

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ADMINISTRATIVAS
CENTRO DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISAS EM ADMINISTRAÇÃO**

RAQUEL FORESTI BARROS

**ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DA CARTEIRA DE
EMPRÉSTIMOS DE UMA INSTITUIÇÃO PÚBLICA DE
CRÉDITO**

BELO HORIZONTE

FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS DA UFMG

2008

Livros Grátis

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

Milhares de livros grátis para download.

Raquel Foresti Barros

Orientador: Prof. Dr. Aureliano Angel Bressan

**ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DA CARTEIRA DE
EMPRÉSTIMOS DE UMA INSTITUIÇÃO PÚBLICA DE
CRÉDITO**

Dissertação apresentada ao Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Administração.

Área de Concentração: Finanças

Orientador: Prof. Dr. Aureliano Angel Bressan

Universidade Federal de Minas Gerais

BELO HORIZONTE

2008

B277a Barros, Raquel Foresti , 1982-
2008 Análise do comportamento da carteira de empréstimos de uma
 instituição pública de crédito / Raquel Foresti Barros. - 2008.
 226 f. : il.

 Orientador : Aureliano Angel Bressan
 Dissertação (Mestrado). Universidade Federal de Minas Gerais.
 Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração

 1. Pequenas e médias empresas – Minas Gerais - Teses 2. Créditos
 - Teses 3. Administração - Teses I. Bressan, Aureliano Angel. II.
 Universidade Federal de Minas Gerais. Centro de Pós-Graduação e
 Pesquisas em Administração III. Título

CDD : 658.022



**Universidade Federal de Minas Gerais
Faculdade de Ciências Econômicas
Departamento de Ciências Administrativas
Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração**

ATA DA DEFESA DE DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM ADMINISTRAÇÃO da Senhora **RAQUEL FORESTI BARROS**, REGISTRO N° 399/2008. No dia 27 de março de 2008, às 14:00 horas, reuniu-se na Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG, a Comissão Examinadora de Dissertação, indicada pelo Colegiado do Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração do CEPEAD, em 14 de março de 2008, para julgar o trabalho final intitulado "**Análise do Comportamento da Carteira de Empréstimos de uma Instituição Pública de Crédito.**", requisito para a obtenção do **Grau de Mestre em Administração**, área de concentração: **Finanças**. Abrindo a sessão, o Senhor Presidente da Comissão, Prof. Dr. Aureliano Angel Bressan, após dar conhecimento aos presentes o teor das Normas Regulamentares do Trabalho Final, passou a palavra à candidata para apresentação de seu trabalho. Seguiu-se a arguição pelos examinadores com a respectiva defesa da candidata. Logo após, a Comissão se reuniu sem a presença da candidata e do público, para julgamento e expedição do seguinte resultado final:

APROVAÇÃO:

() APROVAÇÃO CONDICIONADA A SATISFAÇÃO DAS EXIGÊNCIAS CONSTANTES NO VERSO DESTA FOLHA, NO PRAZO FIXADO PELA BANCA EXAMINADORA (NÃO SUPERIOR A 90 NOVENTA DIAS);

() REPROVAÇÃO.

O resultado final foi comunicado publicamente à candidata pelo Senhor Presidente da Comissão. Nada mais havendo a tratar, o Senhor Presidente encerrou a reunião e lavrou a presente ATA, que será assinada por todos os membros participantes da Comissão Examinadora. Belo Horizonte, 27 de março de 2008.

NOMES

ASSINATURAS

Prof. Dr. Aureliano Angel Bressan.....
ORIENTADOR (CEPEAD/UFMG)

Prof. Dr. Hudson Fernandes Amaral.....
(CEPEAD/UFMG)

Prof. Dr. Luiz Alberto Bertucci.....
(CEPEAD/UFMG)

Prof. Dr. Marcelo José Braga.....
(UFV)

Senhor, concede-me desejar sempre mais que aquilo que consigo.

(Miguel Angel Buonarotti)

O homem não é outra coisa senão seu projeto, e só existe à medida que o realiza.

(Jean Paul Sartre)

AGRADECIMENTOS

Agradeço, inicialmente, a Deus, por tornar possível a concretização de mais uma etapa;

Ao professor Aureliano, pelos conselhos e pela orientação indispensável para a realização deste trabalho;

À professora Sueli Mingoti, pela disponibilidade e atenção em esclarecer pontos essenciais referentes à metodologia;

Aos meus pais, pelo amor, conselhos e apoio incondicional, mesmo diante das minhas constantes ausências durante esses dois anos de estudo;

Às minhas irmãs, pelo companheirismo e pelo exemplo de persistência;

Ao Dani, pelo incentivo, pelos inúmeros ensinamentos, pelo companheirismo e, sobretudo, pelo amor, que me deu tranquilidade e força para superar mais essa etapa;

A todos os colegas de trabalho, pela compreensão. Em especial, meus agradecimentos ao Cláudio e ao Roberto, pelo apoio e confiança; à Juliana pelos conselhos e ensinamentos preciosos; e à Delma pela sua presteza em levantar os dados necessários à consecução da pesquisa;

Aos colegas de mestrado, que se tornaram verdadeiros amigos.

RESUMO

Este trabalho tem por objetivo identificar variáveis que possam auxiliar na previsão de atrasos nos pagamentos de financiamentos concedidos a micro e pequenas empresas e incorporá-las a um modelo de classificação de risco de crédito. Inicialmente, foram utilizadas a análise fatorial e a estimação de um modelo logit ordenado. A amostra compõe-se de empresas de Minas Gerais que receberam financiamento no período de 2000 a 2005, classificadas em três categorias: baixo risco, para empresas que tiveram atraso de 0 a 15 dias; médio risco, para empresas que tiveram atraso de 16 a 60 dias; e alto risco, para empresas com atraso superior a 60 dias. Apesar de os modelos estimados terem demonstrado capacidade bastante limitada de previsão, foram identificadas variáveis significativas na discriminação entre as faixas de risco, tais como: *investimento em capital de giro, empregos gerados, renda do avalista, número de financiamentos obtidos com a instituição pesquisada, financiamento para giro puro, experiência do sócio na empresa e número médio de clientes*. Ademais, em todos os modelos estimados, independente da função de ligação e das variáveis explicativas, o modelo de regressão ordinal não foi capaz de prever as três categorias de atraso. Dessa forma, estimou-se também um modelo de resposta binária, agregando-se as duas primeiras categorias. No entanto, este modelo também demonstrou capacidade limitada de previsão.

Palavras-chave: Risco de crédito. Micro e pequenas empresas. Regressão logística ordinal.

ABSTRACT

This work aims to identify variables that could help forecasting non-compliance in small business firms loans, and incorporate those variables in a classifying credit risk model. Factorial analysis and ordinal regression were used in order to achieve this goal. The sample included Minas Gerais companies that had received floatings during the period of 2000 until 2005, being classified in three different groups: low risk, including that cases with delay until 15 days; medium risk, corresponding to delays between 16 and 60 days; and high risk, considering more than 60 days of backwardness. Despite valued models had shown a limited prediction capacity, relevant variables were identified, such as: investment in floating capital, employment creation, guarantor income, quantity of loans, working capital floating, partner experience on the company and average of customers. Furthermore, none of the estimated ordinal regression models, no matter variables and link function, could predict the three groups of risk. Then, the groups was reorganized into two groups – low risk, with delay until 60 days; and high risk, with delay over 60 days, and a binary logistic regression model was estimated. However, in the same way, this model had shown a limited prediction capacity.

Key-words: Credit risk. Small business firms. Ordinal logistic regression.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Indicadores das empresas industriais, comerciais e de serviços no Brasil – 2003.....	24
Tabela 2 – Modelos de previsão de falência desenvolvidos no Brasil.....	37
Tabela 3 – Graus de classificação de risco.....	49
Tabela 4 – Distribuição dos dados 2000–2006.....	84
Tabela 5 – Distribuição dos dados por categoria 2000–2005.....	87
Tabela 6 – Quantidade de processos ano a ano 2000–2005.....	87
Tabela 7 – Teste ANOVA – 2000.....	89
Tabela 8 – Teste ANOVA – 2001.....	91
Tabela 9 – Teste ANOVA – 2002.....	91
Tabela 10 – Teste ANOVA – 2003.....	92
Tabela 11 – Teste ANOVA – 2004.....	92
Tabela 12 – Teste ANOVA – 2005.....	93
Tabela 13 – Teste ANOVA desconsiderando a premissa de homogeneidade das variâncias, ano a ano.....	94
Tabela 14 – Teste ANOVA – 2000 a 2005.....	95
Tabela 15 – Teste ANOVA desconsiderando a premissa de homogeneidade das variâncias – 2000 a 2005.....	95
Tabela 16 – Medidas de adequação – 2000 a 2005.....	105
Tabela 17 – Total da Variância explicada – 2000 a 2005.....	106
Tabela 18 – Matriz de componentes – 2000 a 2005.....	108
Tabela 19 – Medidas de ajuste do modelo 1.....	111
Tabela 20 – Coeficientes estimados do modelo 1.....	112
Tabela 21 – Tabela cruzada do modelo 1.....	115
Tabela 22 – Probabilidades do modelo 1.....	115
Tabela 23 – Medidas de ajuste do modelo 2.....	115
Tabela 24 – Coeficientes estimados do modelo 2.....	116
Tabela 25 – Tabela cruzada do modelo 2.....	117
Tabela 26 – Probabilidades do modelo 2.....	117
Tabela 27 – Medidas de ajuste do modelo 2 reestimado para variáveis significativas.....	118
Tabela 28 – Coeficientes do modelo 2 reestimado para as variáveis significativas.....	118
Tabela 29 – Tabela cruzada do modelo 2 reestimado para as variáveis significativas.....	118
Tabela 30 – Probabilidades do modelo 2 reestimado para as variáveis significativas.....	119
Tabela 31 – Medidas de ajuste modelo 1 <i>versus</i> modelo 3.....	119
Tabela 32 – Coeficientes estimados modelo 1 <i>versus</i> modelo 3.....	120
Tabela 33 – Medidas de ajuste modelo 2 <i>versus</i> modelo 4.....	121
Tabela 34 – Coeficientes estimados modelo 2 <i>versus</i> modelo 4.....	121
Tabela 35 – Medidas de ajuste do modelo 4 reestimado para variáveis significativas.....	122
Tabela 36 – Coeficientes do modelo 4 reestimado para as variáveis significativas.....	123
Tabela 37 – Tabela cruzada do modelo 4 reestimado para as variáveis significativas.....	123
Tabela 38 – Probabilidades do modelo 4 reestimado para as variáveis significativas.....	123

Tabela 39 – Coeficientes estimados do modelo 8	125
Tabela 40 – Coeficientes estimados do modelo 12	126
Tabela 41 – Coeficientes estimados do modelo 16	128
Tabela 42 – Coeficientes estimados do modelo 20	129
Tabela 43 – Coeficientes estimados do modelo 24	130
Tabela 44 – Coeficientes estimados do modelo 28	132
Tabela 45 – Coeficientes estimados ano a ano.....	133
Tabela 46 – Classificação de risco <i>versus</i> atraso 60 dias.....	137
Tabela 47 – Classificação de risco <i>versus</i> atraso 180 dias.....	137

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Variáveis quantitativas do estudo	69
Quadro 2 – Variáveis qualitativas ou dicotômicas do estudo	70
Quadro 3 – Variáveis dummies	71
Quadro 4 – Relação esperada entre variáveis quantitativas e dias de atraso	72
Quadro 5 – Relação esperada entre variáveis qualitativas e dias de atraso.....	73

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Multidimensionalidade do risco financeiro.....	41
Figura 2 – Ponto de corte do modelo de credit scoring.....	57

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Distribuição dos dados ano a ano	86
Gráfico 2 – Médias IDH para 2000	89
Gráfico 3 – Médias do tempo de existência da empresa para 2000.....	90
Gráfico 4 – Médias IDH para 2005	93

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS

LISTA DE QUADROS

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE GRÁFICOS

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Problema de pesquisa	19
1.2	Delimitação da pesquisa	23
1.3	Justificativa e relevância	23
1.4	Objetivos	26
1.4.1	Objetivo geral	26
1.4.2	Objetivos específicos	26
2	REVISÃO DE LITERATURA	27
2.1	Evolução dos estudos sobre previsão de insolvência de empresas	27
2.1.1	Evolução de estudos no Brasil	32
3	REFERENCIAL TEÓRICO	39
3.1	Crédito	39
3.2	Riscos financeiros.....	41
3.3	Classificação do risco de crédito – Rating.....	46
3.4	Análise de crédito.....	51
3.5	Mensuração de riscos de crédito.....	55
3.6	Modelos de credit scoring.....	56
3.7	Racionamento de crédito	61
3.8	Sistema financeiro nacional	63
4	METODOLOGIA DA PESQUISA	66
4.1	Tipo de pesquisa	66
4.2	Unidade de análise	67
4.3	Amostra e variáveis do estudo	68
4.4	Modelos analíticos	73
4.4.1	Análise fatorial	73
4.4.2	Modelo logit ordenado.....	80
5	RESULTADOS	84
5.1	Estatísticas descritivas das variáveis.....	84
5.1.1	Variáveis quantitativas	88
5.1.2	Variáveis Qualitativas.....	96
5.2	Análise fatorial	104
5.3	Modelo logit ordenado	109
5.4	Validação do modelo proposto.....	134
6	CONCLUSÃO	139
	REFERÊNCIAS	143
	ANEXOS	150
	Anexo I – Estatística descritiva das variáveis quantitativas ano a ano.....	150

Anexo I – Estatística descritiva das variáveis quantitativas ano a ano	150
Anexo II – Estatística descritiva das variáveis qualitativas ano a ano	157
Anexo III – Resultados dos testes de homogeneidade da variância	169
Anexo IV – Resultados da análise fatorial ano a ano	172

Anexo V – Resultados da regressão ordinal ano a ano
Anexo VI – Resultados da regressão binária ano a ano

178
214

1 INTRODUÇÃO

Um crescente número de modelos de previsão de insolvência de empresas tem surgido desde os anos de 1960. A identificação de empresas potenciais candidatas à falência e dificuldades financeiras constitui tema de interesse de vários agentes, dentre os quais se destacam: investidores, credores (principalmente bancos) e órgãos governamentais. Apesar da disponibilidade de vários modelos de previsão, ainda não há consenso sobre o modelo mais adequado, e tampouco quais variáveis são boas preditoras de dificuldades financeiras e de insolvência de empresas.

Quando uma instituição financeira concede crédito a determinada empresa, sempre há o risco de que a mesma não honre os pagamentos no prazo contratual combinado. Este risco é denominado “risco de crédito”. Assim, a decisão de crédito envolve a análise do potencial tomador, a mensuração do risco envolvido e, conseqüentemente, o *spread* a ser cobrado na operação.

De acordo com Chaia (2003), o crédito exerce importante função na dinâmica do processo econômico, visto que possibilita às empresas o aumento de seu nível de investimento e de atividade, além de estimular o consumo, aumentando, portanto, a demanda agregada. Ele também viabiliza a execução de projetos que não seriam possíveis apenas com recursos próprios das empresas. Ao mesmo tempo em que o crédito atua como fator fundamental para o desenvolvimento, a inexistência de metodologias eficazes na previsão da inadimplência e de mecanismos de controle no processo de concessão de crédito, segundo o autor, pode fazer com que a economia chegue a um processo de desaquecimento, devido à retração das fontes financiadoras (racionamento de crédito).

As empresas de micro e pequeno porte (MPEs) têm grande relevância econômica para o Brasil devido à sua capacidade de geração de emprego e renda. Segundo estudos do Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE), 2004, o crédito é fator determinante para o desempenho econômico-financeiro dessas empresas. Moraes (2006) afirma que no Brasil o volume de empréstimos nos últimos anos teve um aumento vigoroso, estimulado pela redução na taxa básica de juros. A ampliação do crédito no sistema bancário foi antecedida pela decisão do governo de aumentar a oferta de recursos para instituições de microfinanças¹ e para empresas de micro e pequeno porte nos bancos federais. Essa atuação mais agressiva dos bancos oficiais, segundo o autor, acirrou a concorrência com os bancos privados, contribuindo para o aumento da oferta de crédito.

Os resultados da pesquisa realizada por Moraes (2006) com os maiores bancos do país indicaram ainda que em 2003 as MPEs receberam apenas 13,6% do total de crédito a empresas de todos os portes em bancos privados. Já nos bancos públicos, esse número chegou a 40,3%, fato que, segundo o autor, deve-se aos repasses de programas governamentais.

Apesar do cenário de expansão da oferta, o acesso das MPEs ao crédito bancário ainda é bastante limitado, por diversos fatores. Os principais fatores apontados pelos bancos no levantamento realizado por Moraes (2006) tidos como dificultadores do acesso das MPEs a empréstimos e financiamentos são: falhas e vulnerabilidades típicas das empresas de pequeno porte, que aumentam a assimetria de informação e dificultam a avaliação da situação econômico-financeira

¹ “prestação de serviços financeiros/*stricto sensu* (bancos, financeiras, sociedades de crédito ao microempreendedor -SCM, e cooperativas) ou não (ONGs e OSCIPs), para indivíduos e empresas excluídas do sistema financeiro tradicional” (GOLDMARK *et al*, 2002, p. 15).

da empresa (informalidade, deficiências nos registros contábeis e deficiências gerenciais); sistema judiciário moroso, caro e que tende a beneficiar o devedor; condições macroeconômicas instáveis; e elevada necessidade de financiamento da dívida do setor público. Já os empresários apontam como principais barreiras ao acesso ao crédito: falta de garantias reais a oferecer; insuficiência de documentações; dificuldades de apresentar os documentos exigidos pelos bancos; e exigência de registros cadastrais negativos.

De acordo com Koteski (2004), alguns programas governamentais, embora de forma incipiente, têm por objetivo incentivar os empreendimentos de pequeno porte. O autor destaca o Programa Brasil Empreendedor, 1999—2002, que teve por objetivo contribuir para a geração de renda e manutenção e criação de postos de trabalho, através da capacitação gerencial e creditícia deste segmento. O programa visava, em parceria com o SEBRAE, à qualificação do pequeno empreendedor do ponto de vista técnico e de gestão, e o produto desse processo era um “Plano de Negócios”, que seria a própria proposta de crédito a ser submetida aos bancos oficiais participantes do programa (Caixa Econômica Federal, Banco do Brasil, Banco do Nordeste e Banco da Amazônia). No entanto, segundo Moraes (2005), a lógica de segurança bancária na análise do risco de crédito dificultou a obtenção do resultado esperado, que era a ampliação do acesso ao crédito de empresas que não eram clientes desses bancos.

McNulty e Davis (2005) *apud* Faria (2006) questionam os motivos que levam os bancos a concederem empréstimos às pequenas empresas, mesmo sabendo que os riscos envolvidos são elevados. O principal motivo levantado é o fato de que as margens de lucro com esses empréstimos excedem as auferidas no caso de empréstimos a grandes empresas. O segmento é também um importante nicho de

mercado para bancos cujo capital os impossibilita de conceder créditos de valor elevado. Sabe-se, porém, que as pequenas empresas estão mais sujeitas a pressões e apertos financeiros. Elas são as primeiras a sofrerem as conseqüências de desequilíbrios econômicos. Por isso, a seletividade é a chave para o sucesso nos créditos concedidos a pequenas empresas.

1.1 Problema de pesquisa

Nos últimos anos, ocorreram alterações importantes no mercado de crédito bancário no País. Segundo dados divulgados pelo Banco Central do Brasil (BACEN), a relação de empréstimos totais/PIB (Produto Interno Bruto), que era de 24,6% em junho de 2000, aumentou para 33,6% em novembro de 2007. O aumento da oferta de crédito começou no segundo semestre de 2003, impulsionado pela retomada do crescimento econômico, seguido pela redução da taxa básica de juros dos títulos da dívida pública federal (Selic). A redução dessa taxa sinalizou a diminuição dos ganhos dos bancos com recursos em tesouraria.

Segundo Moraes (2006), o crescimento da oferta de empréstimos visou especialmente os segmentos com elevado potencial de expansão e alto retorno financeiro, como é o caso de financiamento de bens de consumo, crédito para pessoas físicas e empréstimos para micro, pequenas e médias empresas. Apesar disso, o crédito bancário às micro e pequenas empresas ainda representa percentual muito baixo em relação às suas necessidades (SEBRAE, 2004).

A partir desse diagnóstico, Moraes (2006) realizou um levantamento das dificuldades de acesso das micro e pequenas empresas ao crédito com instituições

financeiras, públicas e privadas, e também com tomadores de crédito. A dificuldade principal relaciona-se à assimetria de informações entre ofertantes e demandantes de crédito, decorrentes da baixa transparência ou inadequação dos registros contábeis, da informalidade e das informações escassas sobre as dívidas contraídas com o mercado financeiro e fornecedores de bens e serviços. A falta de informações precisas sobre a situação operacional e econômico-financeira da empresa impede o credor de avaliar a capacidade do tomador de arcar com os compromissos a serem assumidos.

Uma das causas dessa falta de informações é a elevada informalidade na condução dos negócios, que leva à falta de documentação e de registros contábeis que reflitam a realidade da empresa. O subfaturamento, de acordo com o autor, resulta da conjunção de dois fatores: a) alta carga tributária; e b) existência de grande número de empresas concorrentes operando em situação fiscal informal. O valor do faturamento, por outro lado, constitui uma das principais informações para a análise do fluxo de caixa da empresa, e sua estimativa é feita, pela maioria dos bancos, a partir de documentos de arrecadação fiscal ou de movimento bancário. Dessa forma, as empresas que não declaram sua receita real acabam por receber recursos aquém de suas necessidades.

Outra dificuldade levantada pelo autor refere-se às altas taxas de mortalidade de pequenas empresas. Esse fato faz com que os bancos fiquem mais cautelosos e exijam um número mínimo de anos para que uma empresa possa se candidatar a um empréstimo, que pode variar de um até quatro anos. Os bancos associaram as altas taxas de mortalidade ao despreparo do empresário na abertura do negócio; à localização desfavorável; a erros no planejamento das necessidades de capital de giro; à aplicação de empréstimos de curto prazo em investimentos fixos e ao

endividamento com altas taxas de juros em linhas de crédito de curtíssimo prazo. Uma situação de risco comum apontada refere-se ao empresário que fecha uma empresa com pendências e abre outra em nome de terceiros, impedindo que o banco avalie a situação do real proprietário do negócio.

As deficiências do sistema judiciário no Brasil também foram apontadas como uma barreira de acesso ao crédito, uma vez que a lentidão nas decisões referentes à execução judicial das garantias e o elevado custo das cobranças judiciais aumentam os riscos e, conseqüentemente, os *spreads* nos empréstimos bancários, tanto para os bons como para os maus pagadores. O mecanismo mais eficaz apontado pelos bancos na solução de dívidas em atraso antes da cobrança judicial consiste no envio do nome do devedor aos registros negativos das centrais de informação de crédito, como a Centralização dos Serviços dos Bancos S.A (SERASA) e o Serviço de Proteção ao Crédito (SPC), fazendo com que o crédito do devedor inadimplente seja bloqueado no mercado, pressionando o mesmo a regularizar sua situação.

As deficiências administrativas dos micro e pequenos empreendedores também foram relatadas como um problema. Essas deficiências têm início na abertura da empresa, quando o empreendedor não realiza uma pesquisa de mercado e não faz um planejamento da necessidade de capital tanto para investimentos fixos como para capital de giro, passando rapidamente a depender de empréstimos bancários, geralmente de alto custo e curto prazo. Alguns entrevistados afirmaram que a inadequação das informações contábeis e a insuficiência de informações e documentos relacionados ao negócio refletem a baixa importância que os empresários dão a aspectos essenciais de gestão. Em grande parte dos casos, faltam adequado acompanhamento das finanças da empresa e conhecimento das margens de lucro, do custo e da rentabilidade dos produtos e dos serviços

oferecidos. Estas deficiências, para o autor, poderiam ser sanadas com cursos de capacitação gerencial.

A falta de planejamento financeiro leva à incapacidade da empresa de suportar os períodos de desencaixe, no qual o prazo de recebimento das vendas é superior ao prazo de realização das despesas. Essa situação ainda é agravada pela prática bastante comum de contração de empréstimos de curto prazo para a realização de investimentos de longo prazo de maturação.

Nesse contexto de assimetria de informação, a dificuldade de avaliação do risco de crédito destinado ao segmento de micro e pequenas empresas atua como fator limitador do acesso destas ao crédito. A dificuldade de acesso a informações referentes às MPEs prejudica a avaliação da sua situação operacional e econômico-financeira. Mesmo quando as empresas apresentam essas informações e demais documentos exigidos pelos bancos, o alto nível de informalidade e as deficiências nos registros contábeis aumentam a assimetria de informações entre a empresa e o banco, impedindo a avaliação precisa do risco de crédito envolvido nessas operações.

Dada a importância das micro e pequenas empresas no Brasil, a presente pesquisa buscará responder ao seguinte problema:

Analisando-se a carteira de crédito liberado para micro e pequenas empresas no período de 2000 a 2006 por determinada instituição financeira, quais características são estatisticamente relevantes para serem incorporadas a um modelo de classificação de risco?

