-72,691	-66,309	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,2,0)(4,1,0)	-72,712	-62,076	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,2,0)(0,1,1)	-75,6	-71,346	Autocorrelação Residual
ARIMA(2,2,0)(0,1,0)	-80,112	-75,858	Modelo escolhido
ARIMA(2,2,0)(1,1,0)	-81,361	-74,98	
ARIMA(2,2,0)(2,1,0)	-82,714	-74,206	
ARIMA(2,2,0)(4,1,0)	-82,789	-70,026	
ARIMA(4,2,0)(0,1,0)	-83,291	-74,783	
ARIMA(3,2,0)(2,1,0)	-84,121	-73,485	
ARIMA(3,2,0)(4,1,0)	-84,282	-69,393	
ARIMA(5,2,0)(0,1,0)	-84,343	-73,708	
ARIMA(2,2,0)(0,1,1)	-85	-78,619	
ARIMA(4,2,0)(1,1,0)	-85,061	-74,425	
ARIMA(3,2,0)(0,1,1)	-85,941	-77,433	
ARIMA(4,2,0)(2,1,0)	-85,998	-73,235	
ARIMA(4,2,0)(4,1,0)	-86,503	-69,486	
ARIMA(6,2,0)(4,1,0)	-87,774	-66,503	
ARIMA(5,2,0)(4,1,0)	-87,86	-68,716	
ARIMA(0,2,2)(0,1,0)	-87,981	-83,727	
ARIMA(5,2,0)(1,1,0)	-88,053	-75,291	
ARIMA(5,2,0)(2,1,0)	-89,052	-74,162	
ARIMA(4,2,0)(0,1,1)	-89,094	-78,458	
ARIMA(6,2,0)(2,1,0)	-89,963	-72,946	
ARIMA(5,2,0)(0,1,1)	-92,718	-79,955	
ARIMA(0,2,1)(4,1,0)	-95,259	-84,623	
ARIMA(0,2,1)(1,1,0)	-95,275	-91,02	
ARIMA(0,2,1)(2,1,0)	-97,647	-91,266	

Fonte: dados da pesquisa

Como observado na Tabela 27, os modelos ARIMA(0,2,0)(1,1,0), ARIMA(0,2,0)(2,1,0), ARIMA(0,2,0)(0,1,1), ARIMA(1,2,0)(0,1,0), ARIMA(1,2,0)(1,1,0), ARIMA(1,2,0)(2,1,0), ARIMA(1,2,0)(4,1,0) e ARIMA(1,2,0)(0,1,1) foram descartados pela presença de autocorrelação em seus respectivos resíduos.

Portanto, selecionou-se o modelo ARIMA(2,2,0)(0,1,0) para o IBOVESPA, cujos parâmetros estão expostos na Tabela 28.

Tabela 28 - Modelo ARIMA(2,2,0)(0,1,0)₁₂ para o IBOVESPA

Parâmetros Estimados do modelo ARIMA(2,2,0)(0,1,0) para o IBOVESPA					
		Estimativas dos Parâmetros	Desvio Padrão	t	Sig Aprox
Defasagens Não-Sazonais	AR1	-0,626553972	0,112781	-5,55549	0,000001
	AR2	-0,492561375	0,113604	-4,33576	0,000056

Fonte: dados da pesquisa

Objetivando estabelecer a validade dos pressupostos da modelagem ARIMA, foram analisados os resíduos do modelo quanto a sua normalidade e ausência de autocorrelação.

O resultado para os testes de normalidade dos resíduos encontra-se na Tabela 29. O teste adotado é o de Kolmogorov-Smirnov que rejeita a hipótese nula de não-normalidade, pois apresenta significância maior que 5%, concluindo-se pela normalidade dos resíduos com um nível de confiança de 95%.

Tabela 29 - Testes de Normalidade dos Resíduos do ARIMA(2,2,0)(0,1,0) para IBOVESPA

Testes de Normalidade para os Resíduos do Modelo ARIMA(2,2,0)(0,1,0) para IBOVESPA						
	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estatística	df	Sig.	Estatística	df	Sig.
Resíduos para o IBOVESPA pelo ARIMA(2,2,0)(0,1,0)	0,063822401	62	0,200	0,986749	62	0,743

Fonte: dados da pesquisa

O Gráfico 19 da função de autocorrelação não apresenta picos dos coeficientes de autocorrelação além do intervalo de confiança. Concluindo-se, portanto, os resíduos não são autocorrelacionados.

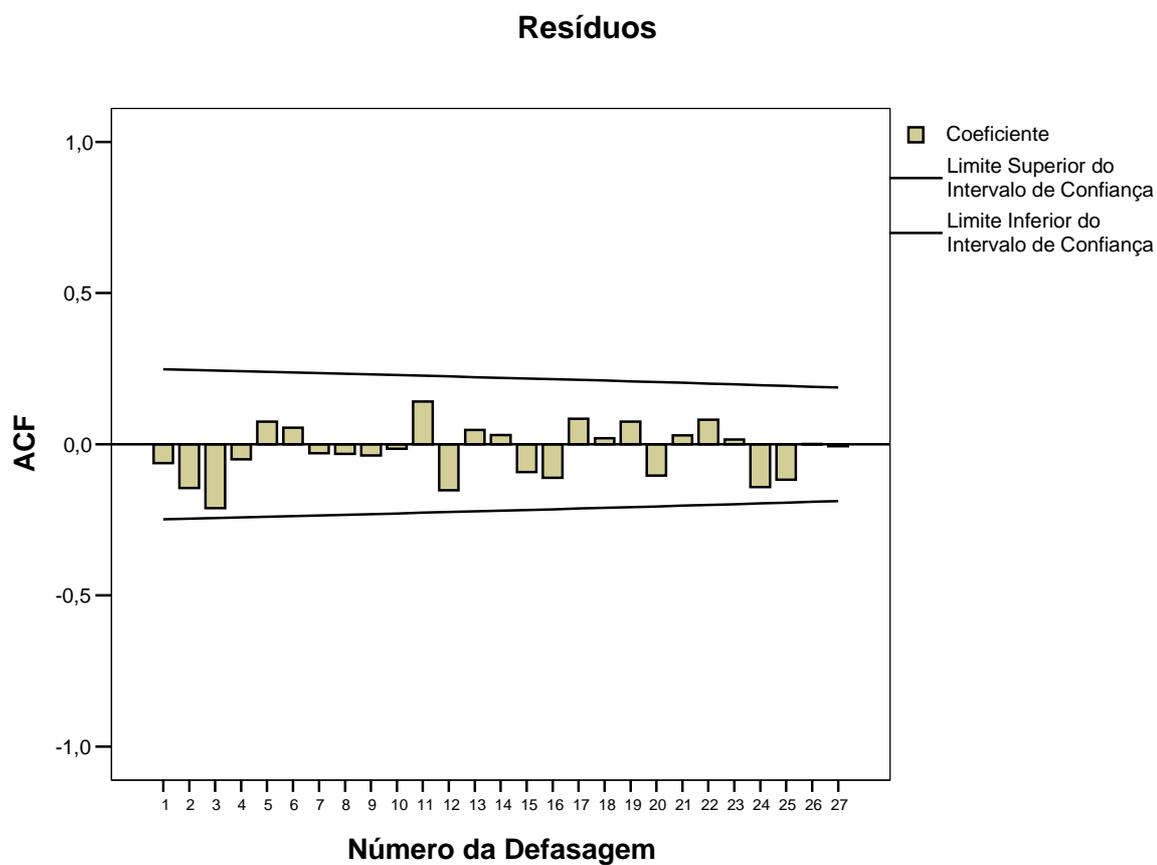


Gráfico 19 - Função de Autocorrelação dos Resíduos do modelo ARIMA do IBOVESPA
 Fonte: dados da pesquisa

O Gráfico 20 da função de autocorrelação parcial da série dos resíduos do modelo ARIMA do IBOVESPA não apresenta picos dos coeficientes de autocorrelação parcial além do intervalo de confiança.

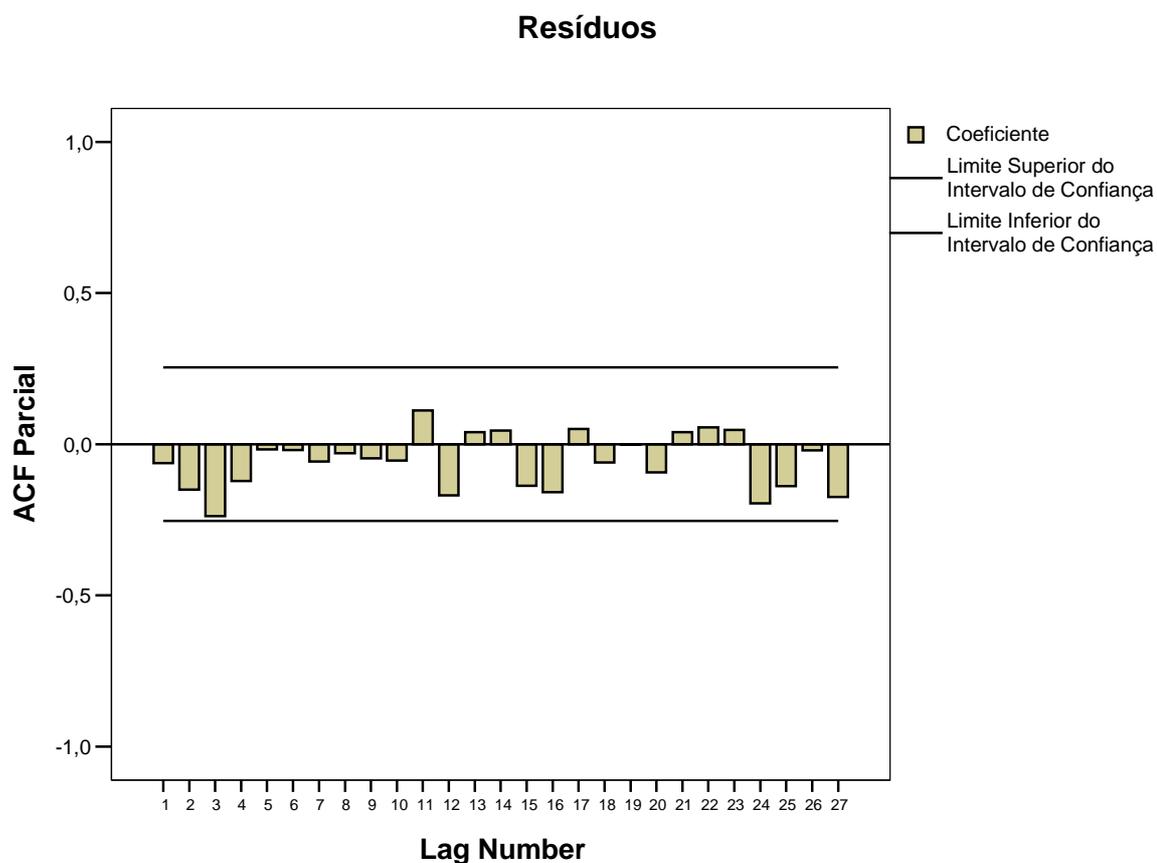


Gráfico 20 - Função de Autocorrelação Parcial dos Resíduos do modelo ARIMA do IBOVESPA
 Fonte: dados da pesquisa

A estatística de Ljung-Box (Tabela 30) é determinante na detecção da ausência de autocorrelação residual: nenhum dos valores da Estatística de Ljung-Box na vizinhança da décima nona defasagem é significativa, confirmando o comportamento de ruído branco dos resíduos do modelo $ARIMA(2,2,0)(0,1,0)$. Por meio da estatística de Ljung-Box, conclui-se, com um nível de significância de 5% ou com um nível de confiança de 95%, pela ausência de autocorrelação dos resíduos, ou seja, foi concluído que os resíduos se comportam como ruído branco.

Tabela 30 - Estatística de Ljung-Box para os resíduos do modelo ARIMA do IBOVESPA

Defasagem	Autocorrelação	Desvio Padrão	Estatística de Ljung-Box		
			Valor	df	Sig.
1	-0,062840429	0,123988	0,256874	1	0,612276
2	-0,145252106	0,122967	1,652167	2	0,437761
3	-0,211577204	0,121938	4,662797	3	0,198221
4	-0,049975856	0,120901	4,833666	4	0,304794
5	0,074695695	0,119854	5,222074	5	0,389384
6	0,054818367	0,118798	5,435003	6	0,489347

Defasagem	Autocorrelação	Desvio Padrão	Estatística de Ljung-Box		
7	-0,029785427	0,117732	5,499009	7	0,599303
8	-0,031468342	0,116657	5,571774	8	0,695076
9	-0,037649221	0,115572	5,677897	9	0,771673
10	-0,01529654	0,114476	5,695752	10	0,840144
11	0,141718644	0,11337	7,258379	11	0,77779
12	-0,152000833	0,112253	9,091933	12	0,695059
13	0,046977575	0,111125	9,270646	13	0,752209
14	0,030556815	0,109985	9,347833	14	0,808144
15	-0,092311047	0,108834	10,06725	15	0,815488
16	-0,110895016	0,10767	11,12806	16	0,801513
17	0,084268642	0,106493	11,75423	17	0,814786
18	0,019772711	0,105303	11,78949	18	0,857913
19	0,074459719	0,104099	12,30111	19	0,872354
20	-0,10363283	0,102882	13,31576	20	0,863429
21	0,029722044	0,10165	13,40125	21	0,893921
22	0,081434164	0,100402	14,0591	22	0,899368
23	0,015775316	0,099139	14,08442	23	0,924428
24	-0,141914126	0,09786	16,18742	24	0,881192
25	-0,117528926	0,096564	17,66878	25	0,856124
26	0,001332326	0,09525	17,66897	26	0,887483
27	-0,006711082	0,093918	17,67408	27	0,913166

Fonte: dados da pesquisa

O Gráfico 21 apresenta a plotagem das previsões do IBOVESPA, dentro e fora da amostra, concomitantemente com os valores reais coletados do IBOVESPA e com os intervalos de confiança inferior e superior para o modelo.