A presente pesquisa buscará aprofundar a investigação iniciada por Guimarães (2002), abordando não só a identificação das características relevantes

para prevenir a inadimplência, mas também o desenvolvimento de um modelo de classificação de risco que incorpore essas variáveis. Será objeto de estudo uma amostra de micro e pequenas empresas financiadas por uma instituição financeira a partir de uma linha de crédito específica para esse segmento de empresas.

1.2 Delimitação da pesquisa

Este estudo está circunscrito à amostra de micro e pequenas empresas pesquisadas, aos dados fornecidos por elas no momento da concessão do crédito e disponíveis no banco de dados da instituição financeira na qual o mesmo será realizado e ao espaço temporal abrangido.

1.3 Justificativa e relevância

As micro e pequenas empresas, segundo Koteski (2004) constituem um dos principais pilares da economia brasileira, por dois motivos: a) pela grande capacidade de gerar empregos; b) pelo número de estabelecimentos espalhados geograficamente. Não obstante, o acesso ao crédito bancário ainda é bastante limitado, devido a vários aspectos, como: elevado índice de informalidade; inadequação das informações contábeis; e falta de garantias a oferecer. Ao mesmo tempo, o crédito é fator determinante para o desempenho econômico-financeiro dessas empresas. Assim, é de grande relevância para o desenvolvimento destas empresas e dos sistemas de crédito a elas relacionadas que se realizem estudos voltados à construção de modelos de classificação para a concessão de crédito a micro e pequenas empresas.

De acordo com Moraes (2006), as empresas de pequeno porte vêm apresentando importância crescente na economia brasileira. As micro e pequenas empresas, segundo dados de 2003, resumidos na tabela 1, eram responsáveis por 54,6% do total da mão-de-obra ocupada na indústria, na construção, no comércio e nos serviços, e também por 23,9% dos salários e rendimentos pagos pelas empresas desses setores. Em unidades, elas representam 99% das 5,13 milhões de firmas em operação.

Tabela 1 – Indicadores das empresas industriais, comerciais e de serviços no Brasil – 2003

Indicador	Porte da empresa, por número de pessoas ocupadas				Total
	Micro (1 - 9)	Pequena (10 - 49)	Média (50 - 249)	Grande (250 e mais)	
Número de empresas	4.757.909	325.789	41.842	9.294	5.134.834
Pessoas ocupadas	9.625.748	5.905.691	4.075.998	8.847.567	28.455.004
Pessoas por empresa	2	18	97	951	1.068
Total de salários pagos (em R\$ bilhões de 2003)	22,1	36,2	41,4	144,5	244

Fonte: Moraes (2006): Construída a partir de dados do IBGE – Cadastro Central de Empresas

Para avaliar o comportamento no longo prazo, Moraes (2006) comparou os mesmos dados para o período 1996—2003, tendo chegado a resultados que corroboram a importância econômica e social das micro e pequenas empresas:

As microempresas em atividade passaram de 2,9 milhões para 4,8 milhões de unidades, e o número de pessoas que empregam evoluiu de 6,4 milhões para 9,6 milhões. O total de salários e rendimentos gerados passou de R\$ 13,5 bilhões para R\$ 22,1 bilhões, em termos reais. Nas pequenas empresas os resultados foram também significativos: 117 mil novas empresas surgiram (de 209 mil para 326 mil), o número de ocupações passou de 3,9 milhões para 5,9 milhões, e os rendimentos pagos, de R\$ 25,1 bilhões para R\$ 36,2 bilhões. (MORAIS, 2006 p11)

Em relação ao número de empresas criadas, segundo Moraes (2006), dados sobre os registros anuais de firmas nas juntas comerciais em todo o País mostram que das empresas criadas por ano no período de 1998—2004 cerca de 99,8% compõem-se de unidades de micro, pequeno e médio porte.

Segundo Koteski (2004), o segmento representa 25% do Produto Interno Bruto (PIB), gera 14 milhões de empregos e representa 99% dos 6 milhões de estabelecimentos formais existentes. Além disso, destaca-se o papel das micro e pequenas empresas como firmas exportadoras, respondendo em 2001 por 12% das exportações nacionais.

A assimetria de informação, no caso de micro e pequenas empresas, é potencializada pelo alto nível de informalidade e pela precariedade ou inexistência de informações contábeis, o que dificulta bastante a avaliação do seu risco de crédito. Isso faz com que os custos operacionais de créditos de baixo valor sejam altos proporcionalmente ao valor dessas operações. Ademais, segundo Eifert (2003), o prejuízo nas operações de crédito não se dá apenas quando a empresa está falida, mas se inicia no instante em que a empresa deixa de honrar seus compromissos, independentemente do motivo.

Segundo Bedê (2004), o índice de mortalidade de empresas com até cinco anos de atividade chega a 60%, bastante elevada frente em relação aos padrões internacionais. O autor destaca ainda que, diante da dificuldade de obtenção de financiamento em bancos para empreendimentos nessa fase inicial, cerca de 90% das MPEs contam com recursos próprios para a etapa de implantação de seu negócio. Segundo ele, os problemas decorrentes da falta de capitalização das empresas recém-abertas é uma das causas de sua mortalidade precoce. Daí a razão de a concessão de financiamento ser particularmente relevante nesta fase inicial do empreendimento, por ser a mais arriscada, ao lado de um bom planejamento e de uma gestão financeira segura.

No caso de empresas já em funcionamento, as principais fontes de recursos financeiros, segundo Bedê (2004), consistem em: negociação de prazos com

fornecedores (66%); uso de cheque pré-datado (45%); cheque especial e cartão de crédito (29%); e desconto de títulos de crédito (13%), principalmente cheques e duplicatas. Apenas 12% dessas empresas utilizam empréstimos em bancos oficiais e 10% em bancos privados. O autor destaca que o número de empresas consolidadas que utiliza como fonte de financiamento empréstimos bancários tem crescido nos últimos anos, mas ainda de forma tímida.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo geral

Nesse contexto, o presente trabalho tem por objetivo identificar as variáveis relevantes para prevenir atrasos nos pagamentos de financiamentos e incorporá-las a um modelo de classificação de risco para a concessão de crédito a MPEs. O trabalho se justifica pela importância econômica e social dessas empresas, principais responsáveis pela geração de emprego e renda no Brasil.

1.4.2 Objetivos específicos

- ✓ Analisar a carteira de financiamentos liberados para MPEs por determinada instituição financeira no período de 2000 a 2006;
- ✓ Identificar relações entre atrasos nos pagamentos e as características das MPEs;
- ✓ Construir um modelo de classificação de risco para a concessão de crédito a MPEs que incorpore as características identificadas como relevantes;

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Evolução dos estudos sobre previsão de insolvência de empresas

Apesar da ausência de uma teoria unificada sobre modelos para a previsão da falência de empresas, existe uma infinidade de métodos empíricos com esse objetivo. Desde a década de 1920, vários pesquisadores têm se dedicado a estudos que tentam identificar índices ou um conjunto de índices que melhor predigam a falência de empresas (ROBERTSON, 1991).

A falência² de determinada empresa ocorre quando o fluxo de caixa realizado somado à expectativa de fluxos futuros é insuficiente para honrar as obrigações da empresa. Tal conceito oferece alguns indícios para os modelos empíricos de previsão de falência das empresas, por exemplo: as variáveis do modelo devem estar relacionadas às propriedades do fluxo de caixa, em combinação com as obrigações financeiras e o valor da empresa (WESTGAARD e WIJST, 2001).

Os primeiros estudos (BEAVER, 1966 e ALTMAN, 1968) basearam-se, fundamentalmente, em técnicas estatísticas classificatórias, especialmente análise discriminante múltipla. Posteriormente, foram introduzidas técnicas analíticas, a exemplo dos modelos *logit* e *probit* (MARTIN, 1977 e OHLSON, 1980), particionamento recursivo (FRYDMAN *et al.*, 1985), escala multidimensional (MOLINERO e EZZAMEL, 1991), teoria da catástrofe (GREGORY *et al.*, 1991), redes neurais (TAM, 1991), modelo *logit* multinomial (JOHNSEN e MELICHER, 1994) e

² O conceito de falência utilizado neste estudo é sinônimo de “dificuldades financeiras” (*financial distress*), traduzidas em termos de atraso no pagamento das prestações do financiamento, não sendo o mesmo conceito utilizado pela Lei 11.101/2005, a Nova Lei de Falências, segundo a qual a falência é o processo que, pelo afastamento do devedor de suas atividades, visa a preservar e otimizar a utilização produtiva dos bens, ativos e recursos produtivos, inclusive os intangíveis da empresa.

sistemas multicritério de apoio à decisão (DIMITRAS *et al.*, 1996 e ZOPOUNIDIS e DOUMPOS, 1999).

Beaver (1966) buscou testar o *status quo* dos índices financeiros como ferramenta importante na previsão de eventos relevantes. As premissas utilizadas são: as informações contábeis podem ser avaliadas em termos de sua utilidade; e essa utilidade pode ser traduzida em termos de capacidade de previsão. O estudo envolveu cada índice selecionado, de forma isolada, e analisou e comparou os índices financeiros do período de cinco anos para dois grupos de empresas: falidas; e não-falidas. As conclusões apontaram uma clara deterioração dos índices com a aproximação da falência das empresas. O índice *geração de caixa/dívida total* apresentou ótimo poder discriminatório. Já o poder preditivo do índice *liquidez corrente* apresentou-se bastante fraco. Além disso, segundo Beaver (1966), os índices não discriminam com o mesmo sucesso as empresas falidas e as não-falidas, na medida em que estas são mais facilmente discriminadas de forma correta que aquelas.

Altman (1968) admite a dificuldade de se chegar a um consenso sobre a importância relativa dos tradicionais índices financeiros. Ele descreve como utilizou a análise discriminante para desenvolver um modelo baseado em índices financeiros para prever a falência das empresas. A amostra utilizada foi composta de 66 empresas, sendo 33 falidas e 33 saudáveis. As variáveis foram classificadas em cinco categorias: liquidez, lucratividade, alavancagem financeira, solvência e atividade. O modelo final consiste em um escore (Z) baseado na soma dos produtos dos cinco índices com seus respectivos pesos. Os índices utilizados por Altman (1968) foram: 1) *capital circulante líquido/ total de ativos*; 2) *lucros retidos/ total de ativos*; 3) *lucro antes de juros e impostos/ total de ativos*; 4) *valor de mercado da*

empresa/ valor total das dívidas (de curto e de longo prazo); 5) *valor das vendas/ total do ativo*. O escore de corte foi identificado como sendo 1,81 ou menos para empresas com elevada probabilidade de falência; 3 ou mais para empresas com baixa probabilidade de falência; e entre 1,81 e 2,99 para empresas cuja classificação é incerta.

Segundo Robertson e Mills (1991), o trabalho de Altman (1968) foi um marco dos estudos sobre o tema, pois impulsionou as pesquisas quando publicou, com detalhes, um modelo de análise discriminante, considerada até então uma técnica estatística avançada para a época. Dessa forma, segundo o autor, desde 1968 muitos trabalhos similares, com pequenas modificações em relação à maneira de selecionar as empresas ou os índices financeiros, foram publicados em diversos países. O modelo original de 1968 foi adaptado pelo próprio autor inúmeras vezes. No entanto, nenhum desses trabalhos conseguiu atingir o difícil objetivo de elaborar um modelo que separe as empresas que vão falir daquelas que podem falir.

Apesar da popularidade do modelo desenvolvido por Altman (1968), Robertson e Mills (1991) reconhecem nele alguns problemas: não pode ser extrapolado para setores diferentes daquele para o qual foi desenvolvido e não é válido para prever tendências de períodos diferentes daquele abrangido pelos dados. Os autores também criticam a mudança arbitrária do ponto de corte feita por alguns pesquisadores, bem como a mudança de especificação dos índices do modelo.

O trabalho de Ohlson (1980) é similar aos estudos anteriores, a não ser pela metodologia utilizada, que se baseia na estimação de máxima verossimilhança do modelo logit condicional. Segundo o autor, o uso dessa metodologia evitaria os problemas envolvidos na análise discriminante, que até então era a técnica mais popular para os estudos de previsão de insolvência de empresas. O problema

fundamental de estimação poderia, segundo Ohlson (1980), ser reduzido a uma única pergunta: Dado que pertença a uma determinada população, qual é a probabilidade de que uma firma venha a falir em dado horizonte de tempo? Nenhum pressuposto precisa ser feito sobre a probabilidade de falência ou sobre a distribuição dos fatores usados como preditores. A significância dos diferentes fatores é obtida pela teoria assintótica. Os dados utilizados na pesquisa de Ohlson (1980) abrangeram o período 1970—1976, para uma amostra de 105 empresas falidas e 2058 empresas não-falidas. As principais conclusões identificaram quatro fatores que afetam significativamente a probabilidade de falência (no período de um ano): o tamanho da empresa; estrutura financeira da empresa (expressa por um índice de alavancagem); desempenho da empresa, (expressa por um índice de desempenho operacional); e liquidez corrente.

A partir de então, alguns trabalhos foram desenvolvidos buscando comparar os diferentes modelos estatísticos utilizados, especialmente a análise discriminante e o modelo *logit*. Wiginton (1980), por exemplo, desenvolveu um trabalho com o objetivo de fazer uma comparação entre modelos estatísticos para prever a qualidade do crédito ao consumidor a partir de dados do departamento de crédito de uma companhia de petróleo no período 1967—1969. Com base na política de crédito da empresa, foram selecionados oito fatores, divididos em duas categorias: a) fatores demográficos: *número de dependentes, imóvel residencial próprio ou alugado, mudou-se no último ano, usa o veículo para o trabalho e usa veículo para o lazer*, e b) fatores econômicos: *setor da empresa na qual trabalha, cargo e tempo de emprego*. Esses fatores foram usados para estimar os modelos *logit* e discriminante, que, posteriormente, tiveram seus resultados comparados. Apurou-se que a estimação dos parâmetros por máxima verossimilhança do modelo *logit* foi melhor

que a dos resultados obtidos com o modelo discriminante linear. No entanto, nenhum desses modelos mostrou-se adequado para auxiliar na decisão de concessão de crédito.

Nas décadas de 1980 e 1990, outros modelos de previsão de insolvência de empresas foram desenvolvidos, tais como: particionamento recursivo (MARAIS *et al.*, 1984), análise de sobrevivência (LANE *et al.*, 1986), programação matemática (GUPTA *et al.*, 1990) e redes neurais (BELL *et al.*, 1990 e ALMEIDA e SIQUEIRA, 1997).

Segundo Westgaard e Wijst (2001), embora todos esses estudos tenham tido sucesso em algum aspecto, alguns problemas permanecem sem solução, especialmente em relação à validade inter-setorial e inter-temporal dos seus resultados. Além disso, mesmo após tantos anos de estudos sobre o tema, ainda não há um consenso sobre quais índices são bons para prever a falência das empresas. Uma desvantagem comum a todos esses modelos é que eles não consideram as mudanças em fatores de risco exógenos, levando à instabilidade temporal. Alguns estudos (LAWRENCE *et al.*, 1992 e VERMEULEN *et al.*, 1998) buscaram incorporar esses fatores em seus modelos, permitindo uma análise do processo de falência sob diferentes cenários em termos de mudanças nos fatores macroeconômicos.

Devido ao crescente interesse de vários agentes na previsão da insolvência das empresas, dentre os quais se destacam órgãos reguladores, instituições financeiras e agências de precificação de títulos e derivativos, o desenvolvimento contínuo de modelos de previsão de insolvência mais ricos conceitualmente e mais acurados é de grande importância (JONES E HENSHER, 2004). Apesar da vasta literatura sobre o tema surgida nas quatro últimas décadas, técnicas de modelagem

inovadoras têm tido um desenvolvimento bastante lento. Segundo Jones e Hensher (2004), a maior parte dos trabalhos baseia-se em técnicas relativamente simples, como análise discriminante múltipla, *logit* ou *probit* binários e modelos *logit* multinomial rudimentares. Segundo esses autores, a maior limitação da literatura sobre previsão da inadimplência é não ter reconhecido os principais progressos na modelagem de escolhas discretas nos últimos quinze anos. O estudo de Jones e Hensher (2004) busca avançar nesse sentido explicando a superioridade teórica e empírica do modelo *logit* misto, que permite relaxar a rígida premissa associada ao erro, que deve ser aleatório, independente e identicamente distribuído. O resultado da pesquisa demonstrou a superioridade desse modelo em relação ao modelo *logit* multinomial.

2.1.1 Evolução de estudos no Brasil

Segundo Kassai (2002), o estudo pioneiro no Brasil aplicando análise discriminante com o objetivo de avaliar o risco de insolvência foi desenvolvido por Kanitz (1974), que originou o chamado “termômetro de insolvência” publicado em seu livro em 1978. A partir de cinco índices extraídos das demonstrações contábeis, ele elaborou uma equação matemática, utilizando técnica de regressão múltipla e análise discriminante. O estudo foi baseado em uma amostra composta por 30 empresas, sendo 15 empresas classificadas como falidas e 15 empresas classificadas como “saudáveis”.

Kanitz (1976) também realizou um estudo sobre o tema a partir da utilização de teste de hipóteses. Analisou-se uma amostra aleatória composta de 42 empresas, sendo 21 empresas falidas e 21 empresas “saudáveis”. Foram coletadas as

informações contábeis para os dois anos precedentes à falência e calculados 516 índices. Aplicou-se, então, o teste de significância das médias para selecionar os índices que melhor discriminassem entre os dois grupos. O estudo relacionou 81 índices que se mostraram significativos a 5%.

Elizabetsky (1976) *apud* Silva (1997) desenvolveu um modelo estatístico baseado em análise discriminante com o objetivo de padronizar o processo de avaliação e concessão de crédito a pessoas físicas e jurídicas. Foi utilizada uma amostra de 373 empresas do setor de confecções, sendo 274 empresas classificadas como boas e 99 como ruins. O atraso ou não nos pagamentos foi o critério utilizado para classificar as empresas entre os dois grupos.

Altman *et al.* (1979) replicaram em empresas brasileiras o modelo desenvolvido nos Estados Unidos por Altman (1968) utilizando análise discriminante a uma amostra de 58 empresas, sendo 35 saudáveis e 23 falidas ou com problemas financeiros. Os resultados evidenciaram que o modelo discriminou corretamente 88% das empresas com os dados de um ano antes da falência e 78% com os dados de três anos antes.

Outros modelos utilizando análise discriminante aplicados a empresas brasileiras foram desenvolvidos por muitos outros autores, tais como: Matias (1978), Silva (2001) e Lima (2003). Matias (1978) desenvolveu um modelo discriminante utilizando uma amostra de 100 empresas, sendo metade delas classificadas como insolventes e a outra metade como solventes. O modelo apresentou acerto de 88% para as empresas solventes e 90% para empresas insolventes. No estudo de Silva (2001), a amostra foi composta de 419 empresas, comerciais e industriais, e foram utilizados 85 índices financeiros extraídos dos balanços contábeis. O modelo apresentou acerto de 90% para empresas solventes e 86% para empresas

insolventes. Este estudo difere dos demais por ter criado dois modelos: um para empresas comerciais e outro para empresas industriais. Lima (2003) desenvolveu um modelo discriminante a partir de uma amostra de 40 empresas, sendo 20 consideradas adimplentes e 20 inadimplentes, com faturamento de até R\$1,2 milhões. Foram utilizados três indicadores: primeiro, relação entre o valor do financiamento e o faturamento mensal projetado; segundo, relação entre idade da empresa e prazo total do financiamento; terceiro, capacidade de cobertura das dívidas e dos juros a partir da projeção de geração de caixa. O modelo mostrou-se pertinente para a avaliação de risco de micro e pequenas empresas.

Um modelo utilizando análise de regressão logística para prever a insolvência bancária foi realizado por Matias e Siqueira (1996).

Assim como no exterior, a partir da década de 1990 metodologias mais avançadas, como as redes neurais artificiais começaram a ser utilizadas com o propósito de previsão de falência. Segundo Almeida e Dumontier (1996), o uso de técnicas de representação do conhecimento sobre avaliação de riscos de inadimplência, como é o caso das redes neurais artificiais, as quais são inspiradas em princípios associativos e na capacidade de aprendizagem da memória, é interessante, pois permite tratar não apenas os dados quantitativos, mas também os qualitativos. Além disso, as redes neurais têm capacidade de tratar dados incompletos e com distorções e produzir resultados satisfatórios. Os autores discutem o uso de redes neurais para a avaliação de riscos de inadimplência, por meio de um método estruturado de exploração de redes neurais, considerando o setor francês de transporte. No entanto, o resultado obtido pelos autores não apontou superioridade significativa das redes neurais em relação à regressão logística.

Já Almeida e Siqueira (1997) realizaram estudo em que compararam o uso de redes neurais com o uso de regressão logística para a previsão de falência de bancos brasileiros. Eles também não conseguiram demonstrar a superioridade das redes neurais em relação à classificação dos bancos solventes e insolventes, mas destacaram a vantagem de utilização desta metodologia no caso de informações incompletas, o que não pode ser feito no caso da regressão logística.

Gimenes e Uribe-Opazo (2001) realizaram estudo com o objetivo descrever e analisar comparativamente dois modelos de previsão de insolvência para o setor cooperativista agropecuário do estado do Paraná. Para a construção dos modelos de previsão de insolvência, utilizaram análise discriminante e regressão logística. Concluíram que para as sociedades cooperativas há uma relação estatística importante entre os índices financeiros e seu grau de insolvência. Na classificação de cooperativas insolventes, o modelo discriminante apresentou acerto de 75%, contra 50% da regressão logística. Já na classificação de cooperativas solventes a regressão logística apresentou um nível de acerto de 96,16% contra 92,3% do modelo discriminante. Além disso, constataram que o modelo discriminante apresentou desempenho superior na sua capacidade de prever situações de insolvência em relação à minimização do erro tipo I (classificar como solvente uma cooperativa insolvente) associado à previsão.

Dada a importância das MPEs para o desenvolvimento econômico e social e as particularidades do processo de concessão de crédito a este segmento, alguns estudos têm sido desenvolvidos nos últimos anos sobre a concessão de crédito às MPEs. Dentre esses trabalhos, tem-se o de Guimarães (2002), no qual se busca verificar a existência de uma relação entre as características mais relevantes dos empreendedores e dos seus empreendimentos, de um lado, e a inadimplência nas

operações de crédito concedidas pelo Banco de Desenvolvimento de Minas Gerais (BDMG) no âmbito do Programa Geraminas no período 1998—2001. Para isso, fez-se uso de técnicas estatísticas de análise discriminante e de regressão logística. Neste estudo, a inadimplência foi definida como atraso igual ou superior a 180 dias. A pesquisa de Guimarães (2002) abrangeu o período de 1998 a 2001 e contou com uma amostra de 2.001 processos de financiamentos, sendo 84,95% deles classificados como adimplentes e 15,04% como inadimplentes. Embora seus resultados não tenham sido significativos quanto à classificação das empresas, ao menos indicaram que as variáveis relativas à *proporção do faturamento no financiamento e valor dos bens do avalista* são relevantes para predizer ou classificar uma empresa como adimplente e inadimplente. O autor concluiu pelo reconhecimento da existência de outras características além das tratadas em sua pesquisa, que poderiam contribuir para o sucesso ou insucesso de uma operação de crédito às micro e pequenas empresas, deixando esse problema como sugestão para pesquisas futuras.

Raymundo (2002) realizou um estudo visando identificar os fatores considerados para a determinação do volume de crédito a ser concedido pelos bancos às micro e pequenas empresas. Utilizou-se uma pesquisa de campo para comparar a política de crédito nesse segmento do Banco do Brasil com a dos outros bancos que atuavam na cidade de Maringá-PR. Os resultados demonstraram que o principal fator considerado para a determinação do risco do cliente e do limite de crédito a ser concedido é o caráter do proponente. Constatado que o proponente foi bem conceituado em relação ao caráter, outro item importante é o nível de faturamento da empresa. Os dados da pesquisa revelaram que os principais fatores considerados pelos bancos para definir o risco de crédito do cliente são: *tempo de*

vida da empresa; bens em nome da empresa ou de sócios; e tempo de relacionamento com o banco. Outros fatores que poderiam influenciar o risco do cliente, mas que apresentaram baixa significância estatística foram: *grau de concentração das vendas em poucos clientes; utilização de imóvel alugado; e nível de informatização.* Os resultados demonstraram que as diferenças entre as políticas de crédito das diversas instituições financeiras para esse segmento são pequenas.

Eifert (2003) fez uma revisão dos principais estudos sobre previsão de falência realizados no Brasil e no exterior³, em que destacou a predominância do uso de métodos de análise discriminante linear e regressão logística. A tabela 2 mostra os estudos desenvolvidos no Brasil.