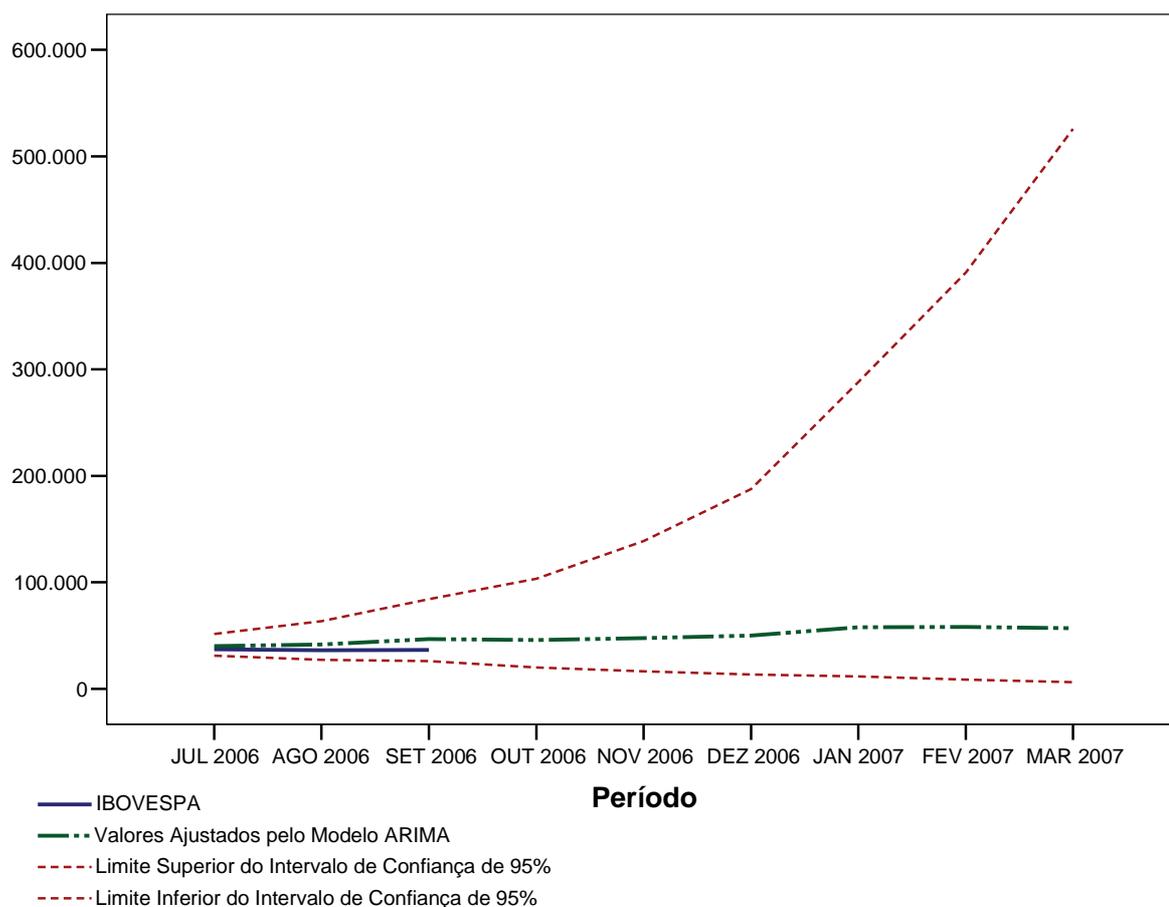


Gráfico 21 - Gráfico das previsões com o modelo ARIMA do IBOVESPA dentro e fora da amostra
Fonte: dados da pesquisa

6.3.3.6 TMPRE

Não foi possível utilizar as séries da variável TMPRE em nível e a série com apenas a diferenciação sazonal de primeira ordem, pois tais séries não eram estacionárias. Selecionou-se a primeira ordem de diferenciação em conjunto com a diferenciação sazonal de primeira ordem, pois tal estrutura de integração minimizou o critério de informação de Akaike (AIC).

Com base nessa estrutura de integração, foi executado um *script* (ANEXO II) combinando-se a quantidade de parâmetros auto-regressivos e de média móvel. Os modelos com os parâmetros significativos encontrados foram ordenados pelo valor absoluto do critério AIC na Tabela 31.

Tabela 31 - Modelos ARIMA para a TMPRE com parâmetros significativos

TMPRE	Critério de Informação de Akaike (AIC)	Critério Bayesiano de Schwarz (BIC)	Observações
ARIMA(0,1,0)(5,1,0)	-63,583	-52,867	Autocorrelação Residual
ARIMA(0,1,1)(5,1,0)	-75,121	-62,262	Autocorrelação Residual
ARIMA(1,1,0)(5,1,0)	-93,021	-80,162	Previsões Fora do Intervalo de Confiança
ARIMA(1,1,1)(5,1,0)	-145,668	-130,666	Previsões Fora do Intervalo de Confiança
ARIMA(0,1,2)(5,1,0)	-159,381	-144,379	Modelo escolhido
ARIMA(2,1,0)(5,1,0)	-176,539	-161,537	
ARIMA(0,1,1)(0,1,0)	-232,725	-230,582	

Tabela 32 - Modelo ARIMA(0,1,2)(5,1,0)₁₂ para a TMPRE

Parâmetros Estimados do modelo ARIMA(0,1,2)(5,1,0) para a TMPRE					
		Estimativas dos Parâmetros	Desvio Padrão	t	Sig Aprox
Defasagens Não-Sazonais	MA1	-0,174504457	0,0624	-2,79654	0,007066
	MA2	-0,260297736	0,065598	-3,96808	0,000208
Defasagens Sazonais	AR1 Sazonal	-0,781683999	0,115966	-6,74062	0,000000
	AR2 Sazonal	-0,869790775	0,177161	-4,90959	0,000008
	AR3 Sazonal	-0,838981018	0,175548	-4,77922	0,000013
	AR4 Sazonal	-0,692587968	0,110964	-6,24155	0,000000
	AR5 Sazonal	-0,861342979	0,080384	-10,7153	0,000000

Fonte: dados da pesquisa

O resultado dos testes de normalidade dos resíduos na Tabela 33 rejeitam a hipótese nula de não-normalidade, pois a estatística de Kolmogorov-Smirnov não apresentou significância a 5%.

Tabela 33 - Testes de Normalidade dos Resíduos do ARIMA(0,1,2)(5,1,0) para TMPRE

Testes de Normalidade para os Resíduos do Modelo ARIMA(0,1,2)(5,1,0) para TMPRE			
	Kolmogorov-Smirnov		
	Estatística	df	Sig.
Resíduos para a TMPRE pelo ARIMA(0,1,2)(5,1,0)	0,095335284	63	0,200

Fonte: dados da pesquisa

O Gráfico 22 da função de autocorrelação não apresenta picos dos coeficientes de autocorrelação além do intervalo de confiança. Concluindo-se, portanto, os resíduos não são autocorrelacionados.

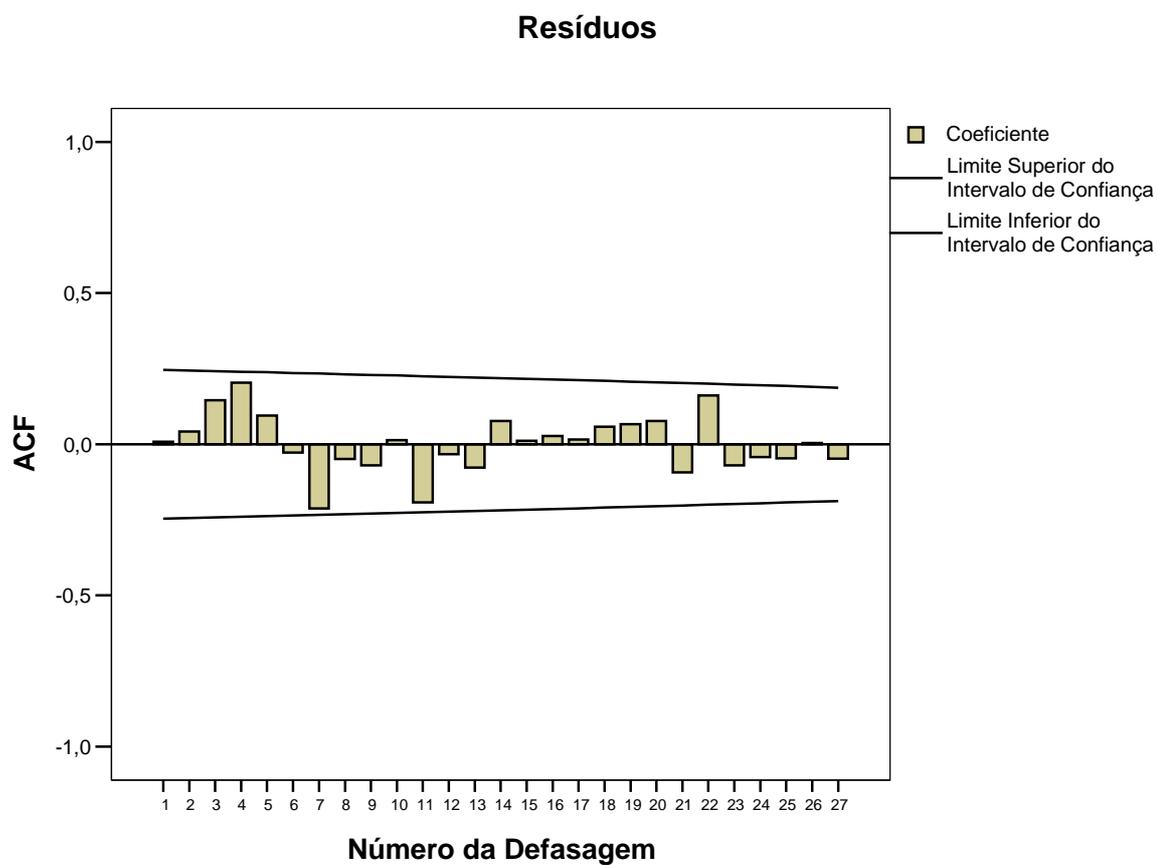


Gráfico 22 - Função de Autocorrelação dos Resíduos do modelo ARIMA da TMPRE
Fonte: dados da pesquisa

A função de autocorrelação Parcial no Gráfico 23 apresenta um pico do coeficiente de autocorrelação parcial além do intervalo de confiança: na 7^a. defasagem.

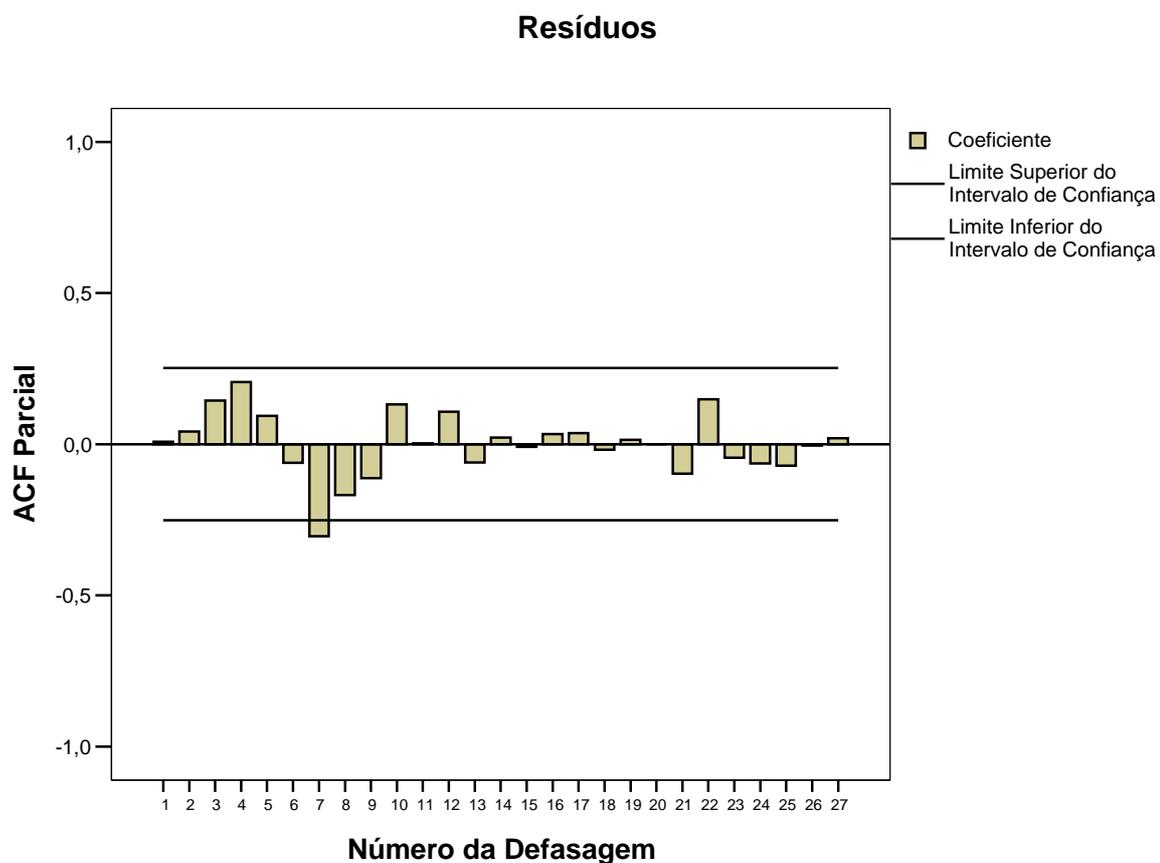


Gráfico 23 - Função de Autocorrelação Parcial dos Resíduos do Modelo ARIMA da TMPRE
 Fonte: dados da pesquisa

Nenhum dos valores da Estatística de Ljung-Box na vizinhança da décima nona defasagem é significativa, confirmando a ausência de autocorrelação residual para o modelo ARIMA(0,1,2)(5,1,0). Por meio da estatística de Ljung-Box (Tabela 34), conclui-se, com um nível de significância de 5%, pela ausência de autocorrelação dos resíduos.

Tabela 34 - Estatística de Ljung-Box para os resíduos do modelo ARIMA do IBOVSPA

Defasagem	Autocorrelação	Desvio Padrão	Estatística de Ljung-Box		
			Valor	df	Sig.
1	0,008263477	0,123046	0,00451	1	0,946456
2	0,041796352	0,12205	0,121784	2	0,940925
3	0,14507013	0,121046	1,558128	3	0,668921
4	0,204001938	0,120033	4,446616	4	0,348924
5	0,094641571	0,119011	5,079013	5	0,406314
6	-0,027455283	0,117981	5,133167	6	0,526851
7	-0,213030697	0,116941	8,451731	7	0,294449
8	-0,049023404	0,115892	8,630668	8	0,374403
9	-0,069685312	0,114834	8,998917	9	0,437374
10	0,013937537	0,113766	9,013926	10	0,530782
11	-0,192165821	0,112687	11,92198	11	0,369536

Defasagem	Autocorrelação	Desvio Padrão	Estatística de Ljung-Box		
			Valor	df	Sig.
12	-0,033149468	0,111598	12,01022	12	0,444859
13	-0,076855492	0,110499	12,49398	13	0,487612
14	0,076469566	0,109388	12,98267	14	0,527888
15	0,011472486	0,108266	12,9939	15	0,602769
16	0,027164331				

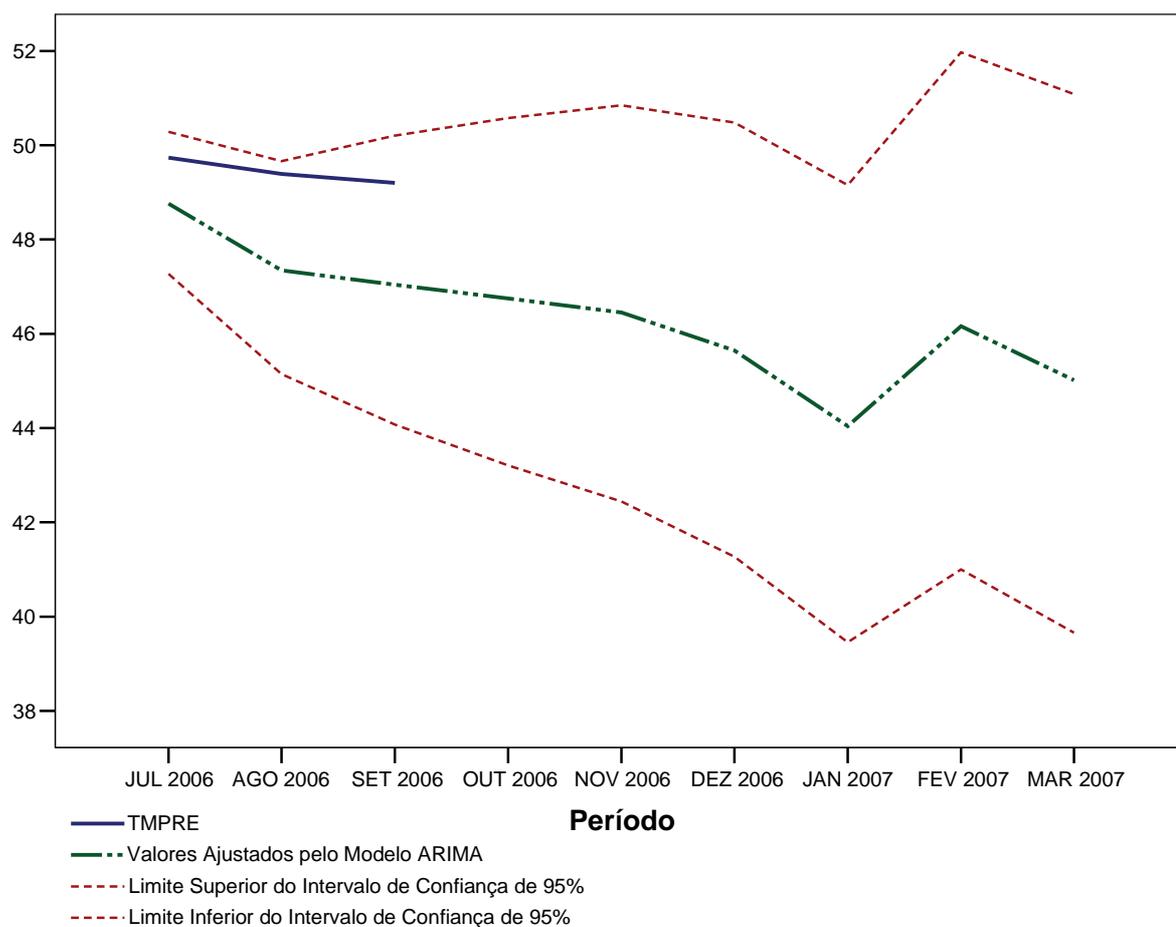


Gráfico 24 - Gráfico das previsões com o modelo ARIMA da TMPRE dentro e fora da amostra
Fonte: dados da pesquisa

6.4 PREVISÕES COM O MODELO ESTIMADO

Para os cálculos das previsões dentro e fora da amostra, utilizou-se a planilha eletrônica Ms-Excel, onde foi montada a equação do modelo.

Estimou-se um modelo ARIMA para a série da TI_t para a realização de comparações com o modelo do estudo. O modelo estimado para TI_t foi o $ARIMA(1,2,0)(2,1,0)_{12}$.

O Gráfico 25 contém a plotagem dos dados estimados para a probabilidade de inadimplência para comparação com os dados reais da taxa de inadimplência.

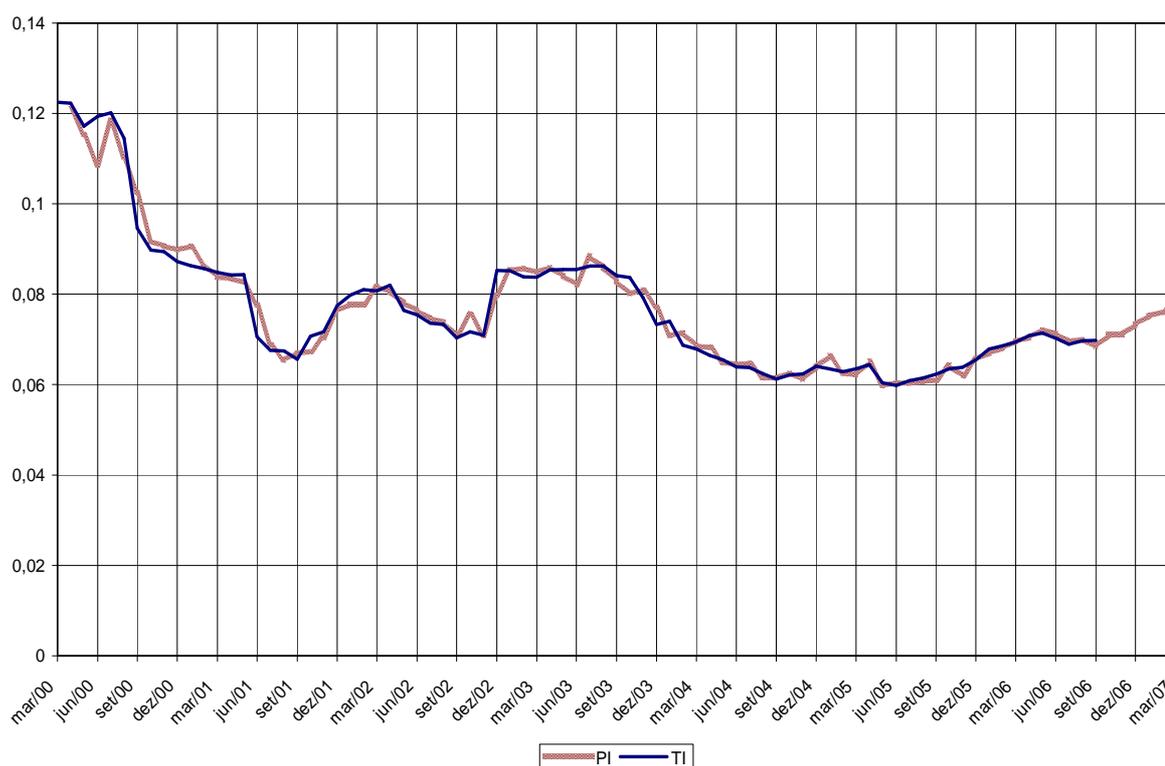


Gráfico 25 - Valor estimado da PI e Valores Reais da Taxa de Inadimplência
 Fonte: dados da pesquisa

6.4.1 Previsões Dentro da Amostra

O modelo estimado no presente estudo alcançou um melhor ajuste aos dados reais quando comparado ao modelo $ARIMA(1,2,0)(2,1,0)_{12}$ para a série da TI_t . Pela Tabela 35 pode-se observar que o modelo do estudo possui um erro percentual absoluto médio menor do que o modelo ARIMA estimado. O modelo em estudo obteve um Erro Percentual Médio (EPM) de 0,235% contra -1,825% do modelo $ARIMA(1,2,0)(2,1,0)_{12}$. O Erro Percentual Absoluto Médio (EPAM) do modelo estimado nesse trabalho foi de 1,096% e para o modelo $ARIMA(1,2,0)(2,1,0)_{12}$, esse valor foi de 1,825%, comprovando o melhor ajuste do modelo do presente estudo quando comparado a um modelo de previsão já consagrado.

Tabela 35 - Erro Percentual Médio e Erro Percentual Absoluto Médio

Período	Observação	Modelo	$ARIMA(1,2,0)(2,1,0)_{12}$
---------	------------	--------	----------------------------

6.4.2 Previsões Fora da Amostra - Prospectivas

Para as previsões fora da amostra, calculou-se o Erro Percentual Médio e o Erro Percentual Médio Absoluto do modelo estimado no presente estudo em relação ao modelo ARIMA(1,2,0)(2,1,0)₁₂ para a série da TI_t . Como se pode observar na Tabela 36 um EPM de -8,821% e um EPAM de 8,821% demonstram um ajuste regular do modelo em estudo em relação ao modelo ARIMA estimado, sinalizado que as estimativas dos modelos caminham em divergência. Mas como observado nas previsões dentro da amostra o modelo do estudo tem um melhor ajuste aos dados reais do que o modelo ARIMA(1,2,0)(2,1,0)₁₂ para a série da TI_t .

Tabela 36 - Erros percentuais para previsões além da amostra

Período	Modelo	ARIMA(1,2,0)(2,1,0) ₁₂
out/06	0,0710	0,0705
nov/06	0,0711	0,0693
dez/06	0,0733	0,0682
jan/07	0,0752	0,0688
fev/07	0,0761	0,0666
mar/07	0,0793	0,0669
EPM	-8,821	
EPAM	8,821	

Fonte: dados da pesquisa

6.5 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

A elasticidade mede o efeito de uma mudança de 1% na variável explanatória sobre a variável dependente. A elasticidade de Y em relação a X, por exemplo, é a mudança percentual de Y dividida pela mudança percentual de X. Geralmente, as elasticidades não são constantes, mudando de valor quando medidas em diferentes pontos ao longo da linha de regressão (PINDYCK; RUBINFELD, 2004, p. 111).

A análise de sensibilidade serve para verificar essa variação da variável dependente devido às variações nas variáveis explicativas. A variação é imposta a uma das variáveis explicativas *coeteris paribus* e verificada a sensibilidade da variável dependente devido à essa variação. O objetivo final da análise de sensibilidade é fornecer aos analistas a capacidade de avaliar a vulnerabilidade a eventos adversos no sistema financeiro como um todo.

No presente estudo, a análise de sensibilidade permite mensurar o risco de crédito em condições anormais do mercado, fornecendo uma análise de perdas inesperadas.

A análise de sensibilidade foi realizada com a planilha eletrônica Ms-Excel, onde foram empregadas as variações dos fatores e observada a reação da probabilidade de inadimplência. As equações abaixo foram colocadas na planilha eletrônica para a realização da análise de sensibilidade.

$$\begin{aligned} \Delta Y_t = & -0,02115 + 0,355561 \cdot \Delta \ln(TMPRE_{t-5}) - 0,154259 \cdot \Delta \ln(BOVESPA_{t-3}) \\ & + 0,628427 \cdot \Delta \ln(DESEMP_{t-10}) - 0,02359 \cdot \Delta IPCA_{t-11} - 0,928067 \cdot \Delta M4_{t-12} - 0,127482 \cdot PIB_{t-9} \quad (54) \\ & + 0,033898 \cdot Sz3 + 0,032491 \cdot Sz4 + 0,053656 \cdot Sz10 + 0,02854 \cdot Sz12 + 0,000519 \cdot T \end{aligned}$$

$$PI_t = \frac{1}{1 + e^{-(Y_{t-1} + \Delta Y_{j,t})}} \quad (55)$$

6.5.1 Sensibilidade da Probabilidade de Inadimplência à Mesma Variação Percentual dos Fatores Macroeconômicos

Nessa parte da análise de sensibilidade foi aplicada a mesma variação de aumento de 10% em cada uma das variáveis explicativas individualmente, *coeteris paribus*, e verificou-se a sensibilidade a essa variação na probabilidade de inadimplência. O objetivo desta parte da análise de sensibilidade é simplesmente avaliar a magnitude da variação e sua respectiva direção de variação.

As variáveis com coeficientes negativos forçam uma variação negativa diminuindo a probabilidade de inadimplência. De modo contrário, as variações com coeficiente positivos induzem a uma variação positiva da probabilidade de inadimplência.

A Tabela 37 mostra a variação da probabilidade de inadimplência quando submetida a variação de 10% de cada uma das variáveis explicativas, *coeteris paribus*, dentro do intervalo da amostra – meses de julho, agosto e setembro de 2006 – e fora da amostra – meses de outubro, novembro e dezembro de 2006 e janeiro, fevereiro e março de 2007.

Tabela 37 - Variações da Probabilidade de Inadimplência diante de uma variação de 10% das variáveis explicativas do modelo

Sensibilidades da <i>PI</i> às Variações de 10% das Variáveis Explicativas						
Variação	%(TMPRE _{t-5})	%(IBOVESPA _{t-3})	%(DESEMP _{t-10})	%(IPCA _{t-11})	%(M4 _{t-12})	%(PIB _{t-9})
Período						
Jul-06	3,199334	-1,359285	5,718354	-0,037305	-1,386352	-0,061775
Aug-06	3,198243	-1,358842	5,716356	-0,076764	-1,440102	-0,060188
Sep-06	3,203757	-1,361081	5,726453	-0,164703	-1,450466	-0,058404
Oct-06	3,194215	-1,357207	5,708982	-0,120458	-1,488056	-0,067479

Nov-06	3,193947	-1,357098	5,708492	-0,078854	-1,509084	-0,070282
Dec-06	3,186150	-1,353930	5,694216	-0,128898	-1,561242	-0,063434
Jan-07	3,179474	-1,351218	5,681997	-0,089408	-1,620783	-0,059955
Feb-07	3,176361	-1,349953	5,676298	-0,093678	-1,634598	-0,074367
Mar-07	3,164975	-1,345326	5,655459	-0,045601	-1,604802	-0,090809
	%(TMPRE _{t-5})	%(BOVESPA _{t-3})	%(DESEMP _{t-10})	%(IPCA _{t-11})	%(M4 _{t-12})	%(PIB _{t-9})
Média	3,188495	-1,354882	5,698512	-0,092852	-1,521721	-0,067410

Fonte: dados da pesquisa

Como se pode observar na Tabela 37 e no Gráfico 26, as variações da probabilidade de inadimplência devido ao TMPRE, IBOVESPA e DESEMP podem ser consideradas constantes ao longo do tempo, pois utilizou-se a transformação logarítmica destas séries, comprovando a propriedade de elasticidade constante da função logaritmo. Cabe salientar que as variações foram executadas sobre a variável original em nível, ou seja, antes das transformações em logaritmos e antes das diferenciações.