Tabela 2 – Modelos de previsão de falência desenvolvidos no Brasil

Autor	Ano	Método Utilizado	Amostra	
			Solventes	Insolventes
Kanitz	1976	Teste de Hipoteses	21	21
Elizabetsky	1976	ADL	274	99
Kanitz	1978	ADL	15	15
Altman, Baidya e Dias	1979	ADL	35	23
Almeida e Dumontier	1996	RN e logit	2338	76
Almeida e Siqueira	1996	RN e logit	27	27
Adamowicz	2000	ADL e RN	118	18
Gimenez e Uribe-Opazo	2001	ADL e logit	26	8
Lachtermacher e Espenchitt	2001	RN e ADL	Não informado	Não informado
Horta e Carvalho	2002	ADL e logit	55	21
Lima	2002	ADL e logit	118	18
Minussi, Damacena e Ness Jr.	2002	Logit	168	155
Pereira e Ness Jr.	2003	Logit	36	25
Bertucci et al	2003	ADL e logit	452	301
Eifert	2003	ADL e logit	30	21

ADL: análise discriminante linear; RN: redes neurais

Fonte: Eifert (2003, p. 47)

Mário (2002) faz uma análise retrospectiva dos estudos sobre previsão de insolvência de empresas desenvolvida no Brasil. A partir da análise do poder discriminatório dos modelos desenvolvidos a partir da década de 1970 e dos principais indicadores de cada um deles criou-se um modelo misto. Este modelo foi

³ Para mais detalhes, ver Eifert (2003, p. 32 -52)

aplicado a uma amostra de empresas mineiras que solicitaram concordata com o objetivo de avaliar se as empresas em concordata teriam ou não condição de suplantá-la. Os resultados mostraram que o uso da análise discriminante pode ser útil como apoio à tomada de decisão (deferir ou não a concordata).

Eifert (2003) realizou um estudo com uma amostra de empresas da indústria de transformação clientes de uma instituição financeira que receberam financiamento no período 1996—1997, com o objetivo de prognosticar a ocorrência da inadimplência com as informações disponíveis no momento de concessão do crédito (três últimos demonstrativos contábeis). Para isso, o autor utilizou análise discriminante e regressão logística. Os resultados apresentados demonstram que as empresas que vieram a inadimplir eram menos lucrativas e apresentavam maiores despesas financeiras como consequência do desequilíbrio entre fontes e aplicações de recursos e estrutura de capital deficiente.

Braga e Gonçalves (2006) utilizaram um modelo de regressão *logit* multinomial para verificar, a partir de indicadores financeiros, se as cooperativas de economia e de crédito mútuo de Minas Gerais estavam em risco de liquidez e quais os determinantes deste risco. O período de análise foi de 2003 a 2005 e as cooperativas foram divididas em cinco grupos, de acordo com o risco de liquidez: muito baixo, baixo, médio, alto e muito alto. Os resultados indicaram que o risco de liquidez está positivamente correlacionado com o indicador de utilização de capital de terceiros e com o indicador de provisionamento e negativamente correlacionado com o indicador depósito total/operações de crédito e logaritmo dos ativos totais.

Outros estudos, como Krauter *et al* (2006), apresentam uma proposta de análise qualitativa de aspectos relacionados à governança corporativa como complemento da análise quantitativa de previsão de insolvência.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Crédito

O conceito de crédito, segundo Silva (1997), consiste na entrega de um valor presente, sob a forma de empréstimo ou financiamento, mediante uma promessa de pagamento numa data futura, tendo como retribuição determinada taxa de juros. Isso implica o risco de que a promessa não seja cumprida. Assim, a decisão do crédito envolve vários elementos, conhecidos como “os Cs do crédito”, que, segundo Securato (2002), constituem as bases dos modelos de crédito. São eles: *caráter*, *capacidade*, *capital*, *colateral* e *condições*.

Segundo Schrickel (1997 p. 47), “Tendo por base a confiança, a concessão de crédito também é baseada em dois elementos fundamentais: a) a vontade do devedor de liquidar suas obrigações dentro das normas contratuais estabelecidas; e b) a habilidade do devedor de assim fazê-lo”.

O autor destaca que a vontade de pagar pode ser chamada de *caráter* e que a habilidade de fazê-lo está relacionada a três outras dimensões: *capacidade*, *capital* e *condições*. Estes são os 4 Cs do crédito. O quinto C, segundo Schrickel (1997), relaciona-se à incerteza em relação à capacidade plena, sendo denominado *colateral*, o qual “pode vir à tona quando os “C” financeiros não dão sustentação de *per si* para o crédito almejado”. (SCHRICKEL, 1997 p. 48).

Segundo Schrickel (1997), independente do valor, *caráter* é o mais importante “C” para a avaliação de uma proposta de concessão de crédito. “Se o caráter for inaceitável, por certo todos os demais “C” também estarão potencialmente comprometidos, eis que sua credibilidade será, também e por certo, questionável”

(SCHRICKEL, 1997 p. 50). Para o autor, este elemento se relaciona à determinação do tomador em cumprir suas obrigações contratuais. Para avaliar o caráter do tomador, devem-se pesquisar detalhadamente seus antecedentes quanto ao relacionamento com o mercado e com a instituição. De acordo com Guimarães (2002), é ainda mais importante pesquisar o caráter no caso de micro e pequenas empresas, pois não há uma separação clara do patrimônio da empresa e do empresário.

Capacidade refere-se à habilidade de pagar. Segundo o autor, há uma área obscura entre *caráter* e *capacidade*, pois o tomador pode ser honesto (*caráter*), ter vontade de cumprir suas obrigações, porém não o fazer por falta de habilidade. Neste caso, sua vontade perde o valor.

A idéia de *capital* abrange toda a estrutura econômico-financeira da empresa. O autor destaca que é importante verificar o montante de recursos próprios investido pelos proprietários, pois o fato de investirem na empresa quando têm disponíveis alternativas de aplicação de recursos no mercado denota confiança no negócio.

As *condições* estão relacionadas a fatores externos, econômicos e setoriais, que podem contribuir para aumentar ou diminuir o risco do cliente. Para o autor, os emprestadores tendem a ser mais liberais em momentos de crescimento econômico e mais restritivos em momentos de depressão ou recessão. Além disso, ele destaca que os riscos são maiores quando as empresas tomadoras pertencem a setores de concorrência acirrada ou quando são recentes.

Colateral é um termo inglês que significa “garantia”, devendo ser necessariamente algo tangível. Este elemento serve para equilibrar ou atenuar eventuais impactos negativos decorrentes do enfraquecimento de um desses três elementos: *capacidade*, *capital* e *condições*. Assim, ele serve para compensar a

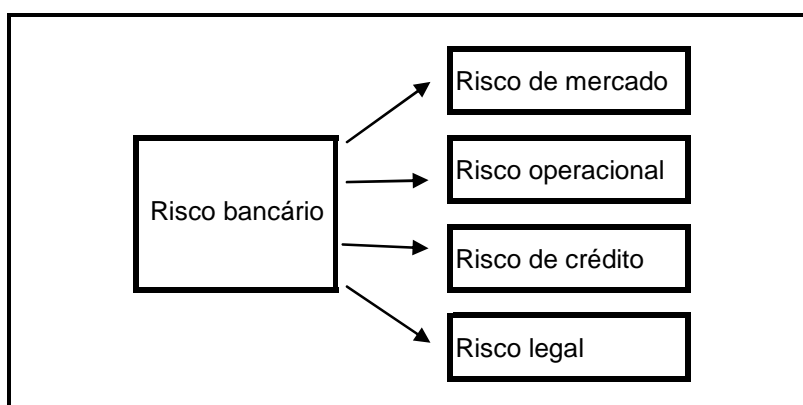
elevação de risco decorrente das incertezas futuras em relação ao cumprimento das obrigações pactuadas.

Ainda para outros autores, como Silva (1997), há mais uma dimensão a ser considerada, que seria o sexto C do crédito, que é o conglomerado. Refere-se ao conjunto de empresas que participam de um mesmo grupo econômico. Segundo o autor, não basta apenas conhecer a situação de uma empresa específica que esteja pleiteando crédito, é preciso conhecer também sua controladora, suas controladas e coligadas para formar um conceito sobre a solidez do conglomerado.

3.2 Riscos financeiros

Segundo Duarte Jr. (2003), o risco está presente no dia-a-dia de qualquer investimento, seja ele financeiro ou não. O conceito de risco é definido como uma medida de incerteza associada aos retornos esperados de ativos. De acordo com este autor, o risco financeiro é multidimensional e pode ser dividido em quatro grandes grupos: risco de mercado; risco operacional; risco de crédito; e risco legal.

Figura 1 – Multidimensionalidade do risco financeiro



Fonte: Adaptada pela autora a partir de Duarte Jr. (2003).

Duarte Jr. (2003) define risco de mercado como uma medida de incerteza relacionada aos retornos esperados de um investimento em decorrência de variações em fatores de mercado, como taxas de juros, taxas de câmbio, preços de *commodities* e ações. O risco operacional, segundo o mesmo autor, seria uma medida das possíveis perdas em uma instituição caso seus sistemas, práticas e medidas de controle não sejam capazes de resistir à falhas humanas ou a situações adversas de mercado. Já o risco de crédito seria uma medida das possíveis perdas de uma instituição caso uma contraparte em um contrato tenha alterada sua capacidade de honrar suas obrigações. A situação de inadimplência, em que a contraparte não pode – ou não quer – cumprir suas obrigações contratuais é o caso extremo em que o banco perde todo o valor de mercado da sua posição ou, o que é mais comum, a parte do valor que não puder recuperar. O risco legal, por sua vez, é definido como uma medida das possíveis perdas caso os contratos não possam ser amparados legalmente por falta de representatividade do negociador, por documentação insuficiente, insolvência ou ilegalidade.

O risco de crédito é consequência de uma transação financeira contratada entre um fornecedor de fundos e um usuário desses fundos e pode ser definido como a probabilidade de a contraparte de um empréstimo ou operação financeira não cumprir suas obrigações contratuais. A perda decorrente deste risco pode acontecer de duas formas: *Risco de Default* – quando a contraparte deixa de honrar o contrato, gerando a perda do valor de face do empréstimo menos uma taxa de recuperação, e *Risco de Spread* – este decorre de alterações na classificação do risco da contraparte, alterando o valor de mercado do empréstimo (CAOINETTE *et al* 1999).

Allen (2003) subdivide o risco operacional em: risco de fraude; risco não deliberado de informações incorretas; risco de desastres; e risco de pessoal. Para minimizar os dois primeiros, o autor sugere várias medidas, dentre as quais se destaca a segregação de responsabilidades, uma vez que isso diminui as chances de que erros individuais se concretizem. No caso dos riscos de desastre, o autor sugere o desenvolvimento de um plano de contingências detalhado, que inclua *backup* de sistemas e dados, com base na chance de ocorrência de cada um. No caso do risco de pessoal, o autor sugere treinamentos freqüentes e a documentação de tarefas, procedimentos e sistemas.

O conceito de falência exerce um importante papel na teoria de finanças, a exemplo da precificação de ativos e da escolha da estrutura de capital. Segundo Westgaard e Wijst (2001), essa noção é parte dos primeiros modelos de estrutura ótima de capital. Partindo-se da idéia de que o fluxo de caixa corrente ajuda a prever a situação financeira futura de uma empresa, então os fluxos de caixa passados e presente deveriam ser bons indicadores da probabilidade de falência. Portanto, espera-se que a estrutura de fluxo de caixa seja diferente para as empresas falidas e as empresas “saudáveis”. Estudos como os de Bartczak e Casey (1985), Gentry *et al.* (1985) e Aziz *et al.* (1988) já incorporam essa idéia utilizando variáveis de fluxo de caixa como características que ajudam a prever a falência das empresas.

Outra discussão acerca do risco de falência é a respeito de sua natureza. Alguns estudos apontam para a natureza não-sistemática desse risco; outros argumentam a favor da natureza sistemática. Segundo Grinblatt e Titman (2005), o risco de dado ativo, medido pela variância do seu retorno, pode ser decomposto em duas partes: risco sistemático (não diversificável), que é explicado pelos movimentos do mercado e é comum a todos os ativos da economia; e risco não-sistemático

(diversificável), que é devido a fatores específicos de determinada empresa e pode ser eliminado num contexto de carteiras bem diversificadas. Segundo Westgaard e Wijst (2001) a hipótese do risco de falência sistemático é bastante intuitiva, pois uma economia em recessão pode acelerar a falência de empresas em situação financeira ruim, enquanto um ambiente economicamente favorável pode postergar por longos períodos a falência de empresas financeiramente frágeis. A consequência de o risco de falência ser sistemático é que ele não pode ser diversificado em um contexto de carteira e deve, então, ser precificado pelo mercado de capitais. Já a consequência do risco de falência ser não-sistemático é que ele pode ser eliminado em um contexto de carteiras diversificadas, assim como são os portfólios dos grandes bancos. Os autores salientam, entretanto, que as evidências empíricas sobre esse tema ainda são contraditórias.

De acordo com Crouhy *et al.* (2004), no setor bancário o risco clássico é o risco de crédito. Ao longo de sua história, os bancos têm procurado gerenciar esse risco como parte essencial do seu negócio, mas até recentemente a estimativa de uma perda potencial com dada operação era feita com base na expectativa e na experiência do analista, sem o suporte de modelos estatísticos mais avançados.

Um importante impulsionador para a criação de sistemas de gerenciamento de risco foi a criação, em 1974, do Comitê da Basileia para Supervisionamento Bancário⁴, com o intuito de supervisionar as instituições financeiras mundiais. Tinha por objetivo manter a estabilidade dos sistemas financeiros e diminuir o risco sistêmico. Ele é composto pelos Bancos Centrais do grupo dos países mais desenvolvidos, o G-10.⁵ O Comitê se reúne quatro vezes ao ano, na cidade da

⁴ Bélgica, Canadá, França, Alemanha, Itália, Japão, Luxemburgo, Holanda, Espanha, Suécia, Suíça, Inglaterra e EUA.

⁵ Composto por treze países: Bélgica, Canadá, França, Alemanha, Itália, Japão, Luxemburgo, Holanda, Espanha, Suécia, Suíça, Inglaterra e EUA

Basiléia, na Suíça, e não possui autoridade supranacional ou força legal. Sua atuação vincula-se à formulação de padrões mínimos de supervisão, à recomendação das melhores práticas e ao encorajamento à convergência de critérios de supervisão bancária. Apenas em 1988, com o *Acordo de Capital da Basiléia*, surgiu, pela primeira vez, uma abordagem universal formalizada para o risco de crédito. Nesse ano, o Comitê introduziu um sistema de medição de capital que exigia dos bancos a reserva de um percentual fixo de seus ativos ponderados pelo risco como capital regulatório contra a inadimplência.

Em 2004 foi divulgado pelo Comitê da Basiléia o *Novo Acordo de Capital da Basiléia* ou *Basiléia II*, que dedica maior atenção ao gerenciamento dos riscos das instituições financeiras classificados em três tipos: risco de crédito; risco de mercado; e risco operacional. Esse novo acordo tenta fazer com que os bancos utilizem modelos estatísticos para estimar o risco envolvido no momento de realização da operação. Os tomadores são classificados em grupos homogêneos de riscos por meio de um processo de classificação (*rating*). Com o auxílio dessa classificação, os gestores podem estabelecer prêmios de risco a serem cobrados em cada operação e também definir a composição ótima de sua carteira de crédito.

No Brasil, apenas em 1994, com a Resolução 2.099, é que o Conselho Monetário Nacional (CMN) posicionou o mercado financeiro nos parâmetros de solvência e liquidez definidos pelo Comitê. Segundo Gomes (2003), um dos fatores que incentivou tal medida foi a estabilidade trazida pelo Plano Real, que fez com que os prazos médios das operações financeiras se alongassem, tornando os riscos de crédito e de mercado mais significativos.

3.3 Classificação do risco de crédito – *Rating*

Desde a Idade Moderna, com o advento do comércio, agentes atuam como intermediários entre fornecedores de recursos e tomadores de recursos. No mercado financeiro, esse papel é exercido pelas instituições financeiras, que atuam como canalizadoras do excedente de recursos dos agentes superavitários para os agentes deficitários, por meio da concessão de crédito. Para as instituições financeiras, os juros cobrados nessas transações sempre representaram uma parcela significativa dos seus lucros. Entretanto, nas últimas quatro décadas, o mundo financeiro presenciou a grandes colapsos, tais como o deflagrado pela crise do petróleo, na década de 1970, a crise dos Tigres Asiáticos, no final dos anos 1990, e, recentemente, a crise imobiliária dos EUA. Essas crises provocaram aumento acelerado nas taxas de inadimplência e colocaram o crédito no centro das atenções do sistema financeiro como um risco que precisa ser controlado.

Dessa forma, nos últimos vinte anos a maioria dos bancos empenhou-se em construir sistemas capazes de monitorar o risco de crédito de seus portfólios. Essa tendência foi intensificada pelas condições econômicas descritas, bem como pela pressão de órgãos reguladores para que os bancos adotassem mecanismos de gerenciamento de risco.

Mesmo que adotem mecanismos de controle do risco de crédito, as instituições financeiras não podem eliminá-los. As instituições devem, portanto, estimar o risco de uma perda e exigir um prêmio por ele. Segundo Securato (2002), classificar um crédito é identificar a categoria de risco de crédito em que se insere um cliente, ativo ou potencial, a partir de um conjunto de informações financeiras e qualitativas e de parâmetros previamente selecionados.

O *spread* cobrado pelos bancos incorpora prêmios pelos vários tipos de riscos incorridos na concessão do crédito, tais como: risco de inflação, risco cambial e risco de inadimplência. Assim, a taxa efetiva de juros deve ser suficiente para repassar o custo dos diversos tipos de riscos de determinada operação e, ainda, para garantir uma remuneração real (SECURATO, 1999).

Quando se concede um crédito, sempre existe a preocupação com a possibilidade de o tomador não honrar seus compromissos contratuais. Essa preocupação é agravada no caso dos financiamentos de longo prazo, nos quais a incerteza associada à possibilidade de deterioração da qualidade do crédito é ainda maior. Segundo Minardi e Sanvicente (1999), a probabilidade de deterioração ou melhora na qualidade de um crédito pode ser estimada por meio de matrizes de migração de crédito, que são regularmente publicadas por agências de *rating*, mostrando a probabilidade de uma empresa com determinada classificação migrar para outra no período de um ano, com base em dados históricos.

Apesar de ser há muito tempo praticada pelos bancos internacionais, no Brasil a classificação de risco de crédito por instituições financeiras só foi impulsionada após o *Acordo da Basileia*. Securato (2002) também salienta que a divulgação de *ratings* que busquem garantir transparência ao mercado também é bastante incipiente no País. Segundo o autor, a explicação para esse atraso pode ser encontrada a partir da análise dos seguintes fatores que estimulam a atividade de *rating*: mercados primário e secundário de títulos privados de renda fixa relevantes; demanda por parte dos investidores; e incentivos regulatórios. Ele explica que no caso brasileiro o desenvolvimento dessa atividade se restringe ao segundo fator, especialmente com a crescente necessidade de investimentos nas economias de mercados emergentes.

Não são apenas as instituições financeiras que classificam suas operações de crédito. Há também agências especializadas na divulgação de *ratings* corporativos, tais como a *Fitch Ratings*, a *Standard and Poor's (S&P)* e a *Moody's*. Segundo Meyer *et al.* (2006), as instituições financeiras e as agências de *rating* têm muitas funções comuns e operam de maneira similar. O autor destaca dois importantes papéis exercidos pelas instituições financeiras: o de certificação; e o de monitoramento. O papel de certificação refere-se ao fato de que a concessão de crédito – feita mediante o acesso a informações internas que não estão disponíveis ao mercado e que permitem aos bancos uma vantagem em avaliar o valor de uma empresa – sinaliza a qualidade e a credibilidade dessa empresa. Além disso, os bancos obtêm vantagem em relação à informação dos tomadores de crédito, pois monitoram continuamente seus clientes e têm acesso ao seu histórico. A função das agências de *rating* e o valor das informações por elas divulgadas têm sido tópicos de contínuo debate acadêmico, mas ainda sem uma conclusão clara.

O estudo de Meyer *et al.* (2006) investigou a reação dos investidores ao anúncio dos *ratings* de empréstimos bancários para verificar se as agências de *rating* de crédito estariam apenas fornecendo informações duplicadas ao mercado. Os resultados indicam que as informações divulgadas pelas agências são diferentes das divulgadas pelos bancos e que os anúncios negativos feitos pelas agências fornecem informações úteis ao mercado de capitais. O estudo concluiu que o valor das agências de *rating* está em reconhecer os sinais de piora na situação financeira das empresas e em levar isso ao mercado. Essa conclusão é reforçada pelo fato de não se ter evidenciado reações no mercado decorrentes de informações positivas divulgadas pelas agências.

No Brasil, as regras para a classificação de risco de crédito são dadas pela Resolução 2682, de 21/12/1999, do Bacen, que estabelece os graus de classificação e os percentuais mínimos de provisão para créditos de liquidação duvidosa. A classificação de risco é de responsabilidade da instituição detentora do crédito, com base em critérios consistentes e verificáveis que incluam, no mínimo, os seguintes aspectos: situação econômico-financeira, grau de endividamento, capacidade de geração de resultados, fluxo de caixa, administração e qualidade dos controles, pontualidade dos pagamentos, contingências, setor de atividade econômica, limite de crédito, natureza e finalidade da operação, características das garantias quanto à solvência e liquidez, e valor. São nove graus de classificação, conforme descrito na tabela 3.

Tabela 3 – Graus de classificação de risco

Níveis de classificação	Provisão
AA	0%
A	0,50%
B (Atraso de 15 a 30 dias)	1%
C (Atraso de 31 a 60 dias)	3%
D (Atraso de 61 a 90 dias)	10%
E (Atraso de 91 a 120 dias)	30%
F (Atraso de 121 a 150 dias)	50%
G (Atraso de 151 a 180 dias)	70%
H (Atraso superior a 180 dias)	100%

Fonte: Elaborada pela autora a partir da Resolução 2682/99 do Bacen.

Cada nível de classificação envolve um percentual de provisionamento para perdas. Os graus de classificação de risco das operações devem ser revistos, no mínimo, mensalmente pela instituição financeira detentora do crédito, com base nos atrasos no pagamento de parcelas de principal ou encargos.

Uma das críticas feitas a esse sistema de classificação deve-se ao fato de não levar em conta a diversificação da carteira. Ou seja, os riscos de crédito de cada classificação são somados e a correlação entre eles é considerada nula.

Nesse contexto de maior preocupação com o controle do risco de crédito, vários estudos foram desenvolvidos nos últimos anos. Dentre eles, destaca-se o de Gray *et al.* (2006), que realizaram uma pesquisa para examinar a relação entre os *ratings* de crédito das empresas que haviam sido classificadas pela *Standard and Poor's (S&P)* no período 1995–2002 e um conjunto de índices financeiros. Os autores utilizaram um modelo *probit* ordenado para mapear as variáveis explicativas nas categorias de risco da S&P para as empresas australianas. Concluíram que o índice de cobertura de juros e o índice de alavancagem eram os que tinham maior efeito nos *ratings* de crédito. Outras variáveis tais como lucratividade e características de concentração do mercado também se mostraram importantes.

Adams *et al.* (2003) investigaram empiricamente a probabilidade de uma amostra de seguradoras do Reino Unido obter *rating* por duas das mais importantes Agências de *rating*: A.M Best e S&P. As principais conclusões apontaram que a probabilidade de uma seguradora obter *rating* de uma agência está positivamente relacionada à sua lucratividade e negativamente ao seu grau de alavancagem. Também foram encontradas diferenças na influência de alguns fatores na probabilidade de uma seguradora obter um *rating* entre as duas agências investigadas. Por exemplo, o modelo multinomial e o binomial suportaram a conclusão de que empresas com maior grau de liquidez estão mais propensas a obter um *rating* da A.M. Best e menos a obter da S&P. Da mesma forma, uma queda no grau de alavancagem irá aumentar a probabilidade de a empresa obter um *rating* da A.M Best, mas irá reduzir a probabilidade de obter da S&P. Em relação aos

fatores que influenciam no *rating*, concluiu-se que no caso da A.M. Best os fatores importantes são: *lucratividade*, *grau de liquidez* e *forma organizacional* (sociedade anônima ou sociedade mútua). Os autores encontraram evidências para suportar a hipótese de que maiores níveis de lucratividade e liquidez levam a maiores *ratings*. Em relação aos *ratings* da S&P, os fatores que se mostraram significantes foram: *lucratividade*, *grau de liquidez* e *grau de alavancagem financeira*. Assim como encontrado no caso da A.M. Best, maiores níveis de lucratividade e liquidez estão relacionados a maiores *ratings*. Ao contrário, elevado grau de alavancagem financeira se relacionam a menores *ratings*.

3.4 Análise de crédito

A análise de crédito em qualquer instituição financeira tem por objetivo identificar riscos relacionados à inadimplência do tomador. Segundo Schrickel (1997, p. 27)

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.

O autor destaca que em um cenário de assimetria de informações e com uma velocidade cada vez maior de mudanças nas empresas e na economia, quanto melhores forem as informações disponíveis, melhor tende a ser a decisão de concessão de crédito. Para ele, é fundamental conhecer o tomador dos recursos e a operação, além de saber qual é a finalidade do recurso, por quanto tempo e em

quais condições serão efetuados os pagamentos e quais serão as garantias vinculadas, dentre outras informações.