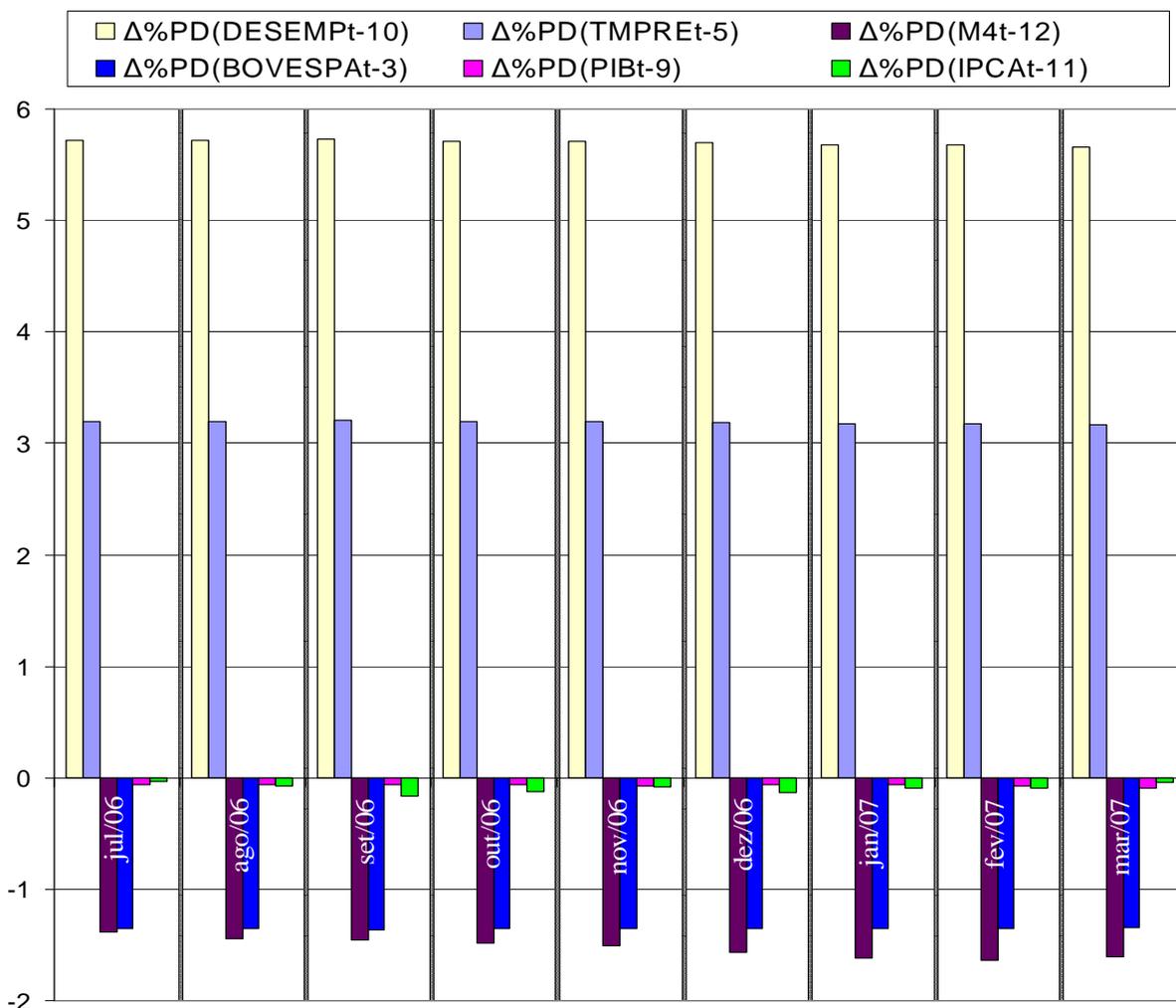


Gráfico 26 - Sensibilidade da PI às variações de 10%

Fonte: dados da pesquisa

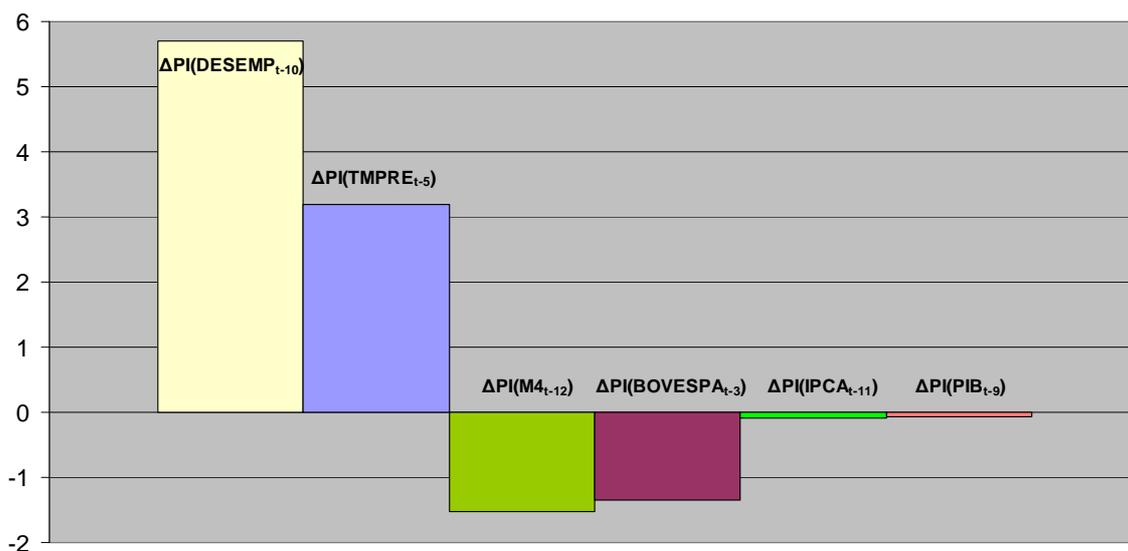


Gráfico 27 - Sensibilidade Média da PI às variações de 10%

Fonte: dados da pesquisa

No Gráfico 27, observa-se que a sensibilidade média da probabilidade de inadimplência devido a variações de 10% das variáveis explicativas se deu na seguinte ordem, da maior para a menor:

$DESEMP_{t-10}$

$TMPRE_{t-5}$

$M4_{t-12}$

$IBOVESPA_{t-3}$

$IPCA_{t-11}$

PIB_{t-9}

6.5.2 Sensibilidade da Probabilidade de Inadimplência nos Intervalos de Confiança Estimados dos Fatores Macroeconômicos

Nessa parte da análise de sensibilidade foi utilizado individualmente, *coeteris paribus*, cada um dos valores dos limites dos intervalos de confiança de 99% obtidos na modelagem ARIMA de cada um dos fatores macroeconômicos mais desfavoráveis à probabilidade de inadimplência. O intuito foi verificar o comportamento da probabilidade de inadimplência em condições extremas. A utilização de tais valores visa à construção de cenários plausíveis que merecem a consideração apropriada pelos bancos centrais. Tais intervalos de confiança de

99% representam situações extremas, mas razoáveis, pois contém com 99% de certeza os valores previstos para suas respectivas variáveis.

Para variáveis com coeficientes negativos, quando diminuem, aumentam o risco de crédito, foram utilizados seus respectivos limites inferiores do intervalo de confiança a 99% de suas previsões. Já para o caso das variáveis com coeficientes positivos no modelo, quando aumentam, aumentam o risco de crédito, utilizou-se os limites superiores do intervalo de confiança de 99% de suas previsões. A Tabela 38 contém os valores das previsões das variáveis explicativas do modelo e os valores dos limites desfavoráveis dos intervalos de confiança de 99% utilizados nesta etapa da análise de sensibilidade.

Tabela 38 – Previsões das Variáveis Explicativas e Respective Limites Desfavoráveis dos Intervalos de Confiança

TMPRE _{t-5}		IBOVESPA _{t-3}		DESEMP _{t-10}		IPCA _{t-11}		M4 _{t-12}		PIB _{t-9}	
Prev	Lim Sup	Prev	Lim Inf	Prev	Lim Sup	Prev	Lim Inf	Prev	Lim Inf	Prev	Lim Inf
54,01	59,092	40363,0	28136,7	16,9	17,753	0,17	-1,264	0,1616	0,1241	0,0521	-0,0071
53,60	57,941	36530,0	29019,4	16,9	17,289	0,35	-1,078	0,1680	0,1288	0,0508	0,0071
52,85	55,144	36630,0	25938,0	16,4	17,902	0,75	-0,803	0,1689	0,1182	0,0492	0,0220
51,43	53,606	40120,2	28842,6	15,8	16,816	0,55	0,219	0,1738	0,1232	0,0570	0,0044
50,79	54,095	41692,8	23798,9	15,7	15,903	0,36	-0,962	0,1763	0,1349	0,0594	0,0257
50,18	50,806	46865,2	21464,2	16,3	17,009	0,59	-0,902	0,1829	0,1304	0,0537	0,0207
48,51	50,449	45718,5	15416,1	16,9	17,671	0,41	-0,972	0,1903	0,1308	0,0509	0,0164
49,51	51,299	47835,2	11599,9	16,9	17,825	0,43	-1,017	0,1921	0,1489	0,0632	0,0151
48,57	51,912	50039,3	8638,8	17,0	17,234	0,21	-0,864	0,1892	0,1424	0,0774	0,0385

Fonte: dados da pesquisa

A Tabela 39 mostra a sensibilidade da probabilidade de inadimplência aos limites desfavoráveis do intervalo de confiança das variáveis macroeconômicas.

Tabela 39 - Sensibilidade da PI aos Valores dos Limites Desfavoráveis dos Intervalos de Confiança das Variáveis Explicativas

Sinal Variação	+	-	+	-	-	-
Variação	LS(TMPRE _{t-5})	LI(BOVESPA _{t-3})	LS(DESEMP _{t-10})	LI(IPCA _{t-11})	LI(M4 _{t-12})	LI(PIB _{t-9})
Jul-06	3,01630616	5,304531554	2,917366674	3,19362844	3,28471154	0,70430170
Aug-06	2,60631099	3,353188732	1,339492828	3,17964271	3,43243686	0,51958448
Sep-06	1,41674134	5,075877377	5,254574275	3,46832919	4,47502637	0,32350785
Oct-06	1,37768730	4,833756128	3,701605717	0,72782103	4,45123457	0,62444847
Nov-06	2,10193519	8,338082525	0,752488345	2,93578155	3,62895125	0,39945322
Dec-06	0,41265525	11,75252344	2,507006727	3,31157610	4,60592774	0,39045042
Jan-07	1,29620915	16,65572441	2,622695305	3,05809001	5,22474708	0,40665153
Feb-07	1,17068268	22,15685988	3,137899864	3,20055214	3,76759562	0,56778098
Mar-07	2,19924233	27,96484542	0,795311821	2,35853727	4,07119145	0,45812546
	LS(TMPRE _{t-5})	LI(BOVESPA _{t-3})	LS(DESEMP _{t-10})	LI(IPCA _{t-11})	LI(M4 _{t-12})	LI(PIB _{t-9})
Média	1,733085597	11,71504327	2,558715723	2,825995384	4,104646942	0,488256012

Fonte: dados da pesquisa

Foram utilizados os limites superiores das variáveis TMPRE e DESEMP, pois aumentos destas variáveis acarretam em aumentos da probabilidade de inadimplência. Utilizou-se os limites inferiores das variáveis IBOVESPA, IPCA, M4 e PIB, pois diminuições em tais variáveis contribuem para o crescimento da probabilidade de inadimplência.

O Gráfico 28 mostra a sensibilidade da probabilidade de inadimplência com os valores dos limites desfavoráveis do intervalo de confiança estimados para cada uma das variáveis explicativas. O gráfico mostra que a probabilidade de inadimplência é mais sensível a quedas do IBOVESPA. Isto se deve a maior variabilidade dessa variável, ou seja, mesmo tendo um coeficiente menor do que DESEMP, o IBOVESPA afeta mais o risco por que sua variação é bem maior.

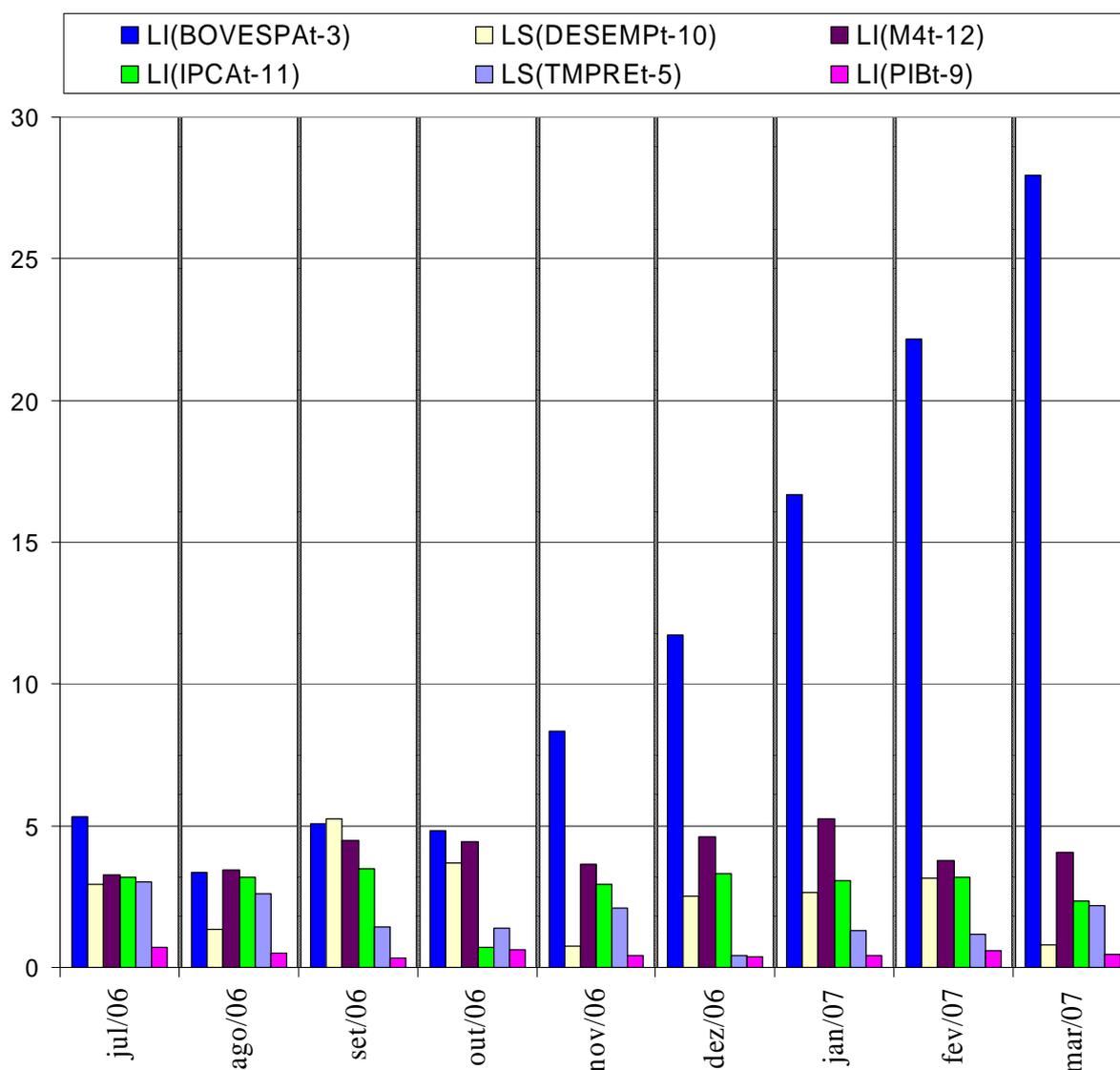


Gráfico 28 - Sensibilidade da Probabilidade de Inadimplência aos valores dos limites desfavoráveis estimados para as variáveis explicativas