Além de observar os procedimentos internos para a análise de crédito, os bancos observam as normas de classificação de risco do Bacen, estabelecidas de acordo com os padrões do *Acordo da Basileia* de supervisão bancária, ao qual o Brasil aderiu em 1994.⁶ Morais (2006) salienta que, a despeito das dificuldades de obtenção de informações dos tomadores de crédito, as exigências de melhores informações quantitativas e qualitativas para a análise de crédito se acentuaram a partir de 2007, com a adoção pelo Banco Central das recomendações do Comitê de Supervisão Bancária de Basileia no *Acordo Basileia II*.⁷

Segundo Morais (2006), os maiores bancos têm aplicado instrumentos estatísticos de avaliação de risco. O principal é o *credit scoring* que:

[...] calcula o volume de crédito a ser concedido, facilita a precificação da taxa de juros da operação e atende às necessidades de rapidez e de impessoalidade nas decisões sobre empréstimos no mercado de varejo. Permite, ainda, definir o conjunto de empréstimos disponíveis para o cliente (créditos para capital de giro, desconto de recebíveis, investimento, etc.), após o cálculo do limite de crédito segundo a capacidade de comprometimento individual com as amortizações dos empréstimos (MORAIS, 2006, p. 19).

De acordo com entrevistas realizadas por Morais (2006), as informações que mais influenciam o *credit scoring* são: faturamento, projeções de fluxo de caixa, endividamento, histórico de pagamentos, patrimônio líquido, proporção de vendas à vista e a prazo, propriedade de bens imóveis, tempo de funcionamento da empresa, custos mensais, montante de contas a pagar e a receber, localização da empresa,

⁶ As normas do primeiro acordo da Basileia foram estabelecidas em 1999, pela Resolução nº2.099/94, substituída pela Resolução 2.682, para vigorar em março de 2000.

⁷ Os requerimentos de capital dos bancos serão adaptados aos diversos níveis de risco das operações de crédito no mercado de varejo, típico de empresas de pequeno porte. Os procedimentos, os prazos e etapas para a implementação de Basileia II foram estabelecidos pelo Comunicado 12.746/2004 do Banco Central do Brasil. (MORAIS, 2006, p. 21)

setor em que a empresa opera e valor dos investimentos, dentre outras informações que possam auxiliar na previsão da capacidade de geração de resultados, da solidez do empreendimento e da disposição do empresário em honrar seus compromissos. Também são avaliados aspectos relacionados ao ambiente econômico geral.

Segundo Securato (2002), no caso de microempresas, a análise de crédito acaba se confundindo com a dos proprietários. O autor sugere um modelo denominado “*Small Bussiness Scoring*”, que atribui pontuações que variam de 10 a 30, às diversas características das empresas, com vistas a mensurar seu risco de crédito. Nesse modelo, quanto maior o risco percebido, menor a pontuação obtida pela empresa nos quesitos a serem analisados. As características a serem consideradas nesse modelo estão ligadas aos 5 Cs do crédito. Cada C do crédito tem um peso específico na determinação do limite de crédito. A pontuação multiplicada pelo peso fornece o percentual a ser aplicado sobre o faturamento para estabelecer o valor do limite de crédito.

O conceito *caráter* pode ser avaliado pelos seguintes parâmetros: tempo de atuação da empresa e dos sócios; conceito da empresa no mercado; e caráter dos sócios. Em relação ao tempo de atuação da empresa, o autor estabelece três anos como prazo mínimo para a concessão do crédito a determinada empresa, para evitar o que ele denomina “risco de decolagem”. Assim, quanto maior o tempo de atuação, maior a pontuação recebida. O conceito da empresa no mercado e o caráter dos sócios podem ser avaliados por meio do cadastro e também do histórico de relacionamento com a própria instituição. A existência de apontamentos, protestos e ações judiciais podem ser indicadores de que a empresa vem apresentando problemas nesse conceito.

Para o conceito *capacidade* de pagamento, sugerem-se os seguintes indicadores: evolução do faturamento, margem de lucratividade (faturamento trimestral (-) custos e despesas trimestrais/ vendas), liquidez (estoques (+) recebíveis (+) aplicações financeiras / fornecedores (+) passivo bancário e outros) e ciclo operacional (prazo médio de recebimento (+) prazo médio de estocagem (-) prazo médio de pagamento).

O conceito *capital* pode ser representado pela seguinte relação: fornecedores (+) passivo bancário / capital social (+) reservas. O autor ainda recomenda que não se conceda o crédito quando o patrimônio líquido (depósitos e aplicações (+) contas a receber (+) estoques (+) valor de mercado das instalações próprias (-) contas a pagar (-) passivo bancário e outros) da empresa for negativo.

O conceito de *condições* em que a empresa opera pode ser representado por: concentração das vendas e dependência de fornecedores. Qualquer dependência excessiva de terceiros, seja cliente ou fornecedor, pode afetar negativamente os negócios da empresa. Assim, quanto maior a concentração, menor a pontuação recebida.

Para o conceito *colateral*, considera-se o seguinte parâmetro: patrimônio pessoal dos garantidores fidejussórios em relação ao valor do crédito solicitado. Quanto maior esse percentual, maior a pontuação obtida.

Além de todas essas características a serem analisadas na determinação do limite de crédito, Securato (2002) salienta que na concessão de crédito a microempresas é de suma importância avaliar as perspectivas econômicas. As micro e pequenas empresas são muito vulneráveis a desequilíbrios conjunturais.

3.5 Mensuração de riscos de crédito

Para administrar a exposição de uma instituição financeira ao risco de inadimplência, é necessário associar uma medida da probabilidade de inadimplência ao tomador. A capacidade de avaliar tal probabilidade depende da disponibilidade de informações financeiras, gerenciais e mercadológicas. Geralmente, a disponibilidade de informações é maior no caso de empresas de capital aberto, permitindo o uso de métodos estatísticos mais sofisticados de mensuração da probabilidade de inadimplência. No caso de pequenos negócios, o acesso e a confiabilidade das informações são aspectos que dificultam a avaliação do seu risco de crédito.

Economistas e analistas de crédito têm utilizado diversos modelos para aferir o risco de inadimplência de empréstimos. Os métodos qualitativos têm como base informações provenientes de fontes internas ou externas que o analista reúne, as quais o auxiliam na tomada de decisão a respeito da concessão do crédito. Essas informações incluem fatores específicos do tomador, como reputação, endividamento, volatilidade dos lucros e garantias, além de fatores específicos do mercado, como ciclo econômico e nível das taxas de juros.

Os modelos de score de crédito utilizam os dados e características do tomador para calcular sua probabilidade de inadimplência. Segundo Saunders (2000), os principais modelos de score de crédito são: modelos lineares de probabilidade, modelos *logit*, modelos *probit* e análise discriminante linear. Recentemente também foram desenvolvidos modelos baseados em redes neurais artificiais.

3.6 Modelos de *credit scoring*

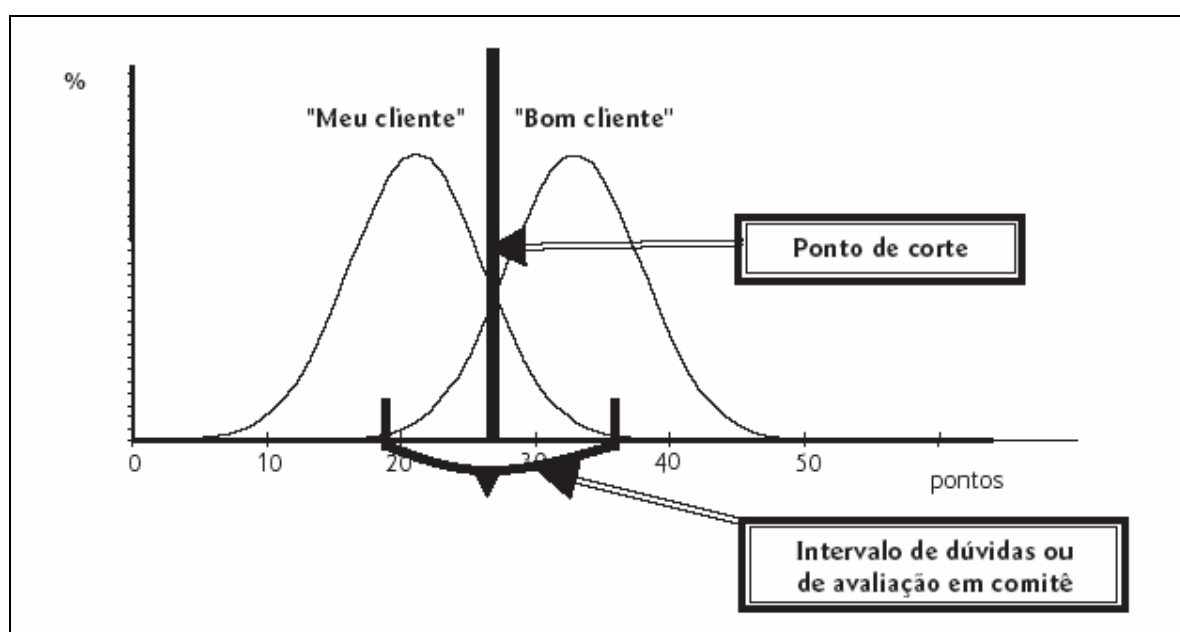
Os modelos de *credit scoring* são sistemas que atribuem pontuações às variáveis de decisão de crédito de um proponente, mediante a aplicação de técnicas estatísticas. Esses modelos visam à segregação de características que permitam distinguir os bons dos maus créditos e podem ser aplicados tanto à análise de crédito de pessoas físicas quanto de pessoas jurídicas. Os dados dos clientes referem-se aos “Cs” do crédito. Fisher (1936) e Durand (1941) *apud* Fama e Santos (2007) foram os precursores da metodologia do *credit scoring* para identificação de bons e maus créditos.

Como ressaltam Caouette *et al.* (1999), os modelos tradicionais de *credit scoring* atribuem pesos estatisticamente predeterminados a alguns atributos do solicitante para gerar um escore de crédito. A partir de uma equação gerada através de variáveis referentes ao proponente de crédito e/ou à operação de crédito, os sistemas de *credit scoring* geram uma pontuação que representa o risco de perda. O escore que resulta da equação de *credit scoring* pode ser interpretado como probabilidade de inadimplência ao se comparar a pontuação de um crédito qualquer com determinada pontuação estabelecida como ponto de corte ou pontuação mínima aceitável.

De acordo com Fama e Santos (2007), para a composição do modelo, os bancos selecionam as principais informações cadastrais dos clientes e, em seguida, atribuem-lhes pesos ou ponderações de acordo com a importância destacada em suas políticas internas de crédito. O resultado final será um sistema de pontuação que possibilitará o cálculo de valores que serão interpretados em conformidade com a classificação de risco adotada. Essa classificação de risco dar-se-á por escalas numéricas, as quais recomendarão a aprovação ou a recusa dos financiamentos

pleiteados. Ao somar as pontuações de todos os clientes de uma carteira, define-se uma pontuação mínima, ou seja, o ponto de corte, que servirá como base para a aprovação ou recusa do crédito. Como regra básica, pontuações de propostas de crédito acima do ponto de corte recomendam a aprovação do financiamento; propostas com pontuações abaixo do ponto de corte recomendam a recusa. Identifica-se, também, o “intervalo de dúvida” ou de “necessidade de avaliação em comitê” sempre que os clientes apresentarem pontuações muito próximas do ponto de corte, conforme demonstra a figura 2.

Figura 2 – Ponto de corte do modelo de credit scoring



Fonte: Fama e Santos (2007)

Assim, a idéia essencial dos modelos de *credit scoring* é identificar certos fatores-chave que influenciam na adimplência ou inadimplência dos clientes, permitindo a classificação dos mesmos em grupos distintos. A diferenciação desses modelos em relação aos modelos subjetivos de análise de crédito se dá, principalmente, pelo fato da seleção dos fatores-chave e seus respectivos pesos ser

realizada através de processos estatísticos. Além disso, a pontuação gerada para cada cliente, a partir da equação dos modelos *credit scoring*, fornece indicadores quantitativos das chances de inadimplência desse cliente.

Segundo Lewis (1992), a história do *credit scoring* remonta a 1945, quando foi desenvolvido o primeiro modelo estatístico de análise de crédito. Os primeiros modelos foram desenvolvidos para a análise de crédito ao consumidor. A expansão do uso desses modelos está, segundo o autor, ligada a dois fatores: à expansão do mercado de crédito massificado, que passou a demandar maior rapidez e homogeneidade na avaliação dos créditos; e ao desenvolvimento dos sistemas computacionais, que possibilitou o tratamento estatístico adequado ao grande volume de dados.

Em relação aos usos dos modelos de *credit scoring*, Caouette *et al.* (1999) afirmam que embora estes sistemas sejam utilizados para decisões sobre a concessão ou não de crédito, que está centrada na avaliação do risco de crédito ou inadimplência, algumas instituições utilizam-no para determinação do tamanho do crédito a ser concedido.

Sicsú (2005) ressalta que a metodologia básica para o desenvolvimento de um modelo de *credit scoring* não difere entre aplicações para pessoa física ou jurídica, sendo que as seguintes etapas devem ser cumpridas: Planejamento e definições (mercados e produtos de crédito para os quais serão desenvolvidos o sistema; finalidades de uso; tipos de clientes; conceito de inadimplência a ser adotado; horizonte de previsão do modelo); Identificação das variáveis potenciais; Planejamento amostral e coleta de dados; Determinação da fórmula de escoragem; Determinação do ponto de corte, a partir do qual o cliente é classificado como adimplente ou bom pagador.

Os modelos de *credit scoring* são divididos em duas categorias: modelos de aprovação de crédito e modelos de escoragem comportamental, também conhecidos por *behavioural scoring* (SAUNDERS, 2000). Os modelos de *credit scoring* propriamente ditos são ferramentas que dão suporte à tomada de decisão sobre a concessão de crédito para novas aplicações ou novos clientes. Já os modelos *behavioural scoring* auxiliam na administração dos créditos já existentes, de clientes que já possuem uma relação creditícia com a instituição. A principal diferença entre as duas categorias de modelos, portanto, é o fato de, nos modelos de escoragem comportamental, a instituição, por já conhecer o cliente, possui condições de inserir características que avaliem seu comportamento em operações anteriores, o que não ocorre nos modelos de aprovação de crédito, quando o solicitante do crédito ainda não possui um histórico com a instituição e esta última não o conhece.

Caouette *et al.* (1999) e Parkinson e Ochs (1998) fazem o seguinte resumo das principais vantagens e desvantagens dos modelos *credit scoring*:

Vantagens:

- a) Consistência: são modelos bem elaborados, que utilizam a experiência da instituição, e servem para administrar objetivamente os créditos dos clientes já existentes e dos novos solicitantes;
- b) Facilidade: os modelos *credit scoring* tendem a ser simples e de fácil interpretação, com instalação relativamente fácil;
- c) Melhor organização da informação de crédito: a sistematização e organização das informações contribuem para a melhoria do processo de concessão de crédito;

d) Redução de metodologia subjetiva: o uso de método quantitativo com regras claras e bem definidas contribui para a diminuição do subjetivismo na avaliação do risco de crédito;

e) Maior eficiência do processo: o uso de modelos *credit scoring* na concessão de crédito direciona os esforços dos analistas, trazendo redução de tempo e maior eficiência a este processo.

Desvantagens:

a) Custo de desenvolvimento: desenvolver um sistema *credit scoring* pode acarretar custos, não somente com o sistema em si, mas também com o suporte necessário para sua construção e manutenção;

b) Excesso de confiança nos modelos: algumas estatísticas podem superestimar a eficácia dos modelos, fazendo com que usuários, principalmente aqueles menos experientes, considerem tais modelos perfeitos, não criticando seus resultados.

c) Falta de dados oportunos: se o modelo necessita de dados que não foram informados, pode haver problemas na sua utilização na instituição, gerando resultados diferentes dos esperados. Além da falta de algumas informações necessárias, faz-se necessário analisar também a qualidade e fidedignidade das informações disponíveis;

d) Interpretação equivocada dos escores: o uso inadequado do sistema devido à falta de treinamento e aprendizagem de como utilizar suas informações pode ocasionar problemas sérios à instituição;

É importante ressaltar ainda que o modelo de *credit scoring* não oferece soluções definitivas, por mais que seja estruturado, ele não determina se o cliente é bom ou mau pagador, apenas classifica o seu grau de risco baseado em um

conjunto de probabilidades estabelecidas através de critérios matemáticos e estatísticos.

3.7 Racionamento de crédito

O trabalho de Stiglitz e Weiss (1981) foi pioneiro no sentido de utilizar a questão da assimetria de informações e do racionamento no mercado de crédito para compreender a dinâmica de funcionamento deste mercado. Os autores demonstraram matematicamente, por meio de quatorze teoremas, que o racionamento pode representar uma situação de equilíbrio no mercado de crédito. Diferentemente do que supunha a teoria convencional, o mercado de crédito não pode ser explicado pela igualdade entre a oferta e a demanda de crédito, intermediada por uma taxa de juros de equilíbrio. Dessa forma, seria possível uma situação na qual exista uma taxa de juros que maximize o lucro esperado e que, no entanto, esteja abaixo da taxa de juros de equilíbrio do mercado de crédito – ou seja, há excesso de oferta ou de demanda por crédito.

A razão para que a resposta ao aumento da demanda por crédito não seja o aumento das taxas de juros está relacionada com a consideração dos diferentes graus de risco dos demandantes de crédito, somada à dificuldade e aos custos de monitoramento dos demandantes de recursos. Considerando a existência deste tipo de assimetria de informação entre credores e tomadores de empréstimos, o aumento das taxas de juros incorre no problema de seleção adversa.

Os bancos que concedem crédito se preocupam com a taxa de juros que recebem, bem como com o risco desse crédito. No entanto, a taxa de juros que um

agente financeiro cobra por um empréstimo afeta, por si só, o conjunto potencial de tomadores, mediante a seleção adversa. O efeito da seleção adversa decorre diretamente da existência de diversos tomadores com diferentes probabilidades de cumprirem suas obrigações. Obviamente, os bancos têm interesse em identificar os tomadores com maior probabilidade de pagarem o empréstimo. Essa identificação não é uma tarefa fácil, mas a taxa de juros que um tomador está disposto a pagar pode servir como uma forma de identificação dos créditos de pior qualidade (maior risco). Uma vez que os *spreads* cobrados pelos bancos incorporam prêmios de risco, os tomadores que aceitam pagar taxas maiores são, geralmente, os que possuem maior risco e também maior retorno. Segundo Stiglitz e Weiss (1981), esses tomadores aceitam pegar empréstimos a taxas mais elevadas porque sabem que a probabilidade de pagamento é pequena. Dessa forma, na medida em que as taxas de juros aumentam, a qualidade do crédito se torna mais arriscada, e, conseqüentemente, os lucros do banco tendem a diminuir.

Ainda neste trabalho, Stiglitz e Weiss (1981) chamam a atenção para um aspecto importante do racionamento de crédito: a relação da assimetria de informações com a exigência de garantias. Segundo os autores, as garantias podem ser uma alternativa para mitigar o problema de assimetria de informações. No entanto, podem gerar efeitos de seleção e de incentivos adversos semelhantes à taxa de juros. Isso porque o aumento constante do nível de garantias exigidas tende a diminuir os retornos dos empréstimos, inibindo os tomadores de empréstimos com projetos menos arriscados, com menores retornos. Além disso, o aumento da exigência de garantias envolve um aparato jurídico eficiente que assegure o cumprimento dos contratos e que disponha de uma legislação clara e precisa que dê segurança nas decisões e execuções judiciais. Então, na possibilidade de ocorrer

seleção adversa e risco moral, o racionamento torna-se uma solução viável, principalmente sob o ponto de vista financeiro.

Outra questão destacada de Stiglitz e Weiss (1981) refere-se ao efeito do grau de endividamento dos demandantes sobre a disponibilidade de crédito. Ou seja, quanto maior o endividamento dos demandantes de crédito, maiores as despesas com obrigações financeiras e, portanto, maior risco de *default*.⁸ Dessa forma, o credor acaba fazendo o racionamento de crédito, porque, mesmo com a cobrança de um prêmio acrescido de juros no empréstimo, esta taxa pode não ser suficiente para compensar o risco do *default*.

Em suma, o que o modelo Stiglitz e Weiss (1981) procura destacar é que existe uma taxa de juros que pode maximizar o lucro das instituições financeiras, mesmo estando abaixo da taxa de juros de equilíbrio do mercado de crédito. As taxas de juros mais baixas incorrerão num aumento da demanda por empréstimos, pois os tomadores de recursos têm preferência por taxas de juros mais baixas. A alternativa para atender determinado grupo de pessoas – levando em consideração que os recursos são escassos e que é impossível atender a todos os demandantes de crédito – é o racionamento. Logo, os autores demonstram que é possível uma situação de equilíbrio com racionamento.

3.8 Sistema financeiro nacional

O Sistema Financeiro Nacional consiste em um conjunto de instrumentos e instituições que funcionam como meio para a realização da intermediação financeira.

⁸ Falta de pagamento pontual de uma obrigação.

No Brasil, esse sistema apresenta um desempenho paradoxal, segundo Carvalho e Abramovay (2004), pois, ao mesmo tempo em que não atende à demanda por crédito e financiamento da maioria dos setores produtivos, sustenta lucros crescentes a cada ano. Outra característica é a dificuldade de acesso aos empréstimos bancários, comum aos pequenos empreendimentos.

Todavia, os autores destacam que o sistema é eficiente do ponto de vista microeconômico, com serviços sofisticados, posição patrimonial sólida e lucros elevados, mas tem eficiência baixa do ponto de vista macroeconômico, pois o crédito é reduzido e caro, comprometendo a rentabilidade e a capitalização das empresas.

Outro gargalo apontado por Carvalho e Abramovay (2004) consiste na ausência de financiamento de longo prazo fora das fontes oficiais e na impossibilidade de colocação de títulos de dívida e ações no mercado de capitais pela maior parte das empresas.

Dentre as instituições que operam diretamente na intermediação financeira, têm-se as Instituições financeiras de desenvolvimento, que, segundo Freitas (2006, p. 10) “compreendem os bancos federais⁹ e as instituições controladas pelos Estados, a saber: Bancos de Desenvolvimento¹⁰, Agências de Fomento¹¹ e os seis bancos comerciais estaduais que restam ainda em funcionamento”.¹²

⁹ Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES), Banco do Nordeste do Brasil (BNB), Banco da Amazônia (BASA), Caixa Econômica Federal e Banco do Brasil.

¹⁰ Hoje reduzidos a três: Banco de Desenvolvimento de Minas Gerais (BDMG), Banco de Desenvolvimento do Espírito Santo (BANDES) e o Banco Regional de Desenvolvimento do Extremo Sul (BRDE), controlado pelos Estados do Paraná, Santa Catarina e Rio Grande do Sul.

¹¹ Segundo dados de 2002, ao todo são dez Agências de Fomento: Santa Catarina, Amapá, Amazonas, Goiás, Paraná, Rio Grande do Norte, Rio Grande do Sul, Roraima, Bahia e Tocantins.

¹² Banco do Estado do Rio Grande do Sul (BANRISUL), Banco do Estado do Espírito Santo (BANESTES), Banco de Brasília (BRB), controlado pelo Distrito Federal, Banco do Estado de Sergipe (BANESE), Banco do Estado do Pará (BANPARÁ) e Nossa Caixa, controlado pelo Estado de São Paulo.

Os Bancos de Desenvolvimento¹³ são instituições financeiras controladas pelos governos estaduais. Têm por objetivo precípua proporcionar o suprimento oportuno e adequado dos recursos necessários ao financiamento, a médio e a longo prazo, de programas e projetos que visem promover o desenvolvimento econômico e social do respectivo estado. Devem ser constituídos sob a forma de sociedade anônima, com sede na capital do estado que detiver seu controle acionário, e adotar, obrigatória e privativamente, em sua denominação social a expressão "Banco de Desenvolvimento", seguida do nome do estado em que tenha sede.

¹³ Definição contida na Resolução CMN 394/1976.

4 METODOLOGIA DA PESQUISA

4.1 Tipo de pesquisa

Esta pesquisa se caracteriza como um estudo descritivo, que busca investigar a existência de relações entre as principais características disponíveis no momento da concessão do crédito a MPEs e o atraso no pagamento das obrigações contratuais.

Trata-se também de uma pesquisa quantitativa *ex-post facto*, que se propõe a verificar estatisticamente a existência de relações entre variáveis, buscando desenvolver um modelo de classificação de risco para MPEs.

Para responder ao problema de pesquisa proposto, o estudo seguiu as seguintes etapas:

- a) agrupar os processos de financiamento em classes, conforme a quantidade de dias de atraso incorridos durante a vigência do contrato, a partir do banco de dados da instituição financeira pesquisada;
- b) levantar as principais variáveis informadas pelas empresas ao ter acesso a um financiamento;
- c) analisar o comportamento dessas variáveis nas diferentes classes, a fim de identificar aquelas que possam ter maior relevância para prever atrasos;
- d) para as variáveis quantitativas que se mostrarem relevantes na etapa “c”, realizar uma análise fatorial, a fim de encontrar um número menor de novas variáveis não correlacionadas que resumam as informações principais das variáveis originais;

- e) a partir das variáveis relevantes identificados na etapa “c”, estimar um modelo de classificação de risco para a concessão de crédito a MPEs; e
- f) analisar a capacidade preditiva e a robustez do modelo a partir de testes estatísticos.

4.2 Unidade de análise

As unidades de análise são micro e pequenas empresas¹⁴, considerando a classificação vigente na época da liberação do crédito. Foram utilizados dados secundários, coletados em uma instituição financeira que atua em Minas Gerais para financiamentos liberados no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2006.

A amostra foi dividida em três classes, conforme o tempo de atraso incorrido durante o período de vigência do contrato. A primeira classe é composta pelos processos que não tiveram atraso ou que tiveram atraso de até 15 dias; a segunda, pelos processos que tiveram atraso entre 16 e 60 dias; e a terceira, pelos processos com atraso superior a 60 dias.

Para a realização dos procedimentos estatísticos necessários à consecução dos objetivos propostos, utilizou-se o SPSS 15.0 ® – *Statistical Package for the Social Sciences*.

¹⁴ Conforme a tabela Simples Minas (Lei 15.219, de 7 de julho de 2004), ajustada anualmente, as microempresas serão aquelas com faturamento anual bruto até R\$ 288.515,00 e empresas de pequeno porte serão aquelas com faturamento bruto anual de R\$ 288.515,00 até R\$ 2.308.958,00 (valores ajustados pela Portaria 041, de 19 de janeiro de 2007).

4.3 Amostra e variáveis do estudo

A amostra original compôs-se de todos os processos que tiveram o financiamento liberado pelo programa no período 2000–2006, totalizando 22.561 processos.

O conjunto de variáveis examinado foi composto de 31 variáveis, que representam as características informadas pelo empresário no momento da concessão do crédito. Desse total, 19 são variáveis quantitativas e 12 são qualitativas. As variáveis estão descritas nos quadros 1 e 2:

Quadro 1 – Variáveis quantitativas do estudo

VARIÁVEL	DESCRIÇÃO	
LIGADAS À EMPRESA		
FAT	Valor do faturamento da empresa no ultimo ano	Valor do faturamento do último exercício, em reais
ENDIV_EMP	Endividamento da empresa	Valor, consultado no Sisbacen na época da análise do financiamento, das dívidas da empresa no Sistema Financeiro Nacional, em reais
TEMP_EMP	Tempo de existência da empresa	Tempo de existência da empresa desde seu registro formal na Jucemg até a liberação do financiamento, em anos
N_FNCTO	Numero de financiamento obtidos, incluindo o processo em análise	Numero de financiamento obtidos, incluindo o processo em análise
IDHM	Índice de Desenvolvimento Humano do município	Valor do IDH do município onde a empresa tem sua sede
LIGADAS AO FINANCIAMENTO		
FIN	Valor do financiamento concedido	Valor do financiamento, em reais
EMPREGOS	Numero de empregos gerados	Número de empregos gerados com o financiamento
PRAZO	Prazo total do financiamento	Prazo existente entre a data de vencimento do contrato e a data da liberação do financiamento, em meses
INV_TOTAL	Valor do Investimento	Corresponde à soma do investimento fixo e capital de giro, em reais
INV_FIXO	Valor do Investimento fixo	Valor do Investimento em ativos permanentes, em reais
INV_GIRO	Valor do Investimento em capital de giro	Valor do Investimento em ativo circulante, em reais
LIGADAS AO SÓCIO		
REND_SOC	Rendimento mensal do sócio-gerente	Renda mensal informada pelo sócio gerente, em reais
BENS_SOC	Valor dos bens do sócio-gerente	Bens e direitos declarados pelo sócio majoritário na declaração de imposto de renda do último exercício, em reais
ENDIV_SOC	Endividamento do sócio-gerente	Valor, consultado no Sisbacen na época da análise do financiamento, das dívidas do sócio majoritário no Sistema Financeiro Nacional, em reais
IDADE	Idade do sócio-gerente	Idade do sócio gerente na data da liberação
LIGADAS À GARANTIA		
REND_AV	Rendimento mensal do avalista terceiro	Renda mensal informada pelo avalista terceiro, em reais
BENS_AV	Valor dos bens do avalista terceiro	Bens e direitos declarados pelo avalista terceiro na declaração de imposto de renda do último exercício, em reais
ENDIV_AVAL	Endividamento do avalista terceiro	Valor, consultado no Sisbacen na época da análise do financiamento, das dívidas do avalista no Sistema Financeiro Nacional, em reais
VR_IMÓVEL	Valor do imóvel dado em garantia, no caso de financiamentos garantia real (imóvel)	Valor, em reais, do imóvel dado em garantia na data de avaliação do mesmo

Fonte: Elaborado pela autora

Quadro 2 – Variáveis qualitativas ou dicotômicas do estudo

VARIÁVEIS	DESCRIÇÃO	
LIGADAS À EMPRESA		
SETOR	Setor de atividade em que a empresa atua	Setor de atividade, conforme CNAE (Código Nacional de Atividades Econômicas)
MACROREGIÃO	Região do estado onde a empresa tem sede	Alto Paranaíba, Central, Centro-Oeste, Jequitinhonha, Noroeste, Norte, Rio Doce, Sul, Triângulo e Zona da Mata
FORMA_JURÍDICA	Forma de constituição da empresa	Firma individual ou Sociedade por quotas de responsabilidade limitada
INFOR	Nível de informatização da empresa	Antiga, intermediária ou moderna
N_CLI	Número médio de clientes	Até 10 clientes, de 10 a 50 clientes e mais de 50 clientes
LIGADAS AO FINANCIAMENTO		
OBJ_FIN	Objetivo do financiamento	Investimento fixo, Capital de giro puro ou Misto
LIGADAS AO SÓCIO		
ESCOL	Nível de escolaridade do sócio-gerente	Ensino fundamental, ensino médio, nível superior ou pós-graduação
EXP_SOC_EMP	Tempo de experiência do sócio-gerente da empresa	Até 01 ano, Até 05 anos ou Mais de 05 anos
EXP_SOC_OUT	Tempo de experiência do sócio-gerente em outras empresas	Até 01 ano, Até 05 anos ou Mais de 05 anos
SEXO	Sexo do sócio-gerente	Masculino ou Feminino
EST_CIV	Estado civil do sócio-gerente	Solteiro, Casado, Separado Judicialmente, Viúvo ou União Consensual
LIGADAS À GARANTIA		
GAR_REAL	Variável dicotômica que indica se a garantia do financiamento foi hipoteca ou não	Financiamento com garantia real (imóvel) = 1 Financiamento sem garantia real = 0

Fonte: Elaborado pela autora

Para as variáveis qualitativas, foram criadas variáveis indicadoras (*dummies*) conforme demonstrado no quadro 3:

Quadro 3 – Variáveis dummies

<i>Dummies</i>		
Forma Jurídica	1	Firma Individual
	0	Sociedade Limitada
Giro_Puro	1	Não
	0	Sim
Sexo	1	Feminino
	0	Masculino
D1_escolaridade	1	Superior
	0	Caso contrário
D2_escolaridade	1	2º grau
	0	Caso contrário
D1_experiência	1	Mais de 5 anos
	0	Caso contrário
D2_experiência	1	Até 5 anos
	0	Caso contrário
D1_experiência anterior	1	Mais de 5 anos
	0	Caso contrário
D2_experiência anterior	1	Até 5 anos
	0	Caso contrário
D1_estado civil	1	Viúvo
	0	Caso contrário
D2_estado civil	1	Separado
	0	Caso contrário
D3_estado civil	1	Casado
	0	Caso contrário
D1_informatização	1	Moderna
	0	Caso contrário
D2_informatização	1	Intermediária
	0	Caso contrário
D1_numero de clientes	1	Mais de 50 clientes
	0	Caso contrário
D2_numero de clientes	1	De 10 a 50 clientes
	0	Caso contrário
D1_setor	1	Serviços
	0	Caso contrário
D2_setor	1	Indústria
	0	Caso contrário

Fonte: Elaborado pela autora

No caso do objetivo do financiamento, um dos resultados da pesquisa de Guimarães (2002) apontou que quanto maior a razão de investimento fixo no financiamento, maior a chance de inadimplência. Nos empreendimentos de micro e

pequeno porte, a falta de capital de giro pode contribuir de forma significativa na capacidade de pagamento.

A relação esperada, a partir da literatura e da experiência profissional, de cada uma das variáveis com o atraso no pagamento das parcelas do financiamento está resumida nos quadros 4 e 5.

Quadro 4 – Relação esperada entre variáveis quantitativas e dias de atraso

VARIÁVEL	Correlação (esperada) com dias de atraso
LIGADAS À EMPRESA	
FAT	NEGATIVA
END_EMP	POSITIVA
TEMPO_EMP	NEGATIVA
N_FCTO	NEGATIVA
MICRO_REG (substituída pelo IDH)	NEGATIVA
LIGADAS AO FINANCIAMENTO	
FIN	POSITIVA
EMPREGOS	POSITIVA
PRAZO	POSITIVA
INV_TOTAL	POSITIVA
INV_GIRO	NEGATIVA
INV_FIXO	POSITIVA
FININV	NEGATIVA
FINFAT	POSITIVA
LIGADAS AO SÓCIO	
IDADE	NEGATIVA
REND_SOC	NEGATIVA
VR_BENS_SOC	NEGATIVA
END_SOC	POSITIVA
LIGADAS A GARANTIA	
BENS_AVAL	NEGATIVA
REND_AVAL	NEGATIVA
END_AVAL	POSITIVA
IND_AVAL	NEGATIVA
VR_IMOVEL	NEGATIVA
IND_HIPOTECA	NEGATIVA

Fonte: elaborado pela autora

Quadro 5 – Relação esperada entre variáveis qualitativas e dias de atraso

VARIÁVEL	Relação (esperada) com dias de atraso
LIGADAS À EMPRESA	
SETOR	Não definido (será investigado)
MACRO-REGIÃO	Maior atraso nas regiões de menor dinamismo econômico
FORMA_JURIDICA	Maior atraso nas empresas cuja forma jurídica seja Sociedade por cotas de responsabilidade limitada
INFORMATIZAÇÃO	Maior atraso nas empresas com informatização mais antiga
N_CLI	Maior atraso nas empresas com menor número de clientes
LIGADAS AO FINANCIAMENTO	
OBJ_FIN	Maior atraso nas empresas cujo financiamento será aplicado em ativo imobilizado (fixo)
LIGADAS AO SÓCIO	
ESCOL	Maior atraso nas empresas cujos sócio possuem menor grau de escolaridade
EXP_SOC_EMP	Maior atraso nas empresas cujo sócio possui menor experiência
EXP_SOC_OUT	Maior atraso nas empresas cujo sócio já teve maior experiência anterior em outra empresa
SEXO	Não definido (será investigado)
EST_CIV	Não definido (será investigado)
LIGADAS À GARANTIA	
GAR_REAL	Menor atraso em processos com garantia real

Fonte: Elaborado pela autora

4.4 Modelos analíticos

4.4.1 Análise fatorial

As variáveis quantitativas foram submetidas a uma análise fatorial exploratória, visando resumir as variáveis originais em termos de um número menor de fatores. Segundo Mingotti (2005), no caso em que se tem um número grande de variáveis medidas e correlacionadas entre si, a análise fatorial possibilita encontrar um número menor de novas variáveis mutuamente não correlacionadas que resumam as informações principais das variáveis originais. Dessa forma, o objetivo da análise fatorial é descrever a variabilidade original do vetor aleatório X (variáveis originais $X_i, i = 1, 2, \dots, p$) em termos de um número menor m de novas variáveis.

Seja $X_{p \times 1}$ um vetor aleatório, com vetor de médias $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p)'$, matriz de covariâncias $\Sigma_{p \times p}$ e matriz de correlação $P_{p \times p}$. Sejam as variáveis originais

padronizadas $Z_i = [(X_i - \mu_i) / \sigma_i]$, em que μ_i representa a média e σ_i representa o desvio padrão da variável X_i . A matriz P_{pxp} é a matriz de covariância do vetor aleatório $Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_p)$. A partir dessas definições, o modelo de análise fatorial que relaciona linearmente as variáveis padronizadas Z_i e os m fatores comuns, a princípio desconhecidos, é dado por (MINGOTTI, 2005):

$$\begin{aligned} Z_1 &= l_{11}F_1 + l_{12}F_2 + \dots + l_{1m}F_m + \varepsilon_1 \\ Z_2 &= l_{21}F_1 + l_{22}F_2 + \dots + l_{2m}F_m + \varepsilon_2 \\ &\vdots \\ Z_p &= l_{p1}F_1 + l_{p2}F_2 + \dots + l_{pm}F_m + \varepsilon_p \end{aligned} \quad [1]$$

$$\text{ou, } D(X - \mu) = LF + \varepsilon \quad [2]$$

Em que:

$$D_{pxp} = \begin{bmatrix} 1/\sigma_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1/\sigma_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1/\sigma_p \end{bmatrix}$$

$$(X - \mu)_{px1} = \begin{bmatrix} X_1 - \mu_1 \\ X_2 - \mu_2 \\ \vdots \\ X_p - \mu_p \end{bmatrix} \quad \varepsilon_{px1} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_p \end{bmatrix} \quad F_{mx1} = \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ \vdots \\ F_m \end{bmatrix} \quad L_{pxm} = \begin{bmatrix} l_{11} & l_{12} & \dots & l_{1m} \\ l_{21} & l_{22} & \dots & l_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{p1} & l_{p2} & \dots & l_{pm} \end{bmatrix}$$

O vetor F_{mx1} é um vetor aleatório com m fatores, sendo $1 \leq m \leq p$, que não são observáveis *a priori*. O vetor ε_{px1} é um vetor de erros aleatórios e corresponde à variação de Z_i que não é explicada pelos fatores comuns F_j , $j = 1, 2, \dots, m$. O

coeficiente l_{ij} (*loading* ou carga fatorial) é o coeficiente da i -ésima variável Z_i no j -ésimo fator F_j e representa o grau de relacionamento linear entre Z_i e F_j .

Para operacionalizar a estimação do modelo [1], ortogonal, fazem-se as seguintes suposições:

- i. $E[F_{mx1}] = 0$. Ou seja $E[F_j] = 0$, $j = 1, 2, \dots, m$, todos os fatores têm média igual a zero.

ii. $Var[F_{mx1}] = I_{mxm} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \vdots & \vdots \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$. Ou seja, todos os fatores são não

correlacionados e têm variância igual a um.

- iii. $E[\varepsilon_{px1}] = 0$. Ou seja $E[\varepsilon_j] = 0$, $j=1, 2, \dots, p$, todos os erros têm média igual a zero.

iv. $Var[\varepsilon_{pxp}] = \psi_{pxp} = \begin{bmatrix} \psi_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \psi_2 & \dots & \vdots \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \psi_p \end{bmatrix}$. Ou seja, os erros são não

correlacionados entre si e não necessariamente possuem a mesma variância.

- v. Os vetores ε_{px1} e F_{mx1} são independentes. Ou seja,

$$Cov(\varepsilon_{px1}, F_{mx1}) = E(\varepsilon F') = 0$$

Tal procedimento foi realizado no SPSS® e o critério adotado para estimar a quantidade de fatores m foi o número de autovalores da matriz R_{pxp} superiores ou iguais a um.

Ainda segundo Mingoti (2005), além de observar um dos três critérios citados, a escolha adequada do valor de m deve considerar a interpretabilidade dos fatores e o princípio da parcimônia, ou seja, a descrição da estrutura de variabilidade do vetor aleatório Z com um número pequeno de fatores.

Após escolhido o valor de m , é possível estimar as matrizes $L_{p \times m}$ e $\psi_{p \times p}$. Foi utilizado o método de componentes principais, que funciona como uma análise exploratória dos dados em termos de fatores subjacentes, por não exigir suposições sobre a distribuição de probabilidades do vetor aleatório Z .

No método de componentes principais, para cada autovalor $\hat{\lambda}_i$, $i = 1, 2, \dots, m$, encontra-se o autovetor normalizado correspondente \hat{e}_i , em que $\hat{e}_i = (\hat{e}_{i1}, \hat{e}_{i2}, \hat{e}_{i3}, \dots, \hat{e}_{ip})'$.

As matrizes $L_{p \times m}$ e $\psi_{p \times p}$ são estimadas, respectivamente, por:

$$\hat{L}_{p \times m} = \left[\sqrt{\hat{\lambda}_1} \hat{e}_1 \sqrt{\hat{\lambda}_2} \hat{e}_2 \cdots \sqrt{\hat{\lambda}_m} \hat{e}_m \right] \quad [3]$$

$$\hat{\psi}_{p \times p} = \text{diag} \left(R_{p \times p} - \hat{L}_{p \times m} \hat{L}'_{m \times p} \right) \quad [4]$$

Tal procedimento consiste na aplicação do teorema de decomposição espectral à matriz $R_{p \times p}$. Por esse teorema, a matriz de correlação amostral pode ser decomposta como uma soma de p matrizes, cada uma relacionada com um autovalor da matriz $R_{p \times p}$. Para dado valor m , tem-se:

$$R_{p \times p} = \sum_{i=1}^p \hat{\lambda}_i \hat{e}_i \hat{e}_i' = \sum_{i=1}^m \hat{\lambda}_i \hat{e}_i \hat{e}_i' + \sum_{i=m+1}^p \hat{\lambda}_i \hat{e}_i \hat{e}_i' \quad [5]$$

A matriz de correlação original $R_{p \times p}$ será aproximada por: $R \approx \hat{L} \hat{L}' + \hat{\psi}$ e a matriz residual proveniente do ajuste do modelo fatorial será dada por: MRES: $R - (\hat{L} \hat{L}' + \hat{\psi})$.

A matriz residual serve como critério de avaliação da qualidade do ajuste do modelo fatorial. Seus valores deveriam ser próximos de zero. No entanto, essa matriz é nula quando $m = p$, que, na prática, não é a solução desejada. Duas medidas podem então ser utilizadas para sintetizar a informação da matriz residual: o Erro Médio (EM), que é a média dos valores que estão acima da diagonal principal da MRES, e a Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio (REQM), que é a raiz quadrada da média dos valores, ao quadrado, que estão acima da diagonal principal da MRES.

Segundo Hair (2005), o tamanho da amostra deve ser preferencialmente maior ou igual a 100. Como regra geral, o autor orienta a ter, no mínimo, cinco vezes mais observações que o número de variáveis. No caso desta pesquisa, são submetidas à análise fatorial apenas as variáveis quantitativas, exceto o IDH do município. Dessa forma, são 18 variáveis, e a amostra é composta de 22.416 processos de financiamento. Ou seja, o tamanho da amostra é bem maior que o mínimo sugerido pelo autor.

Ainda segundo Hair (2005), deve-se garantir que a amostra seja homogênea em relação à estrutura fatorial latente. Dessa forma, quando há dois grupos que compõem a amostra, devem-se realizar análises fatoriais separadas e os resultados devem ser comparados com o da amostra combinada para identificar diferenças. No caso desta pesquisa, há três grupos: empresas com atraso de 0 a 15 dias; empresas com atraso de 16 a 60 dias; e empresas com atraso superior a 60 dias. Dessa forma, serão realizadas análises fatoriais separadas para cada um dos grupos e uma para uma amostra combinada dos três grupos.

4.4.1.1 Testes de adequação

Segundo Mingotti (2005), o modelo da análise fatorial fundamenta-se em suposições, tais como linearidade e independência dos fatores que não podem ser verificadas *a priori*. Uma vez que a interpretação dos fatores depende da informação contida na matriz \hat{L}_{pxm} , que é estimada a partir da escolha prévia de m , é importante avaliar até que ponto ela representa corretamente a relação entre as variáveis originais e os fatores do modelo.

4.4.1.1.1 Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO):

Para que um modelo de análise fatorial possa ser adequadamente ajustado aos dados, a matriz de correlação inversa R_{pxp}^{-1} deve ser próxima à matriz diagonal. Para medir essa adequação, Kaiser (1970) *apud* Mingotti (2005) propôs o coeficiente KMO, dado por:

$$KMO = \frac{\sum_{i \neq j} R_{ij}^2}{\sum_{i \neq j} R_{ij}^2 + \sum_{i \neq j} Q_{ij}^2} \quad (6)$$

Em que:

R_{ij} = correlação amostral entre as variáveis X_i e X_j ;

Q_{ij} = correlação parcial entre as variáveis X_i e X_j , que é a correlação entre duas variáveis quando todas as outras variáveis ($p-2$) são consideradas como constantes.

Quando as correlações parciais Q_{ij} são próximas de 0, o coeficiente KMO está próximo de 1 e a matriz $R_{p \times p}^{-1}$ está próxima da matriz diagonal. Segundo Kaiser e Rice (1977) *apud* Mingotti (2005), para que um modelo de análise fatorial esteja adequado, o valor do KMO deve ser maior ou igual a 0,8. Pereira (1999) *apud* Mingotti (2005) recomenda que se trabalhe com faixas de validade de KMO: um KMO na faixa de 0,9 seria excelente, enquanto um KMO na faixa de 0,5 seria insatisfatório.

Para Rancher (2002) *apud* Mingotti (2005), deve-se ter cautela ao utilizar apenas o valor do KMO para ajustar, ou não, um modelo de análise fatorial aos dados. Outras medidas de ajuste, como o Teste de esfericidade de Bartlett, e a interpretabilidade dos fatores devem ser considerados.

4.4.1.1.2 Teste de esfericidade de Bartlett

O modelo de análise fatorial pressupõe que as variáveis-resposta sejam correlacionadas entre si. Dessa forma, sendo essas variáveis provenientes de uma distribuição normal p-variada, pode-se realizar um teste de hipótese para verificar se a matriz de correlação ($P_{p \times p}$) é próxima da matriz identidade ($I_{p \times p}$).

As hipóteses serão:

$$H_0: P_{p \times p} = I_{p \times p}$$

$$H_1: P_{p \times p} \neq I_{p \times p}$$

A estatística de teste T é definida por:

$$T = - \left[n - \frac{1}{6}(2p + 11) \right] \left[\sum_{j=1}^p \ln(\hat{\lambda}_j) \right] \quad [7]$$

Sob a hipótese nula e n grande, a estatística T tem uma distribuição aproximadamente qui-quadrada com $\frac{1}{2}p(p-1)$ graus de liberdade. Para que o modelo esteja devidamente ajustado, o teste deve rejeitar a hipótese nula.

4.4.2 Modelo logit ordenado

A regressão ordinal é utilizada quando se deseja avaliar como a combinação das covariáveis e dos fatores disponíveis no momento da concessão do crédito influencia a probabilidade de uma empresa ter atraso nos pagamentos em cada uma das categorias. A variável de resposta será o *rating*, que assume três categorias diferentes:

Rating 0 – atraso de 0 a 15 dias: baixo risco

Rating 1 – atraso de 16 a 60 dias: médio risco

Rating 2 – atraso superior a 60 dias: alto risco

No modelo de resposta ordenado, a variável de resposta y_i é ordinal, de forma que pode ser ordenada, embora os seus valores numéricos não tenham nenhum significado por si mesmos. O modelo possui a seguinte especificação, segundo Heij (2004):

$$y_i^* = x_i' \beta + \varepsilon_i, \text{ sendo } E[\varepsilon_i] = 0$$

O valor observado de y_i relaciona-se a um índice y_i^* , não observável, em termos de $(m - 1)$ valores limítrofes desconhecidos $\tau_1 < \tau_2 < \dots < \tau_{m-1}$, sendo m igual ao número de categorias possíveis, conforme descrito abaixo:

$$y_i = 1 \text{ se } -\infty < y_i^* < \tau_1,$$

$$y_i = j \text{ se } \tau_{j-1} < y_i^* < \tau_j, j = 2, \dots, m - 1,$$

$$y_i = m \text{ se } \tau_{m-1} < y_i^* < \infty.$$

Os parâmetros desconhecidos deste modelo são β e os $(m - 1)$ valores limítrofes.

Sendo F a função de distribuição cumulativa de ε_i , então:

$$\begin{aligned} p_{ij} &= P[y_i = j] = P[\tau_{j-1} < y_i^* < \tau_j] \\ &= P[y_i^* \leq \tau_j] - P[y_i^* \leq \tau_{j-1}] = F(\tau_j - x_i' \beta) - F(\tau_{j-1} - x_i' \beta), j=1, \dots, m. \end{aligned} \quad [8]$$

$$\text{Dessa forma, } P[y_i = 1] = F(\tau_1 - x_i' \beta) \text{ e } P[y_i = m] = 1 - F(\tau_{m-1} - x_i' \beta)$$

Os efeitos marginais de mudanças nas variáveis explicativas são dados por:

$$\frac{\partial P[y_i = j]}{\partial x_i} = (f(\tau_{j-1} - x_i' \beta) - f(\tau_j - x_i' \beta)) \beta, \text{ em que } f \text{ é a função densidade de}$$

ε_i .