Fonte: dados da pesquisa

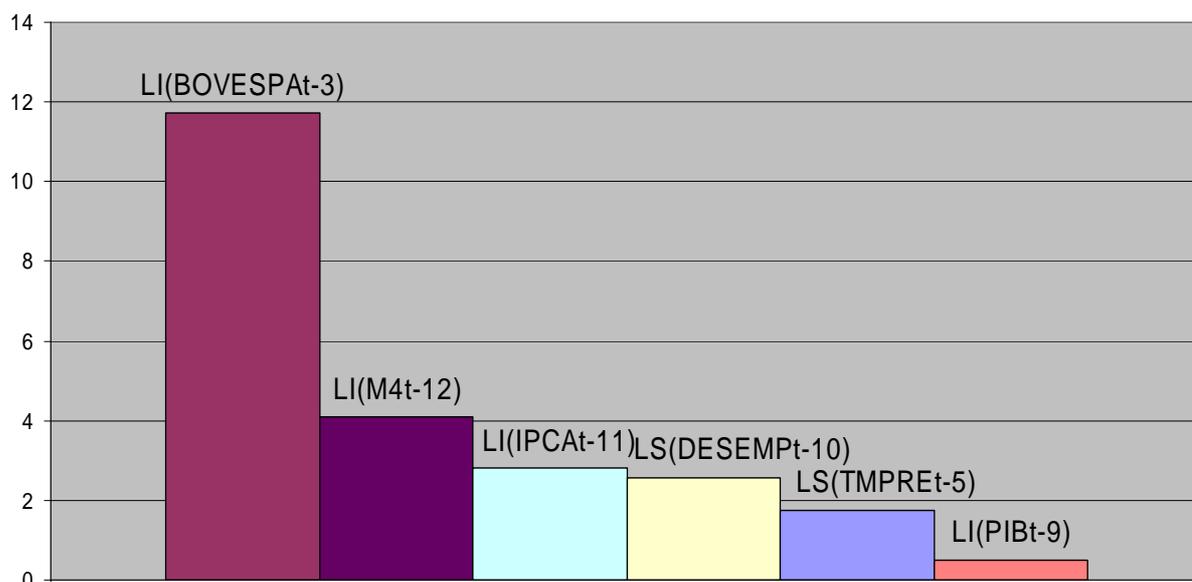


Gráfico 29 - Sensibilidade Média da Probabilidade de Inadimplência aos valores dos limites desfavoráveis estimados para as variáveis explicativas
 Fonte: dados da pesquisa

O Gráfico 29 mostra que a sensibilidade média da probabilidade de inadimplência devido aos valores dos limites desfavoráveis de confiança estimados das variáveis explicativas se deu na seguinte ordem, da maior para a menor:

- IBOVESPA_{t-3}
- M4_{t-12}
- IPCA_{t-11}
- DESEMP_{t-10}
- TMPRE_{t-5}
- PIB_{t-9}

6.5.3 Sensibilidade da Probabilidade de Inadimplência às Variações Históricas mais Desfavoráveis dos Fatores Macroeconômicos

Nessa parte da análise de sensibilidade foi utilizada separadamente, *coeteris paribus*, as variações históricas dos fatores macroeconômicos mais desfavoráveis à probabilidade de inadimplência dentro do intervalo da amostra coletada, objetivando analisar o comportamento da probabilidade de inadimplência em condições extremas, visando a construção de cenários plausíveis.

Na Tabela 40 estão as maiores variações históricas desfavoráveis de cada uma das variáveis explicativas do modelo no período do estudo (março de 2000 a setembro de 2006), onde selecionou-se as piores quedas para as variáveis com coeficientes negativos: PIB, IPCA,

M4, IBOVESPA. Também foram selecionados os piores picos para as variáveis com coeficientes positivos: DESEMP e TMPRE.

Tabela 40 – Maiores Variações Históricas Desfavoráveis das Variáveis Explicativas

	PIB	IPCA	M4	DESEMP	IBOVESPA	TMPRE
Valores Mais Desfavoráveis	0,009331	-0,21	0,04036	20,70	8622	74,22
Variações Mais Desfavoráveis	-0,91421	-2,34398	-0,7446	0,1431667	-0,5695008	0,271152
Variações % Mais Desfavoráveis	-91,4212	-234,398	-74,455	14,316672	-56,950079	27,11522
Médias	0,108770	0,61	0,15800	18,11	20028	58,39
Período das variações desfavoráveis	jan/04	jul/06	set/02	abr/04	set/02	mar/03
Sinal	-	-	-	+	-	+

Fonte: dados da pesquisa

A Tabela 41 contém a sensibilidade da probabilidade de inadimplência às piores variações históricas de cada uma das variáveis explicativas, *coeteris paribus*. As variáveis que sofreram transformações logarítmicas demonstram que suas respectivas elasticidades são praticamente constantes ao longo do período: TMPRE, IBOVESPA e DESEMP.

Tabela 41 - Sensibilidade da PI às maiores variações desfavoráveis das variáveis explicativas

Sensibilidades da PI às Maiores Variações Históricas das Variáveis Explicativas						
Sinal Variação	+	-	+	-	-	-
Variação	%(TMPRE _{t-5})	%(IBOVESPA _{t-3})	%(DESEMP _{t-10})	%(IPCA _{t-11})	%(M4 _{t-12})	%(PIB _{t-9})
Jul-06	8,23430456	12,79407231	8,11202149	0,87811003	10,90152109	0,56639255
Aug-06	8,23135818	12,78930158	8,10912215	1,81502809	11,34812228	0,55180482
Sep-06	8,24624396	12,81340589	8,12377028	3,93338363	11,43587229	0,53540047
Oct-06	8,22048788	12,77170178	8,09842535	2,86220166	11,74730296	0,61885376
Nov-06	8,21976511	12,77053164	8,09771412	1,86485490	11,92317688	0,64464312
Dec-06	8,19872225	12,73646755	8,07700702	3,06552848	12,35854570	0,58164303
Jan-07	8,18071242	12,70731917	8,05928449	2,11684807	12,85799760	0,54964810
Feb-07	8,17231404	12,69372845	8,05102004	2,21899813	12,97365372	0,68223079
Mar-07	8,14160543	12,64404409	8,02080100	1,07433338	12,71861462	0,83369454
	%(TMPRE _{t-5})	%(BOVESPA _{t-3})	%(DESEMP _{t-10})	%(IPCA _{t-11})	%(M4 _{t-12})	%(PIB _{t-9})
Média	8,20505709	12,74673027	8,08324066	2,20325404	12,02942302	0,61825680

Fonte: dados da pesquisa

O Gráfico 30 mostra uma comparação da sensibilidade às variações históricas mais desfavoráveis a cada mês. Como pode ser observado, o IBOVESPA foi novamente a variável que mais sensibilizou a probabilidade de inadimplência, sendo ultrapassado pelo M4 somente nos meses de janeiro, fevereiro e março de 2007.

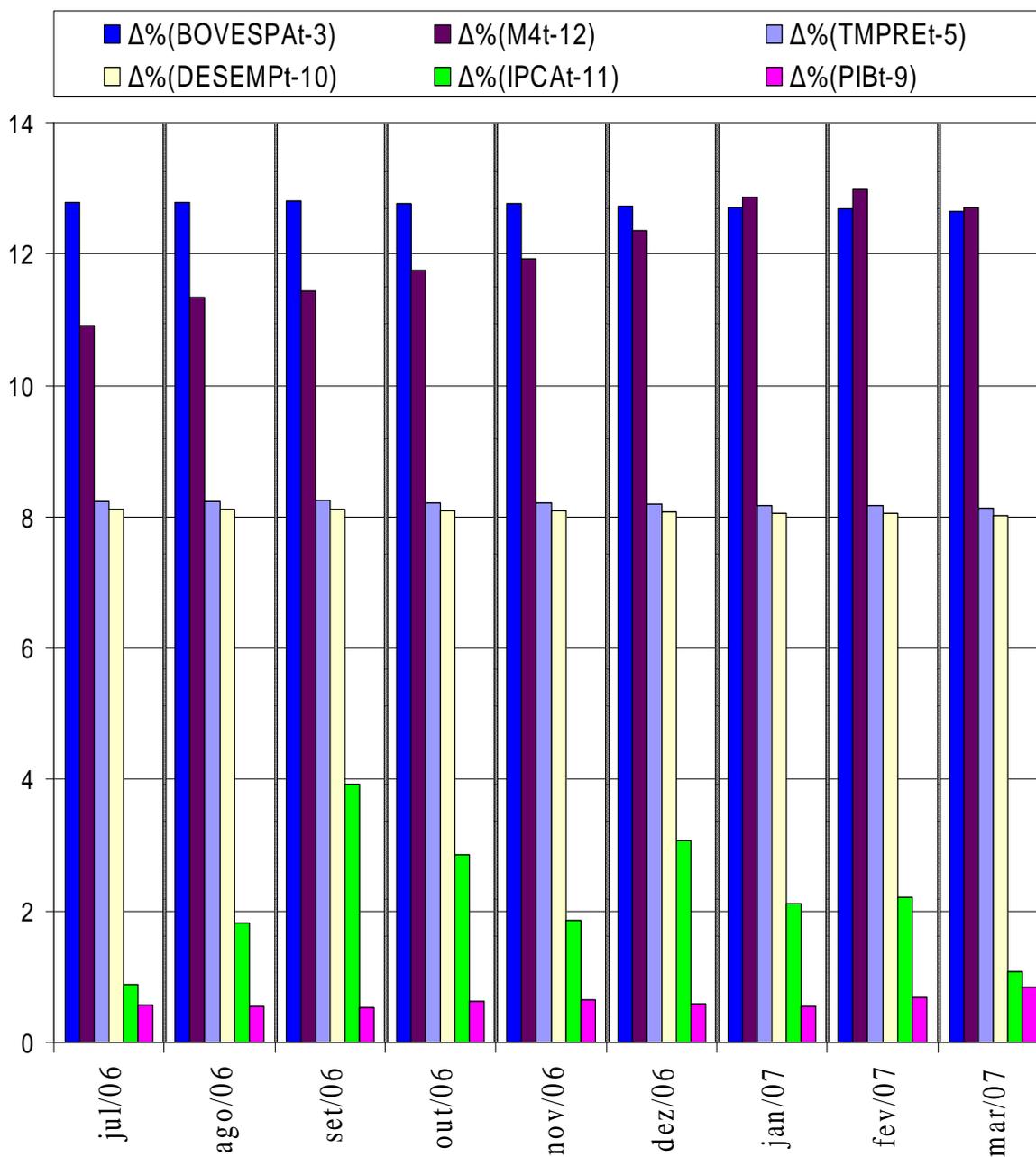


Gráfico 30 - Sensibilidade da *PI* às Variações Históricas mais Desfavoráveis

Fonte: dados da pesquisa

No Gráfico 31, podem ser comparadas as sensibilidades médias da probabilidade de inadimplência. O IBOVESPA demonstra ser a variável que na média mais sensibilizou a probabilidade de inadimplência por conta de sua maior variabilidade.

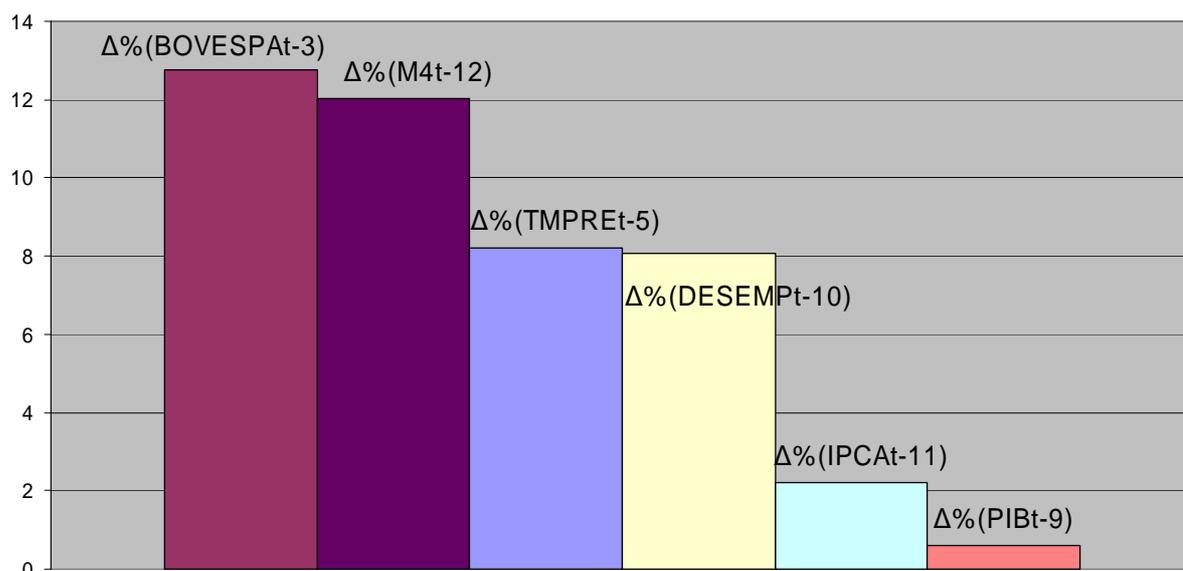


Gráfico 31 - Sensibilidade Média da PI às Maiores Variações Históricas das Variáveis Explicativas
 Fonte: dados da pesquisa

O Gráfico 31 mostra que a sensibilidade média da probabilidade de inadimplência devido às maiores variações históricas desfavoráveis se deu na seguinte ordem, da maior para a menor:

- $IBOVESPA_{t-3}$
- $M4_{t-12}$
- $TMPRE_{t-5}$
- $DESEMP_{t-10}$
- $IPCA_{t-11}$
- PIB_{t-9}

6.6 SÍNTESE DA ANÁLISE

Inicialmente foi preparada a série do índice macroeconômico, a partir da inversão da função logística:

$$PI_t = \frac{1}{1 + e^{-Y_t}} \Leftrightarrow Y_t = -\log\left(\frac{1}{TI_t - 1}\right) \quad (56)$$

Em seguida, foram realizados os testes de raízes unitárias para verificação da estacionariedade de cada uma das séries. Como a própria série do índice macroeconômico continha raiz unitária, o modelo teve que ser regredido utilizando-se a primeira diferença da série: ΔY_t . Conseqüentemente, modificações ocorreram em relação ao modelo *CreditPortfolioview* original. A seguinte substituição teve que ser implementada:

$$\Delta Y_t = Y_t - \Delta Y_t \quad (57)$$

$$PI_t = \frac{1}{1 + e^{-Y_t}} \Leftrightarrow PI_t = \frac{1}{1 + e^{-(Y_{t-1} + \Delta Y_{j,t})}} \quad (58)$$

Na fase de pré-modelagem foram escolhidas as variáveis participantes do modelo. Os testes de causalidade de Granger não excluaram nenhuma variável. A partir das regressões unitárias realizou-se a seleção das variáveis significativas para o modelo.