Quando $x_i' \beta$ aumenta, a probabilidade de $y_i = 1$ diminui e a probabilidade de $y_i = m$ aumenta. Isso significa que a probabilidade de pertencer à classe de baixo atraso diminui e aumenta a probabilidade de pertencer à classe de alto atraso.

A estimação dos parâmetros do modelo é feita pelo método de Máxima Verossimilhança. O \log de verossimilhança é dado por:

$$\text{Log} (L(\beta, \tau_1, \dots, \tau_{m-1})) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m y_{ij} \log(p_{ij}) = \sum_{i=1}^n \log(p_{i y_i}), \text{ com } p_{ij} \text{ definido em [8]}$$

e $y_{ij} = 1$ se $y_i = j$ e $y_{ij} = 0$ se $y_i \neq j$

A função F deve ser definida para possibilitar a estimação do modelo. Segundo SPSS (2006), a função de ligação deve ser escolhida de acordo com a distribuição dos dados entre as categorias de resposta. A função *Logit*, cuja forma é dada por $\text{Log} (x/(1-x))$, é adequada quando se têm categorias igualmente distribuídas, a função *Complementary Log-Log*, cuja forma é dada por $\text{Log} (-\log(1-x))$, é adequada quando as categorias mais altas são mais prováveis e a função *Negative Log-Log*, cuja forma é dada por $-\text{Log} (-\log(x))$, é adequada quando as categorias mais baixas são mais prováveis.

4.4.2.1 Testes de adequação

Foram verificadas as medidas de ajuste do modelo, conforme SPSS (2006):

- a) Teste da razão de Verossimilhança – indica se as previsões do modelo estimado são melhores que aquelas baseadas apenas no intercepto. Nesse caso, a hipótese nula a ser testada é de que o modelo apenas com o intercepto é adequado.
- b) Estatística Qui-Quadrado de Pearson e Estatística Qui-Quadrado Baseada nos Resíduos – tem como objetivo testar se os dados observados são inconsistentes com a previsão feita pelo modelo estimado. A hipótese nula é de que o ajuste dos dados é bom.

- c) Pseudo-Coefficientes de determinação – no caso de modelos cuja variável dependente é categórica, não há apenas um R^2 que tenha todas as características do R^2 da regressão linear. Os seguintes métodos são usados para estimar o coeficiente de determinação: Cox e Snell's R^2 , Nagel-Kerke's R^2 e McFadden's R^2 .

Além das medidas de ajuste e da significância estatística dos regressores, a capacidade preditiva do modelo foi analisada a partir da elaboração de uma tabela-cruzada, conforme demonstrado no Quadro 6.

Quadro 6 – Tabela Cruzada: Observado X Previsto

Observado	Previsto		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	ACERTO	ERRO	ERRO
Atraso de 16 a 60 dias	ERRO	ACERTO	ERRO
Atraso superior a 60 dias	ERRO	ERRO	ACERTO

Fonte: dados da pesquisa

Segundo SPSS (2006), a definição estatística dos testes indicados acima pode ser encontrada nas seguintes referências: McCullagh e Nelder (1989); Cox e Snell (1989); Mc Fadden (1974); Nagelkerke (1991); e Norusis (2004).

5 RESULTADOS

5.1 Estatísticas descritivas das variáveis

A amostra original foi composta pelos 22.561 processos de financiamento que tiveram os recursos liberados no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2006. Após a exclusão dos *outliers*¹⁵, chegou-se a uma amostra de 21.427 processos de financiamento. O comportamento desses processos em relação a atraso no pagamento das parcelas do financiamento foi agrupado em três classes: processos que não tiveram atraso ou que tiveram atraso de até 15 dias; processos que tiveram atraso de 16 a 60 dias; e processos que tiveram atrasos superiores a 60 dias. Esse critério de agrupamento foi adotado após análise inicial dos dados, com o objetivo de garantir a representatividade dentro de cada classe e também considerando os níveis de provisão¹⁶ exigidos pela Resolução 2.682/99 do Bacen.

A tabela 4 ilustra a distribuição dos processos em cada categoria em todo o período analisado:

Tabela 4 – Distribuição dos dados 2000–2006

	Percentual	Contagem
Atraso de 0 a 15 dias	88,92	19.053
Atraso de 16 a 60 dias	4,41	944
Atraso superior a 60 dias	6,67	1.430
Total	100,00	21.427

Fonte: dados da pesquisa

¹⁵ Processos cujo valor de alguma das variáveis quantitativas era muito divergente dos demais valores da amostra.

¹⁶ Para atrasos superiores a 15 dias os bancos devem fazer provisão de 1% do valor do principal da dívida e para atrasos superiores a 60 dias a provisão é de 10%.

Uma vez que a distribuição dos dados pode diferir ao longo do tempo, também foi feita uma análise da classificação dos dados ano a ano (gráfico 1). O percentual de casos classificados no grupo que representa atrasos maiores que 60 dias decresce a cada ano ao longo do período analisado. O ano com maior representatividade da categoria de maior atraso é 2000 (18,47%), seguindo-se 2001 (11,16%), 2002 (7,23%), 2003 (6,14%), 2004 (5,5%), 2005 (3,3%) e 2006 (0,10%). Os anos 2005 e 2006 foram os que tiveram menor percentual de casos na classe de maior atraso. Tal fato pode ser, em parte, devido ao reflexo da mudança da política de crédito ocorrida em 2004, na qual se passou a consultar o Sistema de Informações de Crédito (SCR) do Bacen, para verificar o endividamento das empresas e dos sócios, e a considerar esse valor na determinação do limite de crédito do cliente. Adicionalmente, a explicação para a queda tão expressiva ocorrida em 2006 pode estar no fato de que, como os dados foram levantados em agosto de 2007, havia decorrido no máximo 18 meses da liberação do financiamento (para aqueles cuja liberação tenha sido em janeiro/2006). Dessa forma, o momento (em termos de prazo desde a liberação do financiamento) em que costumam ocorrer os atrasos poderia ser uma variável importante para checar a validade da hipótese de que a maioria dos atrasos ocorre a partir de 18 meses da liberação dos recursos. No entanto, essa informação não foi fornecida pela instituição financeira pesquisada.

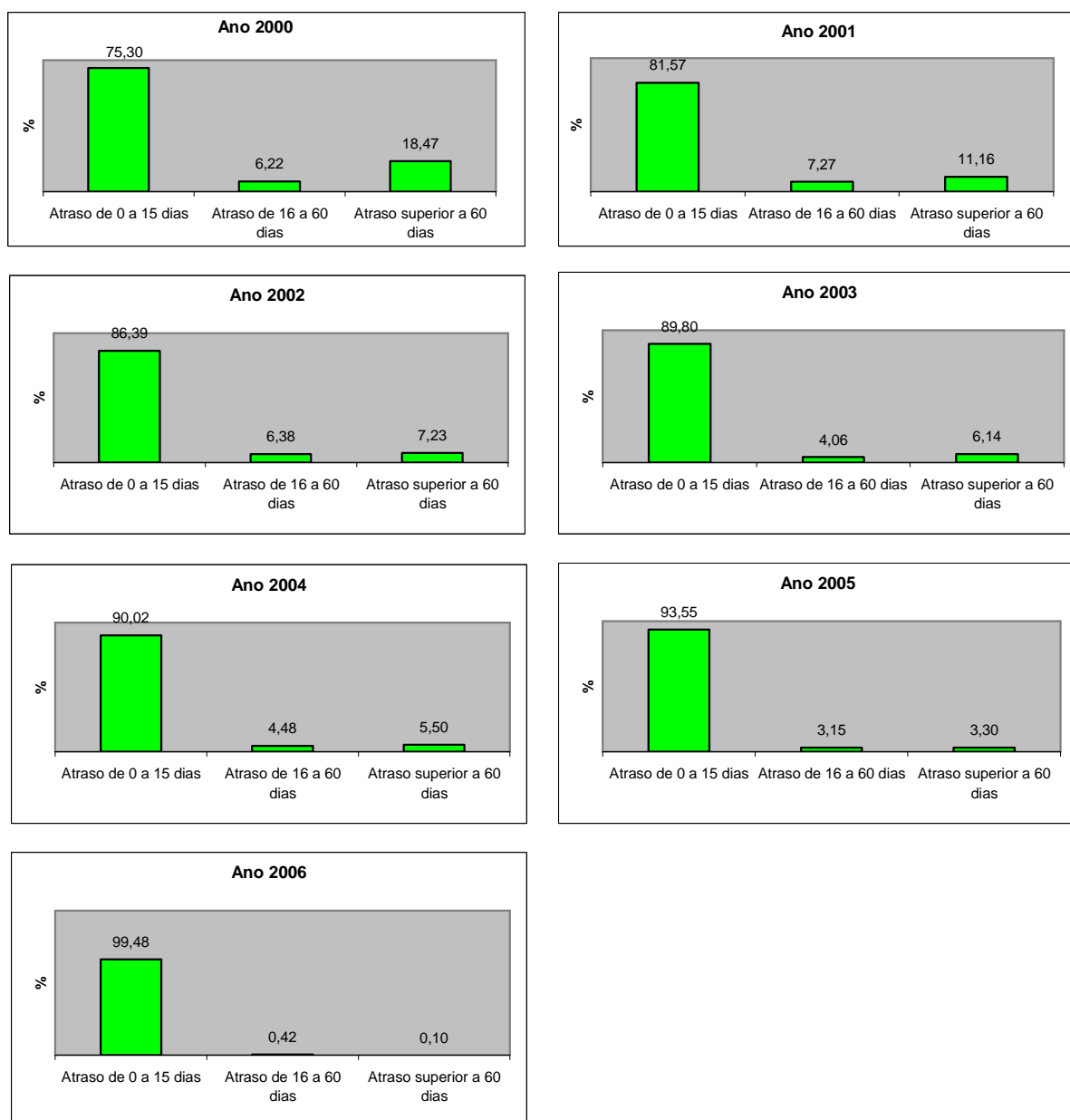


Gráfico 1 – Distribuição dos dados ano a ano

Fonte: dados da pesquisa

Uma vez que os percentuais de atrasos divergem bastante de ano para ano, a análise das 31 variáveis visando identificar padrões de comportamento que ajudem a prever o comportamento das empresas tomadoras em relação à probabilidade de atraso no pagamento das parcelas também foi feita separadamente para cada ano. O ano de 2006, por apresentar baixa representatividade das categorias de atraso de 16 a 60 dias e superior a 60 dias, cuja investigação é fundamental para a

consecução dos objetivos propostos, foi excluído da amostra. Com a exclusão dos dados de 2006 da amostra, a mesma passou a contar com 18.358 processos de financiamento, conforme demonstrado nas tabelas 5 e 6.

Tabela 5 – Distribuição dos dados por categoria 2000–2005

<i>Atraso</i>	<i>Percentual</i>	<i>Contagem</i>
De 0 a 15 dias	87,16	16.000
De 16 a 60 dias	5,07	931
Superior a 60 dias	7,77	1.427
TOTAL	100,00	18.358

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 6 – Quantidade de processos ano a ano 2000–2005

<i>Ano</i>	<i>Contagem</i>	<i>%</i>
2000	2.057	11,20
2001	2.599	14,16
2002	3.072	16,73
2003	3.520	19,17
2004	3.838	20,91
2005	3.272	17,82
TOTAL	18.358	100,00

Fonte: Dados da pesquisa

É importante salientar que as variáveis que representavam o endividamento da empresa, do sócio e do avalista foram excluídas das análises, pois essas informações passaram a compor o banco de dados da instituição a partir de meados de 2005. Tentou-se neste estudo trabalhar com uma amostra menor, composta apenas de processos liberados em 2005 e 2006 que tivessem informações completas para todas as variáveis, mas isso não foi possível, devido à baixa representatividade de processos pertencentes aos grupos de maiores atrasos. Neste caso, o tamanho da amostra com informações completas para essas três variáveis passaria para apenas 3.405, sendo que desse total 3.380 (99,26%) tinham atraso inferior a 15 dias.

5.1.1 Variáveis quantitativas

Excluindo as três variáveis de endividamento, restaram 16 variáveis quantitativas, cujas estatísticas descritivas ano a ano estão resumidas no Anexo I.

Para essas variáveis, fez-se o Teste ANOVA, com o objetivo de verificar se existia diferença significativa entre as médias das variáveis para as três classes de processos. Uma das premissas para que o teste ANOVA seja robusto é que as variâncias entre os grupos sejam iguais. Dessa forma, antes da realização do teste, utilizou-se a Estatística de Levene para testar a homogeneidade da variância, considerando um nível de confiança de 90%. A hipótese nula desse teste é que as variâncias são iguais para todos os grupos.

Os resultados dos testes de homogeneidade da variância são mostrados no Anexo III.

Em 2000 seria adequada à realização do Teste ANOVA para as seguintes variáveis: *investimento em capital de giro, investimentos fixos, empregos gerados, tempo de existência da empresa, idade do sócio, IDH-2000 do município onde a empresa tem sede, valor dos bens do avalista, índice de garantia apresentado e número de financiamentos com a instituição.*

Foi, então, realizado o teste para essas variáveis indicadas no teste de homogeneidade, também considerando um nível de confiança de 90%. Conforme demonstrado na tabela 7, apenas *tempo de existência da empresa* e o *IDH-2000 do município* mostraram haver diferença significativa entre as médias de pelo menos dois, dos três grupos. O gráfico das médias ajuda na investigação da estrutura dessas diferenças. No caso de *IDH do município*, esta variável apresenta valores

maiores nas categorias de maiores atrasos, tendo, portanto, comportamento inverso ao esperado. Já no caso de *tempo de existência da empresa*, o comportamento é, em parte, condizente com o esperado, pois, apesar de ser maior na categoria intermediária, volta a cair na categoria de maior atraso.

Tabela 7 – Teste ANOVA – 2000

	Estadística F	Sig.
INV_GIRO	0,23	0,7935
INV_FIXO	0,59	0,5528
EMPREGOS	1,22	0,2960
TEMPO_EMP	3,12	0,0445
IDADE	1,96	0,1418
IDHM_2000	4,17	0,0155
BENS_AVAL	0,25	0,7801
IND_GARANTIA	1,04	0,3554
N_FCTO	0,51	0,6022

Fonte: Dados da pesquisa

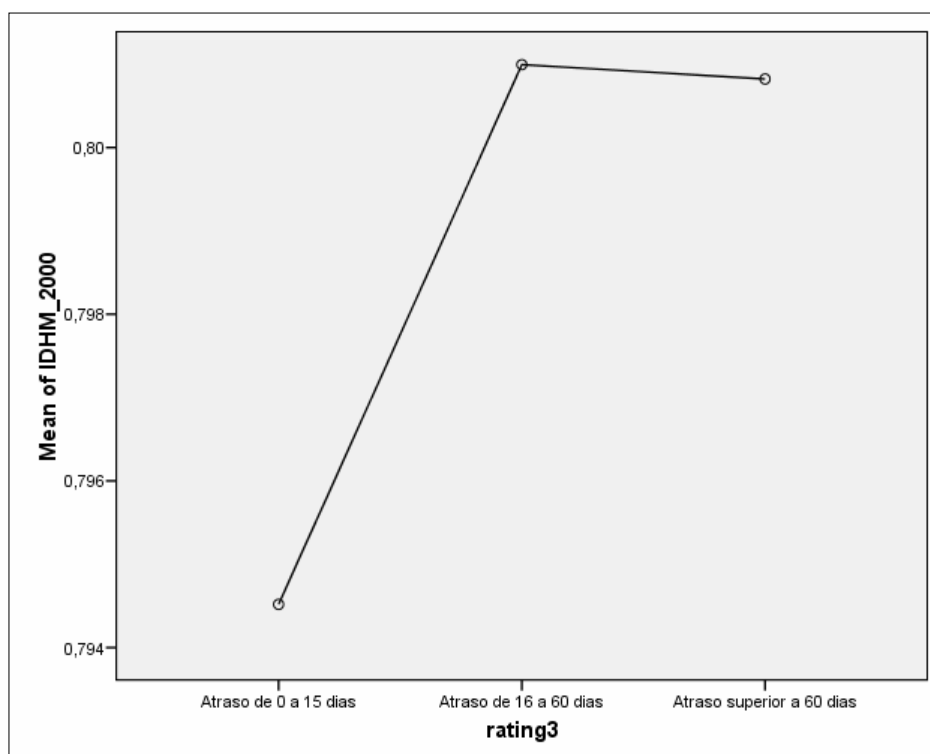


Gráfico 2 – Médias IDH para 2000

Fonte: Dados da pesquisa

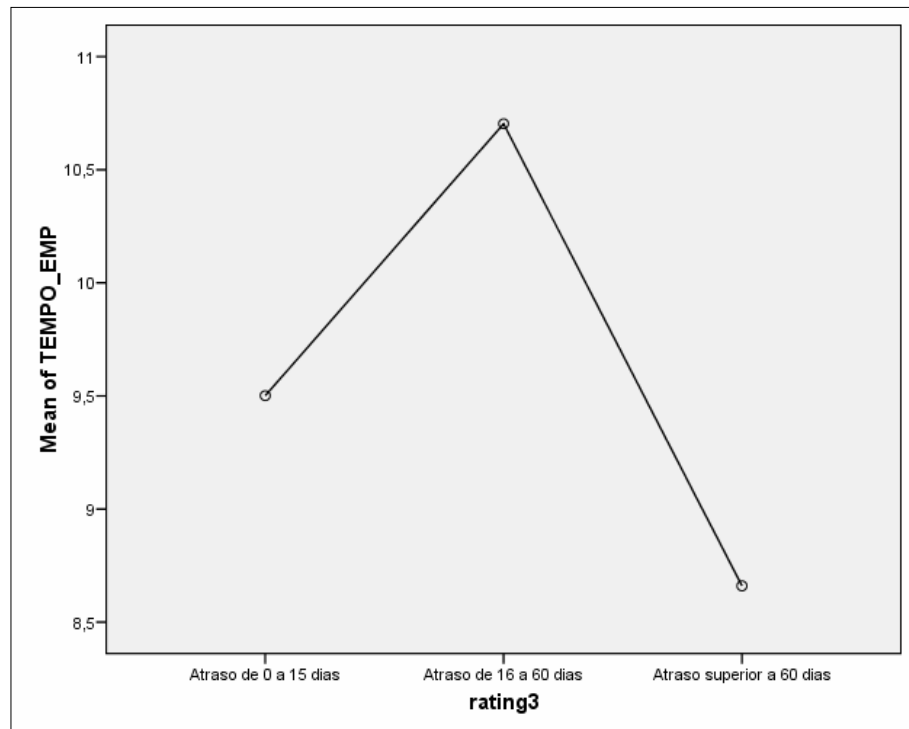


Gráfico 3 – Médias do tempo de existência da empresa para 2000

Fonte: Dados da pesquisa

Em 2001, o teste de homogeneidade da variância mostrou que a aplicação do Teste ANOVA seria adequada para as seguintes variáveis: *investimento em capital de giro, investimentos fixos, empregos gerados, idade do sócio, renda do sócio, valor dos bens do sócio, IDH-2000 do município onde a empresa tem sede e índice de garantia apresentado*. O Teste F demonstrou, conforme resultados apresentados na tabela 8, que nenhuma dessas variáveis apresentou diferença significativa entre as médias dos três grupos analisados.

Tabela 8 – Teste ANOVA – 2001

	Estadística F	Sig.
INV_GIRO	0,25	0,7778
INV_FIXO	0,30	0,7375
EMPREGOS	0,14	0,8656
IDADE	2,21	0,1103
REND_SOC	1,13	0,3224
VR_BENS_SOC	0,44	0,6417
IDHM_2000	1,05	0,3501
IND_GARANTIA	0,58	0,5579

Fonte: Dados da pesquisa

Em 2002, o teste de homogeneidade apontou que a realização do teste ANOVA seria adequada para as seguintes variáveis: *investimentos fixos, empregos gerados, prazo, idade do sócio, valor dos bens do sócio e valor dos bens do avalista*. A aplicação do teste demonstrou, conforme resultados apresentados na Tabela 9, não haver diferença significativa entre as médias dos três grupos.

Tabela 9 – Teste ANOVA – 2002

	Estadística F	Sig.
INV_FIXO	0,90	0,4054
EMPREGOS	0,13	0,8746
PRAZO	0,32	0,7284
IDADE	0,44	0,6465
VR_BENS_SOC	0,84	0,4335
BENS_AVAL	0,45	0,6404

Fonte: Dados da pesquisa

Para 2003, a realização do teste de homogeneidade da variância mostrou ser adequada a aplicação do Teste ANOVA para as seguintes variáveis: *investimento total, investimento em capital de giro, investimentos fixos, financiamento, tempo de existência da empresa, idade do sócio, renda do sócio, valor dos bens do sócio, valor dos bens do avalista, renda do avalista e índice de garantia apresentado*. O resultado do teste, apresentado na tabela 10, demonstrou não haver diferença significativa entre as médias dessas variáveis para as três classes de atraso.

Tabela 10 – Teste ANOVA – 2003

	Estatística F	Sig.
INV_TOTAL	0,40	0,6721
INV_GIRO	0,84	0,4318
INV_FIXO	0,42	0,6583
FIN	0,56	0,5740
TEMPO_EMP	0,29	0,7447
IDADE	0,25	0,7759
REND_SOC	0,35	0,7045
VR_BENS_SOC	0,10	0,9078
BENS_AVAL	0,01	0,9931
REND_AVAL	0,73	0,4838
IND_GARANTIA	0,61	0,5441

Fonte: Dados da pesquisa

Em 2004, o teste de homogeneidade das variâncias demonstrou ser adequada a realização do Teste ANOVA para as seguintes variáveis: *investimento em capital de giro, empregos gerados, prazo, idade do sócio, valor dos bens do sócio, IDH do município onde a empresa tem sede e renda do avalista*. Os resultados do teste, apresentados na tabela 11 demonstraram não haver diferença significativa entre as médias dessas variáveis para as três classes.

Tabela 11 – Teste ANOVA – 2004

	Estatística F	Sig.
INV_GIRO	0,15	0,8579
EMPREGOS	0,03	0,9676
PRAZO	0,05	0,9466
IDADE	0,17	0,8403
VR_BENS_SOC	0,80	0,4496
IDHM_2000	0,89	0,4098
REND_AVAL	0,31	0,7367

Fonte: Dados da pesquisa

Em 2005, o teste de homogeneidade demonstrou ser adequada a realização do Teste ANOVA para as seguintes variáveis: *investimentos fixos, empregos gerados, prazo, tempo de existência da empresa, idade do sócio, renda do sócio, valor dos bens do sócio, IDH do município onde a empresa tem sede, renda do avalista e índice de garantia apresentado*. Os resultados do teste, apresentados na

tabela 12, demonstraram haver diferença significativa entre pelo menos duas das médias do IDH do município para as três classes. O gráfico 4 demonstra que o IDH médio entre os grupos apresenta, em parte, comportamento divergente do esperado, pois, embora seu valor decresça na classe de 16 a 60 dias de atraso, volta a subir na classe de mais de 60 dias de atraso, sendo esse valor até mesmo um pouco superior ao valor do IDH médio na classe de menor atraso.

Tabela 12 – Teste ANOVA – 2005

	Estadística F	Sig.
INV_FIXO	1,54	0,2142
EMPREGOS	1,96	0,1408
PRAZO	0,36	0,6970
TEMPO_EMP	0,22	0,7999
IDADE	0,12	0,8844
REND_SOC	0,17	0,8425
VR_BENS_SOC	0,28	0,7538
IDHM_2000	2,80	0,0607
REND_AVAL	0,04	0,9624
IND_GARANTIA	0,05	0,9502

Fonte: Dados da pesquisa

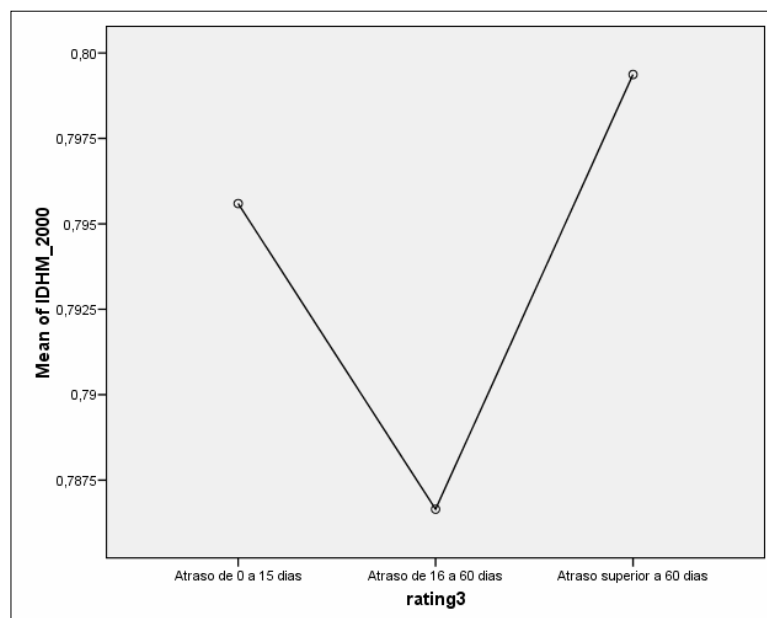


Gráfico 4 – Médias IDH para 2005

Fonte: Dados da pesquisa

Em resumo, as variáveis que apresentaram diferença significativa entre as médias entre pelo menos duas das três classes de atraso analisadas foram: *tempo de existência da empresa* e *IDH do município onde a empresa tem sede*. Para a variável *tempo de existência da empresa*, esse resultado foi encontrado apenas em 2000. Para a variável *IDH do município*, esse resultado foi encontrado para 2000 e 2005.

A violação da premissa de homogeneidade da variância, subjacente ao Teste ANOVA, é robusta apenas quando os grupos têm tamanhos relativamente iguais, o que não é o caso desta pesquisa. Apesar disso, os resultados do Teste ANOVA para todas as variáveis, desconsiderando o teste de homogeneidade da variância, são apresentados na tabela 13.

Tabela 13 – Teste ANOVA desconsiderando a premissa de homogeneidade das variâncias, ano a ano

	2000	2001	2002	2003	2004	2006
	Sig.	Sig.	Sig.	Sig.	Sig.	Sig.
FAT	0,1132	0,2530	0,0026	0,2916	0,0632	0,0183
INV_TOTAL	0,0027	0,0092	0,1930	0,6721	0,3091	0,4988
INV_GIRO	0,7935	0,7778	0,1603	0,4318	0,8579	0,1803
INV_FIXO	0,5528	0,7375	0,4054	0,6583	0,1620	0,2142
FIN	0,0036	0,0034	0,1138	0,5740	0,3024	0,5509
EMPREGOS	0,2960	0,8656	0,8746	0,0003	0,9676	0,1408
PRAZO	0,0040	0,0000	0,7284	0,0006	0,9466	0,6970
TEMPO_EMP	0,0445	0,7487	0,6499	0,7447	0,1825	0,7999
IDADE	0,1418	0,1103	0,6465	0,7759	0,8403	0,8844
REND_SOC	0,5715	0,3224	0,0019	0,7045	0,0699	0,8425
VR_BENS_SOC	0,0000	0,6417	0,4335	0,9078	0,4496	0,7538
IDHM_2000	0,0155	0,3501	0,0128	0,0247	0,4098	0,0607
BENS_AVAL	0,7801	0,1307	0,6404	0,9931	0,1869	0,1616
REND_AVAL	0,3233	0,0075	0,4105	0,4838	0,7367	0,9624
IND_GARANTIA	0,3554	0,5579	0,1241	0,5441	0,1809	0,9502
N_FCTO	0,6022	0,1693	0,0313	0,0497	0,0000	0,0000

Fonte: Dados da pesquisa

Também foi realizado o teste ANOVA para o período completo de 2000 a 2005. Os resultados demonstram que, dentre as variáveis indicadas pelo teste de homogeneidade da variância, apenas a média da variável *empregos gerados* parece

ser significativamente diferente entre pelo menos dois dos três grupos analisados. Caso fosse violada a premissa de homogeneidade da variância para a realização do teste ANOVA, o resultado do teste, conforme demonstra tabela 14 seria de que haveria evidências que apontariam para uma diferença significativa entre as médias das seguintes variáveis, para pelo menos dois dos três grupos analisados: *faturamento, investimento total, investimento em capital de giro, financiamento, empregos gerados, prazo, tempo de existência da empresa, rendimento do sócio e número de financiamentos obtidos com a instituição.*

Tabela 14 – Teste ANOVA – 2000 a 2005

	Estadística F	Sig.
EMPREGOS	3,11	0,04
VR_BENS_SOC	0,21	0,81
IDHM_2000	2,02	0,13
BENS_AVAL	1,69	0,18
REND_AVAL	0,18	0,83
IND_GARANTIA	1,05	0,35

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 15 – Teste ANOVA desconsiderando a premissa de homogeneidade das variâncias – 2000 a 2005

	Estadística Levene	Sig.
FAT	20,15	0,00
INV_TOTAL	4,75	0,01
INV_GIRO	17,32	0,00
INV_FIXO	0,44	0,64
FIN	4,18	0,02
EMPREGOS	3,11	0,04
PRAZO	9,12	0,00
TEMPO_EMP	6,75	0,00
IDADE	0,45	0,64
REND_SOC	2,52	0,08
VR_BENS_SOC	0,21	0,81
IDHM_2000	2,02	0,13
BENS_AVAL	1,69	0,18
REND_AVAL	0,18	0,83
IND_GARANTIA	1,05	0,35
N_FCTO	72,02	0,00

Fonte: Dados da pesquisa

5.1.2 Variáveis Qualitativas

Para as variáveis qualitativas, foi feita uma análise gráfica de cada uma, ano a ano. Os gráficos encontram-se no Anexo II.

A forma jurídica da empresa tomadora não apresenta o mesmo comportamento em todos os anos analisados e também não parece contribuir muito para a discriminação entre as três classes de atraso analisadas. Conforme descrito anteriormente, esperava-se que nas classes de menor tempo de atraso houvesse maior percentual de empresas constituídas sob a forma de firma individual em relação às classes de maior tempo de atraso.

Em 2000, a análise gráfica demonstra que os dados se comportaram conforme o esperado. Na classe de baixo atraso, 8,2% das empresas eram firmas individuais. Já nas classes de médio e alto atraso, o percentual de firmas individuais cai para 4,69 e 6,58%, respectivamente.

Em 2001, o comportamento é semelhante, a não ser em relação à classe de médio atraso. Na classe de baixo atraso, o percentual de firmas individuais é de 13,16%, já na classe de médio atraso, o percentual de firmas individuais sobe para 14,29%. Comparando-se apenas a classe de baixo atraso com a classe de alto atraso, os dados se comportam conforme o esperado, com o percentual de firmas individuais passando para 12,07%.

Em 2002, os dados não se comportam conforme o esperado, apresentando percentuais relativamente iguais para as três classes de atrasos. Apenas na classe de médio atraso há uma variação no percentual, mas ela é pequena e contrária ao

esperado (o percentual de firmas individuais é de 13,23% na primeira classe, sobe para 19,39% na segunda classe e volta a cair para 13,06% na terceira classe).

O comportamento dos dados em 2003 é semelhante ao apresentado em 2002, não apresentando grande variação da forma de constituição jurídica da empresa entre os três grupos analisados. Na primeira classe, o percentual de firmas individuais é de 16,17%; na segunda, cai para 15,38%; e na terceira, volta a subir, agora para 16,67%.

Em 2004, a distribuição da forma de constituição das empresas entre os três grupos é contrária ao esperado. Na primeira classe, o percentual de firmas individuais é de 14,99%; na segunda, sobe para 16,86; e na terceira, sobe para 17,54%.

Em 2005, a relação entre dias de atraso e forma de constituição jurídica é compatível com o esperado. Na primeira classe, de baixo atraso, o percentual de firmas individuais é de 14,6%; na segunda classe, de médio atraso, cai para 9,71%; e na terceira classe, volta a subir, agora para 13,89% (ainda menor que o percentual da primeira classe).

Em relação ao objetivo do financiamento, o comportamento dos dados ao longo dos anos analisados é semelhante, apresentando-se conforme o esperado. Como os financiamentos, cujo objetivo era apenas investimento fixo, representavam percentuais muito pequenos da amostra, a análise foi feita apenas entre duas respostas: investimentos em capital de giro puro e investimentos mistos (parte a ser investida em capital de giro e parte a ser investida em ativos fixos). Chama a atenção a crescente participação dos financiamentos destinados a capital de giro puro ao longo dos anos em todas as classes analisadas.

Em 2000, os processos destinados a giro puro classificados no grupo de baixo atraso, médio atraso e alto atraso eram, respectivamente, 11,88%, 4,69% e 6,58%. Já em 2005, esses percentuais eram 64,13%, 46,6% e 42,59%. Além disso, em todos os anos, o percentual de empresas cujo financiamento destinou-se a capital de giro puro diminui à medida que se analisa os grupos de maior tempo de atraso.

Em relação à escolaridade do sócio-gerente, esperava-se que nos grupos de menor atraso este tivesse maior nível de escolaridade. No entanto, a análise dos gráficos demonstrou que isso só ocorre em alguns anos.

Em 2000, o nível de escolaridade das três classes de atraso é praticamente o mesmo. Em 2001, a variação entre as classes de baixo e de médio atraso é condizente com o esperado, verificando-se aumento do percentual de participação das empresas cujo sócio possui 1º grau de 16,75% para 19,05%, respectivamente, e uma diminuição do percentual de sócios cuja escolaridade é nível superior, de 24,34% para 22,22%, respectivamente. No entanto, na classe de maior atraso o comportamento é inverso: o percentual de empresas cujo sócio possui apenas 1º grau cai para 14,83% e o de empresas cujo sócio possui nível superior cresce para 28,28%.

Em 2002, observa-se que não houve muita variação no percentual de empresas cujo sócio possui apenas 1º grau entre as três classes analisadas. Já o percentual de empresas cujo sócio possui nível superior apresenta-se conforme o esperado apenas no grupo de maior atraso: 24,45% no grupo de baixo atraso, aumenta para 26,02% no grupo de médio atraso e volta a cair para 22,97% no grupo de maior atraso.

Em 2003, os dados se comportam conforme o esperado. O percentual de empresas cujo sócio possui apenas 1º grau é de 16,13% na classe de baixo atraso e

aumenta nas classes de médio e alto atraso para 18,88% e 20,37%, respectivamente. Já o percentual de empresas cujo sócio possui nível superior é de 24,58% na classe de baixo atraso, cai para 20,98% na classe de médio atraso e para 19,91% na classe de alto atraso.

Em 2004, os dados se comportam parcialmente conforme o esperado. O percentual de empresas cujo sócio possui apenas 1º grau, diferentemente do esperado, cai quando se passa da classe de baixo para as classes de médio e alto atraso. Já o percentual de empresas cujo sócio apresenta nível superior é condizente com o esperado: 24,63% na classe de baixo atraso, cai para 20,35% na classe de médio atraso e volta a subir um pouco (mas ainda é menor que o percentual da primeira classe) na classe de alto atraso, para 20,85%.

Em 2005, o percentual de empresas cujo sócio possui 1º grau apresenta o comportamento esperado, crescendo quando se passa da classe de baixo atraso (11,96%) para as classes de médio (17,48%) e alto atraso (14,81%). Já o percentual de empresas cujo sócio possui nível superior apresenta-se conforme o esperado apenas entre os grupos de baixo (25,29%) e médio atraso (21,36%), mas na classe de alto atraso ele volta a subir para 25%.

Em relação à experiência do sócio na empresa, esperava-se maior percentual de empresas com mais tempo de existência nos grupos de menores atrasos. A análise dos gráficos mostrou que os dados se comportaram conforme o esperado em todos os anos analisados. Em todos os anos, analisando-se a dinâmica entre as classes de baixo, médio e alto atraso, o percentual de empresas com mais de 5 anos de existência cai e aumenta o percentual de empresas com até 1 ano ou até 5 anos de existência. Dessa forma, esta parece ser uma variável que pode contribuir para discriminar determinado caso entre as três classes.

A variável *experiência anterior do sócio* é, de certa forma, complementar à variável *experiência do sócio*. Dessa forma, esperava-se o mesmo comportamento dos dados em relação às classes de atraso, ou seja, maiores percentuais de empresas cujo sócio possui mais tempo de experiência anterior nas classes de menor atraso. No entanto, esse comportamento não foi verificado em todos os anos.

Em 2000, o comportamento observado foi inverso ao esperado. Em 2001, os dados se distribuem de forma relativamente igual entre as três classes de atraso. Em 2002, o comportamento observado também foi inverso ao que era esperado. A partir de 2003, os dados se comportam de forma semelhante e conforme o esperado. Ou seja, o percentual de empresas cujo sócio tem experiência anterior de mais de 5 anos decai à medida em que se passa para as classes de maior tempo de atraso e aumenta-se o percentual de empresas cujo sócio tem experiência anterior de até 1 ano ou até 5 anos.

Em relação ao sexo do sócio, verifica-se que predomina em todos os anos e em todas as classes o gênero masculino. O percentual de sócio de gênero masculino e feminino não parece contribuir muito para discriminar casos entre as três classes analisadas, uma vez que quando há variação na distribuição dos sexos entre as classes ela é muito pequena. Em 2001, na classe de baixo atraso o percentual de empresas cujo sócio é do gênero masculino é de 66,87%. Percentual que cresce para 75,76% na classe de médio atraso e cai para 63,13% na classe de alto atraso. Em 2001, o percentual de sócios do sexo masculino cresce nas classes de maior atraso. Em 2002 e 2003, também o percentual de sócios do sexo masculino cresce nas classes da maior atraso, embora em valores muito pequenos. Em 2004 e 2005, o percentual de sócios do sexo masculino cresce na classe de médio atraso e volta a cair na classe de alto atraso.

Observando-se os gráficos de estado civil dos sócios, verifica-se que há grande predominância de sócios casados, seguindo-se os sócios solteiros, separados e viúvos.

A variação do percentual de sócios casados entre as três classes é pequena, não parecendo ter muita contribuição para discriminar casos entre as classes pesquisadas.

No caso dos sócios solteiros, a variação também é pequena, exceto para os anos 2004, no qual o percentual era de 17,55% na classe de baixo atraso, passou para 22,09% na classe de médio atraso e voltou para 17,54% na classe de alto atraso, e 2005, no qual o percentual era de 17,41% na classe de baixo atraso, passou para 11,65% na classe de médio atraso e para 15,74% na classe de alto atraso.

No caso de sócios cujo estado civil é separado, o comportamento dos dados é distinto ao longo do período analisado. Em 2000 e 2001, esse percentual cai nas classes de maior atraso. Em 2002 a 2005, esses percentuais crescem quando se analisa as classes de maior atraso.

No caso de sócios cujo estado civil é viúvo, o comportamento é o mesmo nos anos analisados, exceto para 2000. De 2001 a 2005, o percentual de sócios viúvos cai quando se analisa as classes de maior tempo de atraso. Ao contrário, em 2000, o percentual de sócios viúvos aumenta nas classes de maior atraso.

O nível de informatização da empresa não apresenta o mesmo comportamento ao longo dos anos analisados. A grande maioria das empresas apresenta nível intermediário de informatização, seguido pelo nível moderno e antigo.

A distribuição das empresas cujo nível de informatização é antigo apresenta o mesmo comportamento nos anos analisados, exceto em 2000. De 2001 a 2005, o percentual de empresas com nível de informatização antigo, em relação à classe de baixo atraso, cresce na classe de médio atraso e cai na classe de alto atraso. Diferentemente, em 2000, o percentual de empresas cujo nível de informatização é antigo cai tanto na classe de médio atraso quanto na classe de alto atraso.

O percentual de empresas cujo nível de informatização é intermediário também apresenta comportamentos distintos no período analisado. Em 2000, o percentual de empresas cujo nível de informatização é antigo aumenta de 57,52% na classe de baixo atraso para 60,94% na classe de médio atraso e volta a cair para 56,05% na classe de alto atraso. Em 2001 e 2002, o comportamento dos dados é o mesmo, com o percentual, em relação à classe de baixo atraso, caindo na classe de médio atraso e voltando a aumentar na classe de alto atraso. De 2003 a 2005, o percentual de empresas cujo nível de informatização é intermediário cresce à medida que se analisam as classes de maior atraso.

A distribuição das empresas cujo nível de informatização é moderno apresenta o mesmo comportamento no período analisado, exceto em 2002. De 2000 a 2001 e de 2003 a 2005, o percentual de empresas cujo nível de informatização é moderno em relação à classe de baixo atraso cai na classe de médio atraso e volta a subir para um valor menor que o da classe de baixo de atraso, exceto em 2000, em que esse valor é maior que na classe de baixo atraso. Já em 2002, observa-se que o percentual de empresas cujo nível de informatização é moderno cai quando se analisa os grupos de maior tempo de atraso.

Em relação ao número médio de clientes, a grande maioria das empresas possui mais de 50 clientes, seguida por aquelas que possuem de 10 a 50 clientes e

até 10 clientes. Esperava-se que o percentual de empresas com maior o número de clientes decrescesse nas classes de maior tempo de atraso e que o percentual de empresas com menor número de clientes aumentasse.

Essa relação não foi observada em todos os anos. Apenas em 2000, 2001 e 2003 ela se verificou. Ao contrário, em 2002, o percentual de empresas com mais de 50 clientes na classe de baixo atraso era de 92,69%, cai para 89,8% na classe de médio atraso e volta a subir para 93,24% na classe de alto atraso. Em 2004, o percentual de empresas com mais de 50 clientes na classe de baixo atraso era de 93,31%, cai para 90,12% na classe de médio atraso e volta a subir para 93,84% na classe de alto atraso. Em 2005, o percentual de empresas com mais de 50 clientes na classe de baixo atraso era de 94,22%, cai para 88,35% na classe de médio atraso e volta a subir para 95,37% na classe de alto atraso.

O percentual de empresas com até 10 clientes apresenta o comportamento esperado. Ou seja, aumenta nos grupos de maior tempo de atraso nos anos 2000, 2001, 2003 e 2005. Ao contrário, em 2002 o percentual decresce nas classes de maior atraso e em 2003 o percentual aumenta na classe de médio atraso, mas volta a cair na classe de alto atraso, para um valor menor que da classe de baixo atraso.

Em relação ao setor de atividade das empresas, verifica-se que a maior parte das empresas é pertencente ao setor de comércio, seguindo-se o setor industrial e o de serviços. O percentual de empresas do setor de comércio não apresenta grande variação. Apenas em alguns anos há um aumento desse percentual na classe de médio atraso. A variação do percentual de empresas pertencentes ao setor industrial entre as classes de atraso não apresenta um padrão de comportamento identificável, variando muito de ano para ano. Já o setor de serviços apresenta dois comportamentos distintos. Em 2000, 2002 e 2004, o percentual de empresas do

setor de serviços cai na classe de médio atraso em relação à classe de baixo atraso e volta a subir na classe de alto atraso, sempre com valor maior que o grupo de baixo atraso. Já em 2001, 2003 e 2005 o percentual de empresas pertencentes ao setor de serviços cresce nas classes de médio e alto atraso.

Observando-se os gráficos da distribuição das empresas por macrorregião, verifica-se que a maioria dos financiamentos contempla empresas com sede nas regiões Central e Sul. A distribuição dessas frequências entre as classes de atraso varia muito de ano para ano, não sendo visível nenhum padrão de comportamento que auxilie na discriminação entre os grupos.

5.2 Análise fatorial

Na análise fatorial, foram incluídas todas as variáveis quantitativas, exceto *IDH do município onde a empresa tem sede*, pois era de interesse da pesquisa manter isolado o efeito desta variável sobre a probabilidade de inadimplência. A variável *investimento total*, por ser igual à soma das variáveis *investimento em capital de giro* e *investimento fixo*, também foi excluída da análise fatorial, pois envolve inversão de matriz, que não é possível no caso de uma das colunas ser combinação linear de outras duas.

Dessa forma, foram submetidas à análise fatorial 14 variáveis, a saber: *faturamento, investimento fixo, investimento em giro, financiamento, empregos gerados, prazo, tempo de existência da empresa, idade, renda do sócio, bens do sócio, renda do avalista, bens do avalista, índice de garantia e número de financiamentos obtidos com a instituição.*

A análise fatorial foi feita, inicialmente, para todo o período de 2000 a 2005. A tabela 16 mostra as medidas de adequação da análise fatorial. O critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) varia de 0 a 1. Para que um modelo de análise fatorial possa ser adequadamente ajustado aos dados, esse valor deve estar o mais próximo possível de 1. Os resultados mostram que o KMO teve um valor de 0,57, que seria, segundo Pereira (1999) *apud* Mingotti (2005), insatisfatório. No entanto, esse critério não é absoluto e deve ser analisado juntamente com a estrutura de fatores e o contexto da pesquisa, especialmente no campo das Ciências Sociais. O Teste de esfericidade de Bartlett tem como hipótese nula a igualdade entre a matriz de correlação ($P_{p \times p}$) e a matriz identidade ($I_{p \times p}$). Para que a análise fatorial seja adequada, deve-se rejeitar a hipótese nula. Conforme demonstrado na tabela 16, o valor p do teste indica que a hipótese nula deve ser rejeitada e, portanto, que a realização da análise fatorial seria adequada.

Tabela 16 – Medidas de adequação – 2000 a 2005

Medidas de Adequação	
Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)	0,57
Teste de esfericidade de Bartlett	
Sig.	0,00

Fonte: Dados da pesquisa

Em relação ao número de fatores extraídos e ao percentual da variância explicada, os resultados apresentados na tabela 17 indicam, adotando-se o critério de autovalores maiores que 1, que seriam extraídos cinco fatores que resumiriam as informações das 14 variáveis iniciais. Esses cinco fatores explicariam 58,30% da variância.

Tabela 17 – Total da Variância explicada – 2000 a 2005

Total da Variância Explicada			
Componentes	Autovalores	% da Variância	% Cumulativo da Variância
1	2,65	18,90	18,90
2	1,91	13,66	32,56
3	1,47	10,51	43,07
4	1,12	8,03	51,10
5	1,01	7,19	58,30
6	0,98	6,99	65,28
7	0,94	6,69	71,98
8	0,86	6,13	78,10
9	0,78	5,58	83,68
10	0,75	5,33	89,01
11	0,58	4,12	93,14
12	0,54	3,85	96,98
13	0,33	2,32	99,30
14	0,10	0,70	100,00

Método de extração: Análise dos componentes principais

Fonte: Dados da pesquisa

A matriz de componentes é apresentada na tabela 18. Pela análise das cargas das diversas variáveis em cada fator, verifica-se que o primeiro fator, que responde por cerca de 18,90% da variância, tem forte correlação com as variáveis: *faturamento, investimento em capital de giro, financiamento e prazo*. A organização dessas variáveis em um fator é compreensível, pois, pelas regras do programa de financiamento a micro e pequenas empresas cujos processos foram objeto de análise, o valor do financiamento da empresa é diretamente proporcional ao valor do seu faturamento. O valor do financiamento também tem relação direta com valor do investimento, seja em capital de giro ou em investimento fixo, uma vez que o financiamento é de, no máximo, 80% do investimento do projeto. O prazo também é uma consequência direta do objetivo do financiamento. No caso de um financiamento destinado exclusivamente a capital de giro, o prazo de vigência do contrato é sempre 24 meses, contados a partir do dia 20 subsequente à data de formalização jurídica da operação. No caso de investimentos fixos, o prazo é de 36 meses. O que torna o prazo uma variável é que ele representa não o tempo de

vigência do contrato, mas o prazo desde a liberação do recurso até o vencimento, que varia de operação para operação.

O segundo fator responde por 13,66% da variância e tem forte correlação com as seguintes variáveis: *valor dos bens do sócio*, *valor dos bens do avalista* e *índice de garantia apresentado*. Essas variáveis têm em comum o fato de representarem as garantias do contrato de financiamento. As modalidades de garantia aceitas pela instituição financeira no caso de crédito a micro e pequenas empresas são: aval dos sócios principais e, cumulativamente, aval de terceiros ou garantia real (hipoteca). Assim, as variáveis *valor dos bens do sócio* e *valor dos bens do avalista terceiro* são uma indicação do valor que essa garantia representa, uma vez que eles respondem solidariamente com seu patrimônio pessoal pela dívida, colocando-se no lugar do devedor. No caso da garantia real, um bem imóvel específico, cujo valor deve ser de no mínimo 1,3 vez o valor do financiamento, fica hipotecado até o término do contrato. *Índice de garantia apresentado* é uma indicação de quanto o valor das garantias representam em relação ao financiamento, seja ela real ou fidejussória (aval).

O terceiro fator responde por 10,51% da variância e possui forte correlação com as variáveis: *tempo de existência da empresa* e *idade do sócio*. O agrupamento dessas duas variáveis em um mesmo fator também é compreensível, uma vez que, na maioria dos casos, as empresas de micro e pequeno porte são fundadas pelos sócios, que a administram até serem sucedidos pelos filhos ou fecharem a empresa por outro motivo qualquer.

O quarto fator representa 8,03% da variância e é fortemente correlacionado com as variáveis *número de empregos gerados* e *valor dos investimentos fixos*. Os investimentos em bens duráveis a serem utilizados no processo produtivo por um

período superior a um ano, que neste trabalho é chamado simplesmente de “investimento fixo”, é o que se chama de “Formação Bruta de Capital Fixo (FBCF)”. O aumento da FBCF leva a um incremento da capacidade produtiva das empresas e, conseqüentemente, de sua capacidade de geração de emprego e renda.

O quinto fator representa 7,19% da variância e apresenta forte correlação com as variáveis *renda do sócio*, *renda do avalista* e *número de financiamentos obtidos com a instituição*. As duas primeiras representam a capacidade de pagamento dos avalistas e a última, o histórico de relacionamento da empresa tomadora com a instituição.