Com a regressão pelo método dos mínimos quadrados ordinários estimou-se o modelo para a primeira diferença do índice macroeconômico:

$$\begin{aligned} \Delta Y_t = & -0,02115 + 0,355561 \cdot \Delta \ln(TMPRE_{t-5}) - 0,154259 \cdot \Delta \ln(BOVESPA_{t-3}) \\ & + 0,628427 \cdot \Delta \ln(DESEMP_{t-10}) - 0,02359 \cdot \Delta IPCA_{t-11} - 0,928067 \cdot \Delta M4_{t-12} - 0,127482 \cdot PIB_{t-9} \quad (59) \\ & + 0,033898 \cdot Sz3 + 0,032491 \cdot Sz4 + 0,053656 \cdot Sz10 + 0,02854 \cdot Sz12 + 0,000519 \cdot T \end{aligned}$$

Para cada variável do modelo de ΔY_t foi estimado o modelo ARIMA para previsões. Os resultados das previsões de cada variável explicativa foram utilizados para o cálculo das previsões da probabilidade de inadimplência. Na modelagem das séries temporais das variáveis do modelo, selecionou-se os modelos com todos os parâmetros significativos, com o menor valor absoluto de AIC e que atendiam aos pressupostos da modelagem ARIMA. Os modelos adotados para as séries das variáveis explicativas foram:

$$PIB = \text{ARIMA}(1,1,1)(1,1,0)_{12}$$

$$IPCA = \text{ARIMA}(0,2,1)(2,1,0)_{12}$$

$$M4 = \text{ARIMA}(0,1,2)(1,1,0)_{12}$$

$$DESEMP = \text{ARIMA}(4,2,0)(1,1,0)_{12}$$

$$IBOVESPA = \text{ARIMA}(2,2,0)(0,1,0)_{12}$$

$$TMPRE = \text{ARIMA}(0,1,2)(5,1,0)_{12}$$

A partir das variáveis explicativas chegou-se no valor estimado de ΔY_t . Com o valor de ΔY_t foram realizadas as previsões para a probabilidade de inadimplência:

$$PI_t = \frac{1}{1 + e^{-(Y_{t-1} + \Delta Y_{j,t})}} \quad (60)$$

Montada a equação da probabilidade de inadimplência, realizou-se a análise de sensibilidade:

- com variações de 10% das variáveis explicativas;
- com os limites desfavoráveis dos intervalos de confiança de 99% da estimativa de cada variável explicativa;

- com as piores variações históricas de cada variável.

As sensibilidades médias da probabilidade de inadimplência são mostradas a seguir, em ordem decrescente:

Nas variações de 10% das variáveis explicativas:

- um aumento de 10% de $DESEMP_{t-10}$: causou uma variação média de 5,69% na PI ;
- um aumento de 10% de $TMPRE_{t-5}$: causou uma variação média de 3,19% na PI ;
- um aumento de 10% de $M4_{t-12}$: causou uma variação média de -1,52% na PI ;
- um aumento de 10% de $IBOVESPA_{t-3}$: causou uma variação média de -1,35% na PI ;
- um aumento de 10% de $IPCA_{t-11}$: causou uma variação média de -0,09% na PI ;
- um aumento de 10% de PIB_{t-9} : causou uma variação média de -0,07% na PI .

Nos Limites desfavoráveis dos Intervalos de Confiança de 99%:

- o limite inferior do $IBOVESPA_{t-3}$: causou uma variação média de 11,72% na PI ;
- o limite inferior do $M4_{t-12}$: causou uma variação média de 4,10% na PI ;
- o limite inferior do $IPCA_{t-11}$: causou uma variação média de 2,83% na PI ;
- o limite superior do $DESEMP_{t-10}$: causou uma variação média de 2,56% na PI ;
- o limite superior da $TMPRE_{t-5}$: causou uma variação média de 1,73% na PI ;
- o limite inferior do PIB_{t-9} : causou uma variação média de 1,35% na PI .

Nas variações históricas mais desfavoráveis:

- a variação de -56,95% no $IBOVESPA_{t-3}$: causou uma variação média de 12,75% na PI ;
- a variação de -74,46% no $M4_{t-12}$: causou uma variação média de 12,03% na PI ;
- a variação de 27,12% na $TMPRE_{t-5}$: causou uma variação média de 8,21% na PI ;
- a variação de 14,32% no $DESEMP_{t-10}$: causou uma variação média de 8,08% na PI ;

- a variação de -234,40% no $IPCA_{t-11}$: causou uma variação média de 2,20% na PI ;
- a variação de -91,42% no PIB_{t-9} : causou uma variação média de 0,62% na PI .

Desta forma, sintetizou-se a análise dos resultados, iniciando pelo preparo da série do índice macroeconômico, passando pela escolha das variáveis explicativas do modelo, pela estimação do modelo de ΔY_t , pela modelagem das séries temporais das variáveis explicativas e pelas previsões com o modelo, finalizando com a análise de sensibilidade.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta parte da pesquisa traz as conclusões e sugestões para estudos futuros. Nas conclusões demonstra-se o atendimento aos objetivos, problemas e dificuldades encontradas.

São apresentados, em visão ampla, os caminhos dos estudos do risco de crédito e sua situação atual e prognósticos para o futuro do estudo do risco de crédito.

Nas sugestões para estudos futuros são colocadas propostas vislumbradas no decorrer da pesquisa.

7.1 CONCLUSÕES

O pressuposto central da pesquisa foi a prociclicidade do risco de crédito. Partiu-se do ponto de que o desenvolvimento do risco de crédito está ligado às condições do ambiente macroeconômico. O presente trabalho se propôs a estimar um modelo que possibilite realizar previsões do risco de inadimplência e analisar a sensibilidade da probabilidade de inadimplência perante as variáveis macroeconômicas.

Para os objetivos do presente estudo, definiu-se que a expressão “bancos brasileiros” significa “instituições financeiras e demais instituições autorizadas a funcionar pelo Banco Central do Brasil”.

Foi observado no período de análise do estudo (março de 2000 a setembro 2006) uma grande expansão no volume concedido de empréstimo. Indubitavelmente o Plano Real anulou o componente inercial da formação de preços, desmontando a estrutura econômico-financeira existente. Com a anulação dessa componente inercial, eliminando o imposto inflacionário, surgiu uma demanda reprimida como nova fonte de desequilíbrio inflacionário, contudo os instrumentos de política monetária conseguiram conter a inflação sob a pena de taxas de juros extremamente altas.

A desejada estabilidade da moeda trouxe como uma importante consequência uma ampliação no horizonte de planejamento para as decisões organizacionais. E diante de taxas de juros elevadas, pode-se concluir que foi essa ampliação do horizonte de planejamento organizacional o importante dispositivo causador da expansão das concessões de crédito que se verifica no presente momento. Com a estabilidade, as instituições financeiras conseguem conhecer melhor o comportamento dos clientes e, conseqüentemente, podem melhor avaliá-

los com relação a concessões de empréstimos. No presente: o crédito está sendo oferecido em qualquer esquina da cidade.

Como visto, a probabilidade de inadimplência é uma medida do risco de inadimplência, que é um tipo de risco de crédito, pois:

- segundo a Lei dos Grandes números, a frequência relativa de um evento é a aproximação da probabilidade desse evento e como a taxa de inadimplência é uma frequência ela é a aproximação para a probabilidade de inadimplência;
- o risco pode ser definido pragmaticamente como uma probabilidade;
- o risco de inadimplência é uma das modalidades do risco de crédito.

Nesta pesquisa, perseguiu-se o objetivo geral de caracterizar a relação entre os fatores macroeconômicos e o risco de inadimplência da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros para o período de março de 2000 até setembro de 2006.

O primeiro objetivo específico foi a identificação das variáveis macroeconômicas que têm expressiva influência no comportamento da probabilidade de inadimplência da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros. Esse objetivo foi alcançado por meio dos testes de causalidade de Granger, das regressões unitárias e da modelagem da primeira diferença do índice macroeconômico. Neste sentido, as variáveis selecionadas foram:

- Indicador de Ciclo: PIB_{t-9}
- Indicador de Inflação: $IPCA_{t-11}$
- Indicador de Meios de Pagamento: $M4_{t-12}$
- Indicador de Economia Interna: $DESEMP_{t-10}$
- Indicador de Mercado de Capitais: $IBOVESPA_{t-3}$
- Indicador de Taxa de Juros: $TMPRE_{t-5}$

As categorias de Indicadores Corporativos e Indicadores de Economia Externa (em suas subcategorias de Indicadores de Moeda Estrangeira e Indicadores de Comércio Exterior) não tiveram indicadores significantes para representá-las.

Nota-se que são utilizadas as defasagens das variáveis significativas: nona defasagem do PIB, décima primeira defasagem do IPCA, décima segunda defasagem do M4, décima defasagem do DESEMP, terceira defasagem do IBOVESPA e quinta defasagem da TMPRE. Portanto conclui-se que a probabilidade de inadimplência mostrou-se relacionada de forma mais expressiva às defasagens das variáveis, confirmando a não instantaneidade da relação

entre a probabilidade de inadimplência e as variações dos fatores macroeconômicos explicativos do modelo.

Quanto ao segundo objetivo de se estimar um modelo para demonstrar a relação entre o risco de inadimplência da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros e as variáveis macroeconômicas significantes, seguem as equações do modelo estimado:

$$\begin{aligned} \Delta Y_t = & -0,02115 + 0,355561 \cdot \Delta \ln(TMPRE_{t-5}) - 0,154259 \cdot \Delta \ln(BOVESPA_{t-3}) \\ & + 0,628427 \cdot \Delta \ln(DESEMP_{t-10}) - 0,02359 \cdot \Delta IPCA_{t-11} - 0,928067 \cdot \Delta M4_{t-12} - 0,127482 \cdot PIB_{t-9} \quad (61) \\ & + 0,033898 \cdot Sz3 + 0,032491 \cdot Sz4 + 0,053656 \cdot Sz10 + 0,02854 \cdot Sz12 + 0,000519 \cdot T \end{aligned}$$

Os valores estimados de ΔY_t são substituídos na equação modificada da probabilidade de inadimplência:

$$PI_t = \frac{1}{1 + e^{-(Y_{t-1} + \Delta Y_{j,t})}} \quad (62)$$

Para o atendimento do terceiro objetivo de verificar a capacidade de predição do modelo estimado, inicialmente estimou-se o modelo ARIMA para cada uma das variáveis significantes do modelo de ΔY_t . Os modelos ARIMA estimados para as variáveis explicativas foram:

- PIB = ARIMA(1,1,1)(1,1,0)₁₂
- IPCA = ARIMA(0,2,1)(2,1,0)₁₂
- M4 = ARIMA(0,1,2)(1,1,0)₁₂
- DESEMP = ARIMA(4,2,0)(1,1,0)₁₂
- IBOVESPA = ARIMA(2,2,0)(0,1,0)₁₂
- TMPRE = ARIMA(0,1,2)(5,1,0)₁₂

Para as previsões das variáveis explicativas, o modelo *CreditPortfolioView* fez uso do modelo autor regressivo de ordem 2 – AR(2). Uma inovação do presente estudo foi a utilização da modelagem ARIMA, que produz previsões mais precisas e robustas, pois as séries de variáveis macroeconômicas nem sempre são mais bem ajustadas a modelos com dois componentes de auto-regressão. A modelagem ARIMA proporciona modelos que se ajustam melhor ao comportamento de cada série, podendo ter de zero a vários componentes auto-regressivos, de zero a vários componentes de médias móveis e uma mistura destes dois padrões. Dificilmente o modelo AR(2) traria uma previsão bem ajustada para todas as séries: o uso generalizado para todas as variáveis pode redundar em previsões imprecisas. No presente estudo observa-se que somente a série da variável IBOVESPA após uma

diferenciação de segunda ordem e uma diferenciação sazonal de primeira ordem, pode ser modelado por um modelo AR(2). Tal observação prova que a utilização do modelo ARIMA contribui para uma maior acurácia das previsões.

De posse dos modelos estimados para as variáveis explicativas e do modelo estimado para a primeira diferença do índice macroeconômico, seguiu-se para o terceiro objetivo do trabalho: verificar a capacidade de previsão do modelo estimado a partir de testes estatísticos ao se confrontar com os dados reais da série da taxa de inadimplência.

Para se comparar os dados estimados pelo modelo do presente estudo com um modelo já tradicional, estimou-se um modelo para taxa de inadimplência: $ARIMA(1,2,0)(2,1,0)_{12}$. Através dos critérios objetivos de Erro Percentual Médio – EPM – e Erro Percentual Absoluto Médio – EPAM – concluiu-se que o modelo em estudo obteve um melhor ajuste.

Os bancos centrais têm o papel vital de assegurar a estabilidade financeira e de minimizar a fragilidade no sistema financeiro. Minimizar as debilidades do sistema financeiro e garantir a estabilidade financeira são papéis vitais dos bancos centrais. Para se detectar as vulnerabilidades do sistema financeiro podem ser utilizados testes de estresse que tem como um de seus tipos a análise de sensibilidade. A análise de sensibilidade possibilita dimensionar os riscos em condições anormais de mercado, permitindo a análise de perdas inesperadas.

Ponto importante do presente estudo e quarto objetivo específico: a análise de sensibilidade foi realizada a partir do modelo proposto, substituindo os valores de cada variável, *coeteris paribus*:

- por valores de cada variável acrescidos de 10%;
- por valores dos limites do intervalo de confiança a 99% da previsão de cada variável, sendo o limite superior para as variáveis relacionadas positivamente ou o limite inferior para as variáveis relacionadas negativamente;
- por valores de cada variável acrescidos de sua pior variação histórica.

As sensibilidades médias da probabilidade de inadimplência são mostradas a seguir, em ordem decrescente.

Nas variações de 10% das variáveis explicativas:

- aumento de 10% de $DESEMP_{t-10}$: causou uma variação média de 5,69% na PI ;
- aumento de 10% de $TMPRE_{t-5}$: causou uma variação média de 3,19% na PI ;
- aumento de 10% de $M4_{t-12}$: causou uma variação média de -1,52% na PI ;

- aumento de 10% de $IBOVESPA_{t-3}$: causou uma variação média de -1,35% na PI ;
- aumento de 10% de $IPCA_{t-11}$: causou uma variação média de -0,09% na PI ;
- aumento de 10% de PIB_{t-9} : causou uma variação média de -0,07% na PI .

Nos Limites desfavoráveis dos Intervalos de Confiança de 99%:

- o limite inferior do $IBOVESPA_{t-3}$: causou uma variação média de 11,72% na PI ;
- o limite inferior do $M4_{t-12}$: causou uma variação média de 4,10% na PI ;
-

desfavorável do intervalo de confiança das previsões e com as piores variações históricas das variáveis explicativas, o que mais interferiu na sensibilidade foi o tamanho da variação combinado com o tamanho do coeficiente de cada variável no modelo e com a ordem de grandeza da variável. Como exemplo, uma variável com pequena ordem de grandeza, um pequeno coeficiente e mesmo com uma grande variação, como o IPCA, interferiu pouco na variação da *PI*.

O foco de estudo foi a interdependência do risco de crédito e o estado da economia mensurado por fatores macroeconômicas. Por meio do modelo estimado: uma queda no índice IBOVESPA, uma queda no agregado macroeconômico M4, um aumento da taxa de desemprego, uma diminuição do índice de preços ao consumidor amplo, uma queda no Produto Interno Bruto tiveram efeitos sobre a probabilidade de inadimplência, quando estudados os impactos hipotéticos das piores variações históricas das variáveis macroeconômicas chaves.

Portanto esta pesquisa atingiu seu objetivo geral de caracterizar a relação entre os fatores macroeconômicos e o risco de inadimplência da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros para o período de março de 2000 até setembro de 2006.

Este estudo contribui para o aumento do nível de conhecimento na área de gestão de risco de crédito ao aplicar um modelo usado internacionalmente à realidade brasileira, fazendo as devidas adaptações e melhorias. A principal adaptação foi a correspondência entre as séries utilizadas pelos modelos austríacos com as séries disponíveis no Brasil, agregando-se algumas que correspondiam às categorias e eliminando-se outras que não possuíam equivalentes ou que não estavam disponíveis ao público. A principal melhoria foi a utilização do modelo ARIMA no lugar do modelo AR(2), pois o modelo ARIMA possui maior robustez e melhor ajuste. O modelo de avaliação do risco de crédito proposto constitui uma contribuição deste trabalho, que pode ser aprimorada em estudos futuros, mas por si só já foi uma contribuição para o problema.

Os modelos de risco de crédito de carteira estão em consonância com os esforços para se calcular o capital regulamentar das instituições financeiras e encontram uma grande aplicação prática e não um esforço exclusivamente teórico. A discussão sobre a escolha entre a utilização de modelos *through-the-cycle* ou *point-in-time* está entre os estudos mais recentes sobre risco de crédito e aproximação do capital regulamentar ao capital econômico: apresentando-se no estado da arte nesta área do conhecimento.

O presente estudo foi uma contribuição para as partes interessadas nos riscos de bancos, ou seja, autoridades reguladoras, agências de *rating*, instituições financeiras, investidores, tomadores de empréstimos, trazendo maior segurança em suas operações e tomadas de decisões.

Preocupação significativa do presente estudo foi de situar os conhecimentos sobre os modelos de risco de crédito dentro da área de riscos e dentro da ciência da Administração, pois o estudo do risco de crédito é um mundo a parte.

Durante a revisão da literatura sobre risco de crédito, nota-se a aderência cada vez maior de autores de formação quantitativa como estatísticos, matemáticos, físicos e engenheiros. Percebe-se também o alto grau de educação formal dos autores, praticamente todos: doutores ou pós-doutores.

Uma dificuldade encontrada no presente estudo foi a falta de comprometimento com a metodologia de diversos estudos que não trazem de forma clara os passos utilizados no atendimento de seus objetivos. Conclui-se pela importância da metodologia que deve permear uma pesquisa científica. Trabalhos científicos sem rigor metodológico, sem transparência quanto aos processos que caminham sobre as etapas convergentes aos resultados, aproximam-se das práticas fantásticas de magia, comprometendo sua repetibilidade, validade e confiabilidade.

Como contribuição metodológica: este trabalho teve a preocupação de descrever os passos da construção do modelo da melhor maneira possível. Buscou-se, portanto, dar maior rigor metodológico a um trabalho de finanças, os quais muitas vezes carecem de melhores detalhes metodológicos, conforme constatado durante a elaboração teórica do trabalho. As escolhas metodológicas do presente estudo servem para auxiliar outros pesquisadores a repetir a modelagem no futuro com mais observações, complementando, ratificando ou retificando os resultados obtidos.

Para seleção das variáveis utilizou-se como alternativa a técnica das regressões unitárias no lugar de uma análise de correlação, ou de outra técnica de seleção de variáveis, permitindo que outros pesquisadores possam traçar um caminho mais simplificado na escolha de suas variáveis.

O que parecia ser uma limitação, revelou ser uma vantagem para o presente estudo: a utilização de dados secundários públicos gratuitos garante os critérios metodológicos de repetibilidade, validade e confiabilidade. Tal fato também aumenta a independência das

análises da pesquisa, pois para a disponibilização e coleta de dados não foi necessária a autorização de nenhuma pessoa ou organização.

É possível realizar-se uma pesquisa com dados secundários públicos gratuitos graças a existência de organizações que mantêm bases de dados como o IPEA e o BACEN. Fato curioso é que essas organizações disponibilizam séries históricas de determinadas variáveis que nem mesmo a própria instituição responsável pela coleta e pelo cálculo disponibiliza, ou seja, diversas instituições apresentam somente as variáveis do mês corrente ou do mês anterior, mas não disponibilizam a série histórica da variável. Tal fato torna esse serviço de manutenção e disponibilização das séries temporais ainda mais importante.

Os *softwares* estatísticos e econométricos tornam-se paulatinamente mais amigáveis e mais baratos ampliando a utilização por parte dos usuários. Acredita-se que num futuro próximo tais ferramentas atinjam um grau de facilidade e que os pesquisadores se sintam bem mais a vontade em usar essas ferramentas.

Modelos de avaliação do risco de carteira de crédito assumem posição essencial na gestão de riscos nas instituições financeiras. Ainda poucas instituições no Brasil utilizam esse ferramental, mas a aceitação da importância dos modelos internos aliada à coação regulatória certamente aumentarão o uso dos modelos de risco de crédito num contexto de carteira. No Brasil, o estudo pragmático sobre modelos de risco de carteira de crédito ainda é incipiente, mas espera-se, que num futuro próximo, a quantidade de trabalhos nesta área aumente, pois os bancos são impulsionados a otimizar o cálculo do capital regulamentar.

7.2 SUGESTÕES PARA ESTUDOS FUTUROS

Durante a presente pesquisa, despontaram algumas idéias aqui expostas com a finalidade de contribuir para trabalhos futuros.

A construção de um modelo geral para o risco de crédito, considerando-se duas componentes para avaliação do risco de crédito: componente sistemática (não diversificável) e não sistemática (diversificável ou idiossincrática), pois o presente estudo utilizou somente a componente sistemática do risco de crédito.

A criação de um modelo para avaliação do risco de crédito com o modelo econométrico de Vetores Auto-Regressivos – VAR – modelo multi-equacional dinâmico que tem sido considerado mais apropriado para a análise de relações interligadas e dos impactos dinâmicos provocados por distúrbios aleatórios, ou seja, delinea o comportamento das séries

incluídas no modelo em respostas a choques ou inovações. A utilização do VAR seria interessante, pois possibilitaria uma análise de cenários.

Elaboração para o Brasil do Modelo Macroeconômico GVAR – *global vector-autoregressive* – vetor auto-regressivo global (PESARAN, SCHUERMANN, WEINER, 2003) – que pode analisar como um choque em uma variável macroeconômica específica afeta outras variáveis macroeconômicas através das fronteiras dos países, possibilitando uma análise de contágio.

Elaboração de um modelo para avaliação da probabilidade de inadimplência baseado na abordagem de Hendry (ou modelagem da LSE – *London School of Economics*) também conhecida como abordagem do Geral para o Específico. Trata-se de um modelo uniequacional multivariado dinâmico de defasagem distribuída. O *software* PcGets implementa esse modelo. Tal modelagem possibilitaria uma forma alternativa para o presente estudo.

Também uma forma alternativa para o presente estudo é a utilização do modelo MARIMA ou ARIMA Múltiplo, que é modelo uniequacional com várias variáveis. Este modelo é uma derivação do modelo ARIMA que inclui, como explicativas, outras variáveis.

Caso haja a possibilidade de acesso aos dados de migrações entre as classes de *rating*, uma sugestão para estudos futuros é a montagem da matriz de migração (matriz de transição de Markov).

Para testes de estresse, além da análise de sensibilidade e da montagem de cenários, uma sugestão interessante é a simulação de Monte Carlo.

Por si só, a replicação do presente estudo no futuro, com maior número de observações das séries das classes de risco, também constitui uma sugestão para estudos futuros.

8 REFERÊNCIAS

<p>AGUIAR, V.C.P. PARENTE, G.G.C. Informação de Crédito e a Importância da Central de Risco para a Supervisão Bancária. In: DUARTE Jr., A. M.; VARGA, G. (org). Gestão de Riscos no Brasil. Rio de Janeiro: Financial Consultoria, 2003.</p>
<p>ALLEN, Linda; SAUNDERS, Anthony. A survey of cyclical effects in credit risk measurement models. Basle: Basle Committee on Banking Supervision, 2003. (BIS Working Papers, n. 126). Disponível em: <http://www.bis.org/publ/work126.htm>. Acesso em: 11/julho/2005.</p>
<p>BACEN – Banco Central do Brasil. Harmonização Metodológica das Séries de Empréstimos do Sistema Financeiro. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/ftp/infecon/notaempr.pdf>. Acesso em: 21/07/2000.</p>
<p>BACEN. Sistema Gerenciador de Séries Temporais. Disponível em: <https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries>. Acesso em: 12/10/2006.</p>
<p>BCBS – Basel Committee on Banking Supervision. The New Basel Capital Accord: Consultative Document. Basel: BIS – Bank for International Settlements, 2001.</p>
<p>BERNSTEIN, Peter L. Desafio aos Deuses: a fascinante história do risco. Rio de Janeiro: Elsevier, 1997.</p>
<p>BIS – BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS. Core Effective Principles in Banking Supervision. Basle: Basle Committee on Banking Supervision, September, 1997, Disponível em < http://www.bis.org>. Acesso em 27/maio/2005.</p>
<p>BLASCHKE, W.; MATTHEW, T.J.; MAJNONI, G.; PERIA, S.M. Stress Testing of Financial Systems: An overview of Issues, Methodologies, and FSAP Experiences. IMF Working Paper 01/88, 2001.</p>
<p>BODIE, Zvi; MERTON, Robert C. Finanças. Porto Alegre: Artes Médicas Sul, 1999.</p>

<p>BOSS, Michael. A Macroeconomic Credit Risk Model for Stress Testing the Austrian Credit Portfolio. In: Financial Stability Report 4. Vienna: OeNB – Oesterreichische Nationalbank, December, 2002. Disponível em: http://www.oenb.at/en/presse_pub/period_pub/finanzmarkt/finanzmarktstabilita/financial_stability_report.jsp >. Acesso em: 27/01/2007.</p>
<p>BOVESPA. Apresentação do IBOVESPA. Disponível em: < http://www.bovespa.com.br/Principal.asp>. Acesso em: 27/01/2007.</p>
<p>BRASIL. Resolução do Conselho Monetário Nacional nº 2.682, de 21 de dezembro de 1999. Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Disponível em: http://www.bcb.gov.br>. Acesso em 12/10/2005.</p>
<p>BRITO, Osias Santana de. Controladoria de risco-retorno em instituições financeiras. São Paulo: Saraiva, 2003.</p>
<p>BUENO, Valmor de F. F. Avaliação de Risco na Concessão de Crédito Bancário para Pequenas e Médias Empresas. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção, UFSC, Florianópolis, 12 fevereiro 2003.</p>
<p>CAOUILLE, J.B.; ALTMAN, E.I.; NARAYANAN, P. Gestão do Risco de Crédito: o próximo grande desafio financeiro. Qualitymark. Rio de Janeiro, 1999.</p>
<p>CARNEIRO, Fábio Lacerda. Modelagem de Risco de Crédito de Portfolio: Implicações para a regulamentação sobre requerimento de capital de instituições financeiras. Dissertação (Mestrado em Administração) – Fundação Getúlio Vargas, FGV, São Paulo, 2002.</p>
<p>CHIANAMEA, Dante R. Basiléia II e os Ciclos Econômicos. Economia Política Internacional: Análise Estratégica. Campinas, São Paulo: Unicamp. n. 6, p. 5- 14, jul./set. 2005. Disponível em < http://www.eco.unicamp.br/asp-scripts/boletim_ceri/boletim/boletim6/01_Basileia_II_e_os_ciclos_economicos.pdf >, acesso em: 3 de junho de 2006.</p>

CHIARELLA, Carl e GAO, Shenhui. **Type I Spurious Regression in Econometrics**. Working Paper Nr. 114. School of Finance and Economics. University of Technology Sydney. April, 2002. Disponível em:
<<http://www.business.uts.edu.au/finance/research/wpapers/wp114.pdf>>. Acesso em: 12/10/2006.

COLLIS, Jill; HUSSEY, Roger. **Pesquisa em Administração: um guia prático para alunos de graduação e pós-graduação**. Porto Alegre, Bookman, 2. ed., 2005

COOPER, Donald; SCHINDLER, Pamela. **Métodos de Pesquisa em Administração**. 7. ed. Porto Alegre: Bookman, 2003.

CROUHY, Michel; GALAI, Dan; MARK, Robert. A comparative analysis of current credit risk models. **Journal of Banking & Finance**. p. 59-117, v. 24, n. 1, January, 2000.

CROUHY, Michel; GALAI, Dan; MARK, Robert. **Gerenciamento de Risco: abordagem conceitual e prática: uma visão integrada dos riscos de crédito, operacional e de mercado**. Rio de Janeiro: Quality Mark: São Paulo: SERASA, 2004.

CROUHY, Michel; GALAI, Dan; MARK, Robert. Prototype Risk Rating System. **Journal of Banking & Finance**. p. 47-95, v. 25, n. 1, January, 2001.

CRUZ, Marcelo G. Modelagem, avaliação e proteção para risco operacional. Rio de Janeiro: Financial Consultoria, 2005.

DAVIS, Peter O. **Credit Risk Measurement: Avoiding Unintended Results – Part 1**. The RMA Journal, april, 2004. Disponível em:
<http://www.findarticles.com/p/articles/mi_m0ITW/is_7_86/ai_n14897492>. Acesso em: 23/12/2006.

DIEESE. **Pesquisa de Emprego e Desemprego na Região Metropolitana do Recife**. 2005. Disponível em: <<http://www.dieese.org.br/pedrecife/informe87mar05.pdf>>. Acesso em 8/2/2007.

DORNBUSCH, Rudiger; FISCHER, Stanley. **Introdução à Macroeconomia**. São Paulo: Makron Books, 1992.

DUARTE Jr, Antônio Marcos. **Gestão de riscos para fundos de investimentos**. São Paulo. Prentice Hall, 2005.

DUARTE Jr. Antonio Marcos. A Importância do Gerenciamento de Riscos Corporativos. Revista Resenha BM&F, São Paulo, n. 133, julho/agosto 1999.
EASTERBY-SMITH, Mark; THORPE, Richard; LOWE, Andy. Pesquisa Gerencial em Administração. São Paulo: Pioneira, 1999.
EIA – Energy Information Administration. Official Energy Statistics from the U.S. Government. Disponível em: < http://www.eia.doe.gov >. Acesso em 12/10/2006
FARIA, Roberto A.; SOARES, Antônio A.; SEDIYAMA, Gilberto C.; RIBEIRO, Carlos A. A. S. Economia de água e energia em projetos de irrigação suplementar no Estado de Minas Gerais. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental. Campina Grande – PB. v.6, n.2, p. 189, 2002.
FECOMÉRCIO – SP. Índice de Confiança do Consumidor. Disponível em: < http://www.fecomercio.com.br/cgi/cgilua.exe/sys/start.htm?sid=90 >. Acesso em: 12/10/2006.
FGV. Índice de Preços ao Consumidor – IPC. Disponível em: < http://www2.fgv.br/dgd/asp/dsp_Janela.asp?conteudo=dsp_IPC.asp >. Acesso em: 27/01/2007.
FGV. Índices Gerais de Preços. Disponível em: < http://www2.fgv.br/dgd/asp/dsp_Janela.asp?conteudo=dsp_IGP_DI_10_M.asp >. Acesso em: 27/01/2007.
FIPE. Índice de Preços ao Consumidor do Município de São Paulo - IPC-FIPE. Disponível em: < http://www.fipe.org.br/indices/ipc.asp >. Acesso em: 07/02/2007.
FRANÇA, Rubens Limongi. Enciclopédia Saraiva de Direito. São Paulo, Saraiva, 1977.
FRED – Federal Reserve Economic Data. Economic Research. Saint Louis: Federal Reserve Bank of St. Louis. Disponível em < http://research.stlouisfed.org/fred2/ >. Acesso em: 27/01/2006.
GARCIA, Valéria Salomão. Gerenciamento de risco em instituições financeiras e o Novo acordo de Capital. In: DUARTE Jr., A. M.; VARGA, G. (org). Gestão de Riscos no Brasil. Financial Consultoria, Rio de Janeiro, 2003.
GIL, Antônio C. Como elaborar projetos de pesquisa. 4 ed. São Paulo: Atlas, 2002.

GIL, Antonio Carlos. Métodos e técnicas de pesquisa social . 5 ed. São Paulo: Atlas, 1999.
GLEIZER, Daniel. Riscos Financeiros e Basiléia 2. Valor Econômico . 8/11/2004
GUJARATI, Damodar N. Econometria Básica . 3.ed. São Paulo: Makron Books, 2000.
HAIR Jr., Joseph F; BABIN, Barry; MONEY, Arthur H.; SAMOUEL, Phillip. Fundamentos de Métodos de Pesquisa em Administração . Porto Alegre: Bookman, 2005.
HEIJ, Christiaan; BOER, Paul de; FRANSES, Philips Hans; KLOEK, Teun e DIJK, Herman K. van. Econometric Methods with Applications in Business and Economics . New York: Oxford University Press, 2004.
IBGE. Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo – IPCA – e Índice Nacional de Preços ao Consumidor – INPC . Disponível em: < http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/indicadores/precos/inpc_ipca/defaultinpc.shtm >. Acesso em: 27/01/2007.
IPEA. IPEADATA: Dados macroeconômicos e regionais. Disponível em: < http://www.ipeadata.gov.br/ipeaweb.dll/ipeadata?714312609 >. Acesso em: 12/10/2006.
JAMES, Barry R. Probabilidade : um Curso em Nível Intermediário. 3 ed. Rio de Janeiro: IMPA, 2004.
KALIRAI, Harvir e SCHEICHER, Martin. Macroeconomic Stress Testing : Preliminary Evidence for Austria. In: Financial Stability Report 3. Vienna: OeNB – Oesterreichische Nationalbank, December, 2002. Disponível em: < http://www.oenb.at/en/presse_pub/period_pub/finanzmarkt/finanzmarktstabilita/financial_stability_report.jsp >. Acesso em: 27/01/2007.
KERLINGER, Fred N. Metodologia da pesquisa em ciências sociais . São Paulo: EPU, 1979.
KNIGHT, Frank H. Risk, Uncertainty, and Profit . Boston, MA: Hart, Schaffner & Marx; Houghton Mifflin Company, 1921. Disponível em: < http://www.econlib.org/library/Knight/knRUP.html >. Acesso em: 22 de dezembro de 2005.
LÖFFLER, Gunter. An anatomy of rating through the cycle. Journal of Banking & Finance , v. 28, n. 3, pages 695-720, march 2004.

MAKRIDAKIS, Spyros; WHEELWRIGHT, Steven C.; HYNDMAN, Rob J. Forecasting: Methods and Applications . 3. ed. New York: John Wiley and Sons, 1998.
MATOS, Orlando Carneiro. Econometria Básica: Teoria e Aplicações . 3 ed. São Paulo: Atlas, 2000.
MUELLER, P. Henry. Cycles & The Credit Culture . Journal of lending and Credit Risk Management . Special Edition , p. 6 a 12, june/1997.
NICKELL P., PERRAUDIN W., VAROTTO S., Stability of ratings transitions . Bank of England Quarterly Bulletin, v. 41, p. 216 - 1 pages, 2001
NICKELL, Pamela; PERRAUDIN, William; VAROTTO, Simone. Stability of Ratings Transitions . The Bank of England's working paper series, 2001. Disponível em < www.bankofengland.co.uk/workingpapers/index.htm >. Acesso em 07/07/2005.
PEREIRA, Júlio César Rodrigues. Análise de Dados Qualitativos: Estratégias Metodológicas para as Ciências da Saúde, Humanas e Sociais . 3. ed. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo, 2004.
PESARAN, M. Hashem; SCHUERMAN, Til; WEINER, Scott M. Modeling Regional Interdependencies using a Global Error-Correcting Macroeconometric Model. Forthcoming, Journal of Business and Economic Statistics . 2003.
PINDYCK, R.S. e RUBINFELD, D.L. Econometria: Modelos e Previsões . Rio de Janeiro: Campus, 2004.
RICHARDSON, Roberto Jarry. Pesquisa Social: métodos e técnicas . 3 ed. São Paulo: Atlas, 1999.
SAMUELSON, Paul A. NORDHAUS, William D. Economia . 14. ed. Alfragide, Portugal: McGraw-Hill de Portugal, 1993.
SANTOS, José Odálio dos. Análise de Crédito: empresas e pessoas físicas . São Paulo: Atlas, 2000.
SAUNDERS, Anthony. Medindo o risco de crédito: Novas abordagens para value at risk e outros paradigmas . Rio de Janeiro: Qualitmark. 2000.
SAUNDERS, Mark; LEWIS, P.; THORNILL, A. Research Methods for Business Students . 2. ed., Harlow, England: Pearson Education, 2000.

SCHRICKEL, Wolfgang K. Análise de Crédito : concessão e gerência de empréstimos. 4 ed. São Paulo: Atlas, 1998.
SEADE. O que é a Pesquisa de Emprego e Desemprego . Disponível em: < http://www.seade.gov.br/produtos/ped/index.php >. Acesso em: 07/02/2007.
SECURATO, José Roberto. Decisões Financeiras em Condições de Risco . São Paulo: Atlas, 1996.
SERVIGNY, Arnaud de; RENAULT, Olivier. Measuring and managing credit risk . New York: McGraw-Hill, 2004.
SHARPE, William F.; ALEXANDER, Gordon, J. e BAILEY, Jeffrey V. Investments . 5 ed. New Jersey: Prentice Hall, 1995.
SILVA NETO, Lauro de Araújo. Derivativos : Definições, emprego e risco. 3. ed. São Paulo: Atlas, 1999.
SILVA, José Pereira da. Análise e Decisão de Crédito . São Paulo: Atlas, 1988.
SOUZA, Enio B. M. de, ARAGÃO, César. Uma proposta de uso de modelos de simulações para alocação de capital em bancos de atacado . In: DUARTE Jr., A. M.; VARGA, G. (org). Gestão de Riscos no Brasil . Rio de Janeiro: Financial Consultoria, 2003.
SPSS. SPSS 13.0 for Windows Tutorial. Chicago: SPSS, September, 2004.
STANDARD and POOR's. Activity More Muted, But Upgrades Still Dominate In European Structured Finance . 11/Jan/2006. < www2.standardandpoors.com >. Acesso em: 21/01/2006.
STANDARD and POOR's. Corporate ratings criteria . 7/Sep/2001. Disponível em < www2.standardandpoors.com >. Acesso em: 21/01/2006.
STEINER NETO, Pedro. A Percepção dos Resultados Esperados pelos Beneficiários como Fator de Influência no Processo Decisório . Tese (Doutorado em Administração)– Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, USP, São Paulo, 1998.
VARGA, Gyorgy. Gerência de Risco de Crédito . Apostila do Curso. São Paulo: 2005.
VASCONCELOS, Marco Antonio Sandoval de, TROSTER, Roberto Luis. Economia Básica . 4. ed., São Paulo, Atlas, 1998.

VERGARA, Sylvia C. Projetos e Relatórios de Pesquisa em Administração . 2 ed. São Paulo: Atlas, 1998.
WESTON, J. Fred; BRIGHAM, Eugene F. Fundamentos da Administração Financeira . 10. ed. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2000.
WILSON, Thomas C. Measuring and managing credit portfolio risk: Part I: Modeling systemic default risk. The Journal of Lending & Credit Risk Management . Vol. 79, Num. 11; pág. 61-73. Jul. 1997a.
WILSON, Thomas C. Measuring and managing credit portfolio risk: Part II: Portfolio loss distributions. The Journal of Lending & Credit Risk Management . Vol. 79, Num. 12; p. 67-79. Aug. 1997b.
WILSON, Thomas C. Portfolio credit risk . Economic Policy Review. New York: Federal Reserve Bank of New York. Vol. 4, Num. 3; p. 71-83. Oct 1998.
YIN, Robert K. Estudo de caso: Planejamento e Métodos . 3. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

ANEXO A

REGRESSÕES UNIVARIADAS .

REGRESSION

/MISSING LISTWISE

/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)

/ORIGIN

/DEPENDENT dYt

/METHOD=ENTER *nome_variavel* _T_0

/RESIDUALS DURBIN .

REGRESSION

/MISSING LISTWISE

/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)

/ORIGIN

/DEPENDENT dYt

/METHOD=ENTER *nome_variavel* _T_1

/RESIDUALS DURBIN .

REGRESSION

/MISSING LISTWISE

/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)

/ORIGIN

/DEPENDENT dYt

/METHOD=ENTER *nome_variavel* _T_2

/RESIDUALS DURBIN .

REGRESSION

/MISSING LISTWISE

/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)

/ORIGIN

/DEPENDENT dYt

/METHOD=ENTER *nome_variavel* _T_3

/RESIDUALS DURBIN .

REGRESSION

/MISSING LISTWISE

/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)

/ORIGIN

/DEPENDENT dYt

/METHOD=ENTER *nome_variavel* _T_4

/RESIDUALS DURBIN .

REGRESSION

```
/MISSING LISTWISE  
/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA  
/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)  
/ORIGIN  
/DEPENDENT dYt  
/METHOD=ENTER nome_variavel_T_5  
/RESIDUALS DURBIN .
```

```
REGRESSION  
/MISSING LISTWISE  
/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA  
/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)  
/ORIGIN  
/DEPENDENT dYt  
/METHOD=ENTER nome_variavel_T_6  
/RESIDUALS DURBIN .
```

```
REGRESSION  
/MISSING LISTWISE  
/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA  
/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)  
/ORIGIN  
/DEPENDENT dYt  
/METHOD=ENTER nome_variavel_T_7  
/RESIDUALS DURBIN .
```

```
REGRESSION  
/MISSING LISTWISE  
/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA  
/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)  
/ORIGIN  
/DEPENDENT dYt  
/METHOD=ENTER nome_variavel_T_8  
/RESIDUALS DURBIN .
```

```
REGRESSION  
/MISSING LISTWISE  
/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA  
/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)  
/ORIGIN  
/DEPENDENT dYt  
/METHOD=ENTER nome_variavel_T_9  
/RESIDUALS DURBIN .
```

```
REGRESSION  
/MISSING LISTWISE  
/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA  
/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)  
/ORIGIN  
/DEPENDENT dYt
```

```
/METHOD=ENTER nome_variavel_T_10  
/RESIDUALS DURBIN .
```

REGRESSION

```
/MISSING LISTWISE  
/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA  
/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)  
/ORIGIN  
/DEPENDENT dYt  
/METHOD=ENTER nome_variavel_T_11  
/RESIDUALS DURBIN .
```

REGRESSION

```
/MISSING LISTWISE  
/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA  
/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)  
/ORIGIN  
/DEPENDENT dYt  
/METHOD=ENTER nome_variavel_T_12  
/RESIDUALS DURBIN .
```

ANEXO B

```
ARIMA nome_variavel  
/MODEL=( 0 1 0 )( 1 1 0 ) LN NOCONSTANT  
/MXITER= 10  
/PAREPS= .001  
/SSQPCT= .001  
/FORECAST= EXACT .
```

...

```
ARIMA nome_variavel  
/MODEL=( p d q )( sp sd dq ) LN NOCONSTANT  
/MXITER= 10  
/PAREPS= .001  
/SSQPCT= .001  
/FORECAST= EXACT .
```

...

```
ARIMA nome_variavel  
/MODEL=( 6 1 6 )( 6 1 6 ) LN NOCONSTANT  
/MXITER= 10  
/PAREPS= .001  
/SSQPCT= .001  
/FORECAST= EXACT .
```

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)