Tabela 18 – Matriz de componentes – 2000 a 2005

Matriz de Componentes					
	1	2	3	4	5
FAT	0,83	(0,03)	(0,06)	(0,08)	(0,00)
INV_GIRO	0,72	0,23	(0,04)	0,06	(0,06)
INV_FIXO	0,10	0,41	(0,21)	0,54	(0,00)
FIN	0,94	(0,03)	(0,06)	(0,07)	(0,07)
EMPREGOS	0,05	0,29	(0,16)	0,70	0,04
PRAZO	0,65	(0,02)	(0,02)	(0,05)	(0,13)
TEMPO_EMP	0,04	0,35	0,70	(0,02)	(0,09)
IDADE	0,04	0,32	0,74	(0,06)	(0,07)
REND_SOC	0,01	0,20	0,09	0,19	0,48
VR_BENS_SOC	0,02	0,39	0,36	0,15	0,02
BENS_AVAL	(0,02)	0,78	(0,32)	(0,30)	(0,12)
REND_AVAL	0,01	0,25	(0,05)	(0,17)	0,53
IND_GARANTIA	(0,26)	0,72	(0,33)	(0,32)	(0,15)
N_FCTO	0,23	0,04	0,01	(0,21)	0,64

Método de extração: Análise dos componentes principais

Fonte: Dados da pesquisa

A análise fatorial também foi realizada ano a ano. Os resultados são apresentados no Anexo III. De maneira geral, houve pequenas variações em relação ao agrupamento das variáveis em fatores e em relação ao número de fatores extraídos. Em 2000, 2003 e 2005, foram extraídos cinco fatores, que resumiam, respectivamente, 62,96%, 59,58% e 59,37% da variância. Já em 2001, 2002 e 2004,

foram extraídos quatro fatores que respondiam por, respectivamente, 52,93%, 52,97% e 53,43% da variância. Em relação às medidas de ajuste do modelo, o teste de esfericidade de Bartlett rejeitou a hipótese nula em todos os anos, indicando a adequação da análise fatorial, e o KMO apresentou uma pequena oscilação entre os anos, sendo que o de 2000 foi o que teve a melhor medida (0,63) e o de 2003 foi o que teve a pior medida (0,565).

5.3 Modelo logit ordenado

Neste item, são apresentados os resultados da estimação do modelo de resposta ordenado para a amostra em estudo. Visando minimizar os efeitos de variáveis macroeconômicas e outros eventos do ambiente externo que podem ter influenciado a variável dependente (categoria de atraso), foi estimado um modelo para cada ano da amostra.

A variável dependente foi *atraso dos processos de financiamento*, devidamente codificada em três categorias: 0 – de 0 a 15 dias de atraso; 1 – de 16 a 60 dias de atraso; e 2 – mais de 60 dias de atraso. Inspeccionando-se a distribuição dos dados entre as três categorias de resposta, já apresentada na seção dedicada à análise descritiva dos dados, verifica-se que 87,2% pertencem à categoria 0; 5,1% à categoria 1; e 7,8% à categoria 2. Como a probabilidade de uma empresa pertencer a cada uma dessas é desigual, sendo mais provável que uma empresa pertença à categoria 0, a função de ligação que parece ser mais adequada para estimação do modelo é a *Negative-Log-Log*. Para fins de comparação, também foi estimado um modelo utilizando a função *Logit* como função de ligação.

Entre as variáveis independentes foram utilizadas fatores e covariáveis. Em linhas gerais, as covariáveis são representadas por dados contínuos, enquanto os fatores são dados categóricos. Como covariáveis, foram utilizados os fatores obtidos pela análise fatorial apresentada na seção anterior e o *IDH do município* onde a empresa tem sede e como fatores as demais variáveis qualitativas. Também foi estimado o modelo utilizando, ao invés dos fatores obtidos na análise fatorial, todas as variáveis quantitativas. Para análise da significância dos modelos estimados, adotou-se o nível de confiança de 90%.

Nessa primeira etapa, como não havia como saber *a priori* quais variáveis seriam importantes para o ajuste do modelo, foram incluídas todas que estivessem disponíveis. Na medida em que foi verificado que muitas delas não eram significativas, as mesmas foram excluídas e o modelo foi reestimado.

Inicialmente, foi estimado o modelo de regressão ordenada utilizando como função de ligação o *Negative Log-Log* para todo o período de 2000 a 2005. Foram estimados dois modelos com essa especificação, os quais receberam a denominação Modelo 1 e Modelo 2. O Modelo 1 foi estimado utilizando como covariantes os cinco fatores resultantes da análise fatorial. O Modelo 2 foi estimado utilizando as variáveis quantitativas originais. Foram comparadas as medidas de ajuste, os coeficientes estimados e a capacidade preditiva desses dois modelos.

Os resultados do Modelo 1 são apresentados nas tabelas 19 e 20.

Tabela 19 – Medidas de ajuste do modelo 1

Teste da Razão de Verossimilhança	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Modelo Apenas com Intercepto	10.202,93			
Modelo Final	9.851,38	351,56	22	0,00
Teste das Linhas Paralelas				
	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Hipótese nula	9.851,38			
Geral	9.815,95	35,42	22	0,03
Estatística Qui-Quadrado				
	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.	
Pearson	23.251,78	23072	0,20	
Deviance	9.851,38	23072	1,00	
Pseudo R2				
Cox and Snell	0,0300			
Nagelkerke	0,0511			
McFadden	0,0345			

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: Dados da pesquisa

O teste da razão de verossimilhança mostra que o modelo estimado é mais adequado que o modelo apenas com o intercepto, uma vez que a hipótese nula de que o modelo apenas com o intercepto é adequado foi rejeitada.

O teste das linhas paralelas compara um modelo com um conjunto de parâmetros estimados para todas as categorias com um modelo com um conjunto separado de parâmetros para cada categoria. A hipótese nula é de que os coeficientes são os mesmos para todas as categorias de resposta. Como a hipótese nula é rejeitada, pode-se dizer que o modelo com parâmetros diferentes para cada categoria tem um melhor ajuste. Isso pode ser, dentre outros fatores, devido a erros na especificação da função de ligação ou por erros na especificação do modelo.

A estatística Qui-Quadrado de Pearson e a estatística Qui-Quadrado baseada nos resíduos testa se os dados observados são consistentes com a previsão do modelo. Conforme se pode observar na tabela 19, o valor p da estatística de Pearson é 0,20. Ou seja, não se rejeita a hipótese de que o modelo é bom.

Os pseudo-R² são úteis na comparação entre dois modelos. Assim, os valores obtidos na regressão utilizando a função *Negative Log Log* serão comparados com os valores obtidos utilizando a função *Logit*.

Tabela 20 – Coeficientes estimados do modelo 1

	Coeficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	3,63	0,00
Intercepto Rating = 1	4,20	0,00
FAC1_1	(0,09)	0,00
FAC2_1	0,01	0,71
FAC3_1	(0,04)	0,18
FAC4_1	0,07	0,01
FAC5_1	(0,08)	0,05
IDHM	0,94	0,16
Forma Jurídica	0,02	0,74
Giro_Puro	(0,75)	0,00
D1_escol	0,14	0,14
D2_escol	0,08	0,32
D1_exp	0,83	0,00
D2_exp	0,55	0,00
D1_expant	(0,00)	0,96
D2_expant	(0,13)	0,15
Sexo	0,12	0,05
D3_civil	(0,12)	0,12
D1_inf	0,00	0,99
D2_inf	(0,05)	0,57
D1_cli	0,42	0,07
D2_cli	0,23	0,36
D1_setor	(0,15)	0,14
D2_setor	0,14	0,13

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: Dados da pesquisa

As variáveis que se mostraram significativas, além do intercepto, foram: fator 1 (*faturamento, investimento em giro, financiamento e prazo*); Fator 4 (*investimento fixo e empregos gerados*); Fator 5 (*renda do sócio, renda do avalista e número de financiamentos*); *giro puro*; *dummy 1 de experiência do sócio na empresa*; *dummy 2 de experiência do sócio na empresa*; *sexo* e *dummy 1 de numero de clientes*.

Analisando-se o sinal esperado dessas variáveis, verifica-se que o fator 1 apresentou um coeficiente negativo (-0,09), indicando que quando seu valor

aumenta, diminui a probabilidade de pertencer a categorias mais altas. Tal fato é condizente com o esperado, uma vez que esse fator é fortemente correlacionado com as variáveis: *faturamento*, *investimento em giro*, *financiamento* e *prazo*.

No caso do fator 4, o coeficiente possui sinal positivo (0,07), indicando que quando seu valor aumenta, aumenta também a probabilidade de se pertencer a categorias mais altas. O fator 4 está fortemente correlacionado com *investimento fixo* e *número de empregos gerados*. A pesquisa da Guimarães (2003) já indicou que quanto maior a proporção do investimento fixo no financiamento, maior a chance de inadimplência. Dessa forma, o sinal também é condizente com o esperado.

O fator 5 apresentou coeficiente negativo (-0,08), indicando que quanto maior o seu valor, menor a probabilidade de pertencer às categorias mais altas. O sinal é condizente com o esperado uma vez que o fator 5 está fortemente correlacionado com as variáveis renda do sócio, renda do avalista e número de financiamentos. As duas primeiras representam, de alguma forma, capacidade de pagamento dos avalistas e a última é um indicador do histórico de relacionamento com a instituição.

A variável *giro puro* assume valor 0 quando o financiamento é destinado a giro puro e valor 1 quando o financiamento é destinado apenas a investimentos fixos ou quando é destinado parcialmente a investimentos fixos. O coeficiente apresentou sinal negativo (-0,75), indicando que quando o financiamento não é para giro puro diminui a probabilidade de se pertencer a categorias mais altas. Esse sinal não é condizente com o esperado.

A *dummy 1* de experiência do sócio na empresa (D1_exp) representa sócios com experiência de mais de 5 anos na empresa. O coeficiente foi positivo (0,83), indicando que em relação à categoria de referência (até 1 ano) a probabilidade de

pertencer a categorias mais altas é maior em empresas cujo sócio possui mais de 5 anos de experiência. Esse resultado também não é condizente com o esperado.

A *dummy* 2 de experiência do sócio na empresa (D2_exp) representa sócios com experiência de 1 a 5 anos na empresa. O coeficiente foi positivo (0,55), indicando que em relação à categoria de referência (até 1 ano) a probabilidade de pertencer a categorias mais altas é maior em empresas cujo sócio possui entre 1 e 5 anos de experiência. Esse resultado também não é condizente com o esperado.

A variável sexo assumiu o valor 0 no caso de sócios do gênero masculino e valor 1 no caso de sócios do gênero feminino. O coeficiente que representa o sexo feminino teve sinal positivo (0,12), indicando que quando o sócio é do gênero feminino a probabilidade de pertencer a categorias mais altas aumenta. Para essa variável não havia um sinal esperado para o coeficiente, uma vez que não foi encontrado em estudos anteriores a influência do gênero na inadimplência. O resultado é, assim, de natureza exploratória.

A *dummy* 1 de número de clientes (D1_cli) representa empresas com mais de 50 clientes. O coeficiente foi positivo (0,42), indicando que em relação à categoria de referência (Até 10 clientes) a probabilidade de pertencer a categorias mais altas é maior em empresas com mais de 50 clientes. Esse resultado também não é condizente com o esperado.

A tabela 21 demonstra a capacidade preditiva do modelo. Na realidade, o modelo é capaz de prever apenas uma categoria, a de atraso de 0 a 15 dias. O motivo dessa classificação pode ser explicado pela tabela 22, que resume a estatística descritiva das probabilidades calculadas a partir do modelo estimado. A probabilidade de pertencer à categoria 0, que representa atrasos de 0 a 15 dias, varia de 0,55 a 0,99. A probabilidade de pertencer à categoria 1, que representa

atrasos de 16 a 60 dias, varia de 0,01 a 0,16. A probabilidade de pertencer à categoria 2, que representa atrasos superiores a 60 dias, varia de 0,01 a 0,29. Assim, em todos os casos, a probabilidade de se pertencer à categoria 0 é maior que a probabilidade de se pertencer às categorias 1 e 2.

Tabela 21 – Tabela cruzada do modelo 1

Observado	Previsto		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	10191 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	566 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	791 (100%)	-	-

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 22 – Probabilidades do modelo 1

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,55	0,99	0,88	0,06
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,01	0,16	0,05	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,01	0,29	0,07	0,04

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: Dados da pesquisa

Os resultados do modelo 2 são apresentados na tabela 23.

Tabela 23 – Medidas de ajuste do modelo 2

Teste da Razão de Verossimilhança	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Modelo Apenas com Intercepto	10.202,93			
Modelo Final	9.817,13	385,81	31	0,00
Teste das Linhas Paralelas				
	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Hipótese nula	9.817,13			
Geral	9.794,71	22,42	31	0,87
Estatística Qui-Quadrado				
	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.	
Pearson	23.286,36	23.063	0,15	
Deviance	9.817,13	23.063	1,00	
Pseudo R2				
Cox and Snell	0,0329			
Nagelkerke	0,0560			
McFadden	0,0378			

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: Dados da pesquisa

Observando-se as medidas de ajuste do modelo descritas na tabela 23, verifica-se que todas elas indicam que o modelo 2, com as variáveis originais, se mostra-se mais adequado que o modelo 1. O teste de razão de verossimilhança apresenta o mesmo resultado nos dois modelos. No entanto, observando-se a estatística Qui-Quadrado desse teste, verifica-se que ela é maior no modelo 2 que, também por isso, se mostra mais adequado. Pelo teste das linhas paralelas, o modelo 2 também se mostra mais adequado, uma vez que a hipótese nula de que os coeficientes são os mesmos para todas as categorias de resposta não é rejeitada. Pela estatística Qui-Quadrado de Pearson e pela estatística Qui-Quadrado baseada nos resíduos, verifica-se que ambos os modelos apresentam o mesmo resultado. Analisando-se os Pseudo-R², verifica-se que todos eles (Cox and Snell, Nagelferke e McFadden) tiveram um pequeno aumento no modelo 2 em relação ao modelo 1.

Tabela 24 – Coeficientes estimados do modelo 2

	<i>Coeficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	2,88	0,00
Intercepto Rating = 1	3,45	0,00
IDHM_2000	0,74	0,27
FAT	(0,00)	0,48
INV_GIRO	(0,00)	0,00
INV_FIXO	(0,00)	0,90
FIN	0,00	0,46
EMPREGOS	0,02	0,01
PRAZO	(0,01)	0,47
TEMPO_EMP	(0,00)	0,38
IDADE	(0,00)	0,38
REND_SOC	0,00	0,26
VR_BENS_SOC	0,00	0,90
BENS_AVAL	0,00	0,12
REND_AVAL	0,00	0,00
IND_GARANTIA	(0,00)	0,25
N_FCTO	(0,23)	0,00
Forma Jurídica	0,03	0,71
Giro_Puro	(0,73)	0,00
D1_escol	0,14	0,13
D2_escol	0,07	0,37
D1_exp	0,80	0,00
D2_exp	0,54	0,00
D1_expant	0,00	0,98
D2_expant	(0,12)	0,18
Sexo	0,12	0,04
D3_civil	(0,12)	0,13
D1_inf	0,01	0,90
D2_inf	(0,04)	0,63
D1_cli	0,43	0,07
D2_cli	0,25	0,33
D1_setor	(0,15)	0,15
D2_setor	0,14	0,12

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 25 – Tabela cruzada do modelo 2

Observado	Previsto		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	10191 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	566 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	790 (99,87%)	-	1 (0,13%)

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 26 – Probabilidades do modelo 2

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,01	0,99	0,88	0,06
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,01	0,18	0,05	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,01	0,92	0,07	0,04

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: Dados da pesquisa

Pela análise da Tab. 25, verifica-se que a capacidade preditiva do modelo 2, embora também seja bastante ruim, é melhor que a capacidade preditiva do modelo 1. Na categoria 0, ele tem 100% de acerto; na categoria 1, 0% de acerto; e na categoria 2, 0,13% de acerto.

O modelo 2, que mostrou melhor ajuste geral aos dados, foi, então, reestimado apenas com as variáveis que se mostraram significativas. Os resultados, apresentados a seguir, demonstram que não há grandes variações de um modelo para outro. Em relação às medidas de ajuste, o teste das linhas paralelas tem resultado distinto: a hipótese de que os coeficientes são os mesmos para todas as categorias, que não havia sido rejeitada no modelo 2, é rejeitada quando o modelo 2 é reestimado apenas com as variáveis significativas. Também os Pseudo-R² sofrem um pequeno decréscimo como resultado da exclusão das variáveis que não se mostraram significativas. Em relação aos coeficientes, não há grandes alterações, exceto nos valores dos interceptos. A capacidade preditiva do modelo também é praticamente a mesma, com 100% de acerto na categoria 0, 0% de acerto na categoria 1 e 0,11% de acerto na categoria 2.

Tabela 27 – Medidas de ajuste do modelo 2 reestimado para variáveis significativas

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	11.924,90			
Modelo Final	11.528,47	396,43	9	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>				
	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	11.528,47			
Geral	11.497,43	31,04	9	0,00
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>				
	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	26.744,77	26.503	0,15	
Deviance	11.426,19	26.503	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0288			
Nagelkerke	0,0489			
McFadden	0,0329			

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 28 – Coeficientes do modelo 2 reestimado para as variáveis significativas

	<i>Coeficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	2,15	0,00
Intercepto Rating = 1	2,71	0,00
INV_GIRO	(0,00)	0,00
EMPREGOS	0,02	0,01
REND_AVAL	0,00	0,00
N_FCTO	(0,25)	0,00
Giro_Puro	(0,70)	0,00
D1_exp	0,74	0,00
D2_exp	0,47	0,00
Sexo	0,09	0,04
D1_cli	0,20	0,07

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 29 – Tabela cruzada do modelo 2 reestimado para as variáveis significativas

<i>Observado</i>	<i>Previsto</i>		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	11982 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	654 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	949 (99,89%)	-	1 (0,11%)

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 30 – Probabilidades do modelo 2 reestimado para as variáveis significativas

	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	<i>Média</i>	<i>Desv. Pad.</i>
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,07	0,99	0,88	0,06
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,01	0,16	0,05	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,01	0,78	0,07	0,04

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: Dados da pesquisa

Para fins de comparação, os mesmos procedimentos de estimação descritos nos parágrafos acima para todo o período de 2000 a 2005 foram repetidos, utilizando-se como função de ligação o *Logit*. Foram estimados dois modelos utilizando o *Logit*, um com a utilização dos cinco fatores extraídos na análise fatorial, que se convencionou chamar de “Modelo 3”, e outro com a utilização das variáveis quantitativas originais, que se convencionou chamar de “Modelo 4”.

Os resultados do modelo 3 são bastante semelhantes aos resultados do modelo 1, com uma pequena melhora. A tabela 31 compara as medidas de ajuste dos dois modelos e a tabela 32 compara os coeficientes estimados. Em relação à capacidade preditiva, ambos os modelos só conseguem prever a classe de 0 a 15 dias de atraso. Ou seja, classificam todos os processos nesse grupo.

Tabela 31 – Medidas de ajuste modelo 1 versus modelo 3

<i>Medidas de Ajuste</i>	<i>Modelo 1 Sig</i>	<i>Modelo 3 Sig.</i>
Teste da Razão de Verossimilhança	0,00	0,00
Teste das Linhas Paralelas	0,03	0,08
Estatística Qui-Quadrado de Pearson	0,20	0,25
	Valor	Valor
Pseudo R2 - Cox and Snell	0,0300	0,0303
Pseudo R2 - Nagelkerke	0,0511	0,0516
Pseudo R2 - McFadden	0,0345	0,0348

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 32 – Coeficientes estimados modelo 1 versus modelo 3

	MODELO 1		MODELO 3	
	Coeficiente estimado	Sig.	Coeficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	3,63	0,00	3,72	0,00
Intercepto Rating = 1	4,20	0,00	4,33	0,00
FAC1_1	(0,09)	0,00	(0,10)	0,00
FAC2_1	0,01	0,71	0,01	0,79
FAC3_1	(0,04)	0,18	(0,04)	0,18
FAC4_1	0,07	0,01	0,08	0,01
FAC5_1	(0,08)	0,05	(0,08)	0,04
IDHM	0,94	0,16	1,04	0,15
Forma Jurídica	0,02	0,74	0,03	0,74
Giro_Puro	(0,75)	0,00	(0,80)	0,00
D1_escol	0,14	0,14	0,15	0,14
D2_escol	0,08	0,32	0,08	0,33
D1_exp	0,83	0,00	0,93	0,00
D2_exp	0,55	0,00	0,62	0,00
D1_expant	(0,00)	0,96	(0,00)	0,98
D2_expant	(0,13)	0,15	(0,14)	0,16
Sexo	0,12	0,05	0,12	0,06
D3_civil	(0,12)	0,12	(0,13)	0,12
D1_inf	0,00	0,99	0,00	0,98
D2_inf	(0,05)	0,57	(0,06)	0,56
D1_cli	0,42	0,07	0,47	0,08
D2_cli	0,23	0,36	0,26	0,36
D1_setor	(0,15)	0,14	(0,17)	0,12
D2_setor	0,14	0,13	0,14	0,15

Fonte: Dados da pesquisa

Os resultados do modelo 4 também são bastante semelhantes aos resultados do modelo 2. A tabela 33 compara as medidas de ajuste desses dois modelos e a tabela 34 compara os coeficientes estimados. Em relação à capacidade preditiva, os dois modelos conseguem prever as duas classes extremas: de 0 a 15 dias de atraso e atraso superior a 60 dias. Mesmo assim, apenas um processo é classificado na classe de maior atraso revelando que esses modelos, embora sejam um pouco melhores que os modelos 1 e 2, têm baixo poder de classificação.

Tabela 33 – Medidas de ajuste modelo 2 versus modelo 4

<i>Medidas de Ajuste</i>	<i>Modelo 2</i> <i>Sig.</i>	<i>Modelo 4</i> <i>Sig.</i>
Teste da Razão de Verossimilhança	0,00	0,00
Teste das Linhas Paralelas	0,87	0,89
Estatística Qui-Quadrado de Pearson	0,15	0,20
	Valor	Valor
Pseudo R2 - Cox and Snell	0,0329	0,0331
Pseudo R2 - Nagelkerke	0,0560	0,0565
Pseudo R2 - McFadden	0,0378	0,0381

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 34 – Coeficientes estimados modelo 2 versus modelo 4

	<i>MODELO 2</i>		<i>MODELO 4</i>	
	<i>Coeficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>	<i>Coeficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	2,88	0,00	2,90	0,00
Intercepto Rating = 1	3,45	0,00	3,51	0,00
IDHM_2000	0,74	0,27	0,82	0,26
FAT	(0,00)	0,48	(0,00)	0,48
INV_GIRO	(0,00)	0,00	(0,00)	0,00
INV_FIXO	(0,00)	0,90	(0,00)	0,89
FIN	0,00	0,46	0,00	0,43
EMPREGOS	0,02	0,01	0,03	0,00
PRAZO	(0,01)	0,47	(0,01)	0,44
TEMPO_EMP	(0,00)	0,38	(0,00)	0,35
IDADE	(0,00)	0,38	(0,00)	0,41
REND_SOC	0,00	0,26	0,00	0,45
VR_BENS_SOC	0,00	0,90	0,00	0,90
BENS_AVAL	0,00	0,12	0,00	0,14
REND_AVAL	0,00	0,00	0,00	0,05
IND_GARANTIA	(0,00)	0,25	(0,00)	0,24
N_FCTO	(0,23)	0,00	(0,25)	0,00
Forma Jurídica	0,03	0,71	0,03	0,72
Giro_Puro	(0,73)	0,00	(0,78)	0,00
D1_escol	0,14	0,13	0,15	0,14
D2_escol	0,07	0,37	0,07	0,38
D1_exp	0,80	0,00	0,89	0,00
D2_exp	0,54	0,00	0,61	0,00
D1_expant	0,00	0,98	0,00	1,00
D2_expant	(0,12)	0,18	(0,13)	0,19
Sexo	0,12	0,04	0,12	0,05
D3_civil	(0,12)	0,13	(0,13)	0,13
D1_inf	0,01	0,90	0,01	0,93
D2_inf	(0,04)	0,63	(0,05)	0,62
D1_cli	0,43	0,07	0,47	0,08
D2_cli	0,25	0,33	0,27	0,34
D1_setor	(0,15)	0,15	(0,17)	0,13
D2_setor	0,14	0,12	0,14	0,14

Fonte: Dados da pesquisa

Assim, dentre os quatro modelos analisados, o que mostrou melhor ajuste aos dados foi o modelo 4. O mesmo foi reestimado apenas com as variáveis que se mostraram significativas. Os resultados são apresentados nas tabelas 35 a 38. Pela análise das medidas de ajuste do modelo, verifica-se que o teste das linhas paralelas tem o resultado alterado: o valor p , que no modelo 4 era 0,89, muda para 0 com a reestimação do modelo apenas com as variáveis significativas. Ou seja, a hipótese nula de que o conjunto de coeficientes é o mesmo para todas as categorias é agora rejeitada. Os coeficientes sofrem pequenas mudanças de magnitude e a variável *sexo*, que era significativa passa a não ser. A capacidade preditiva do modelo é praticamente a mesma, a não ser pela alteração do percentual de acerto na classe 2, atraso superior a 60 dias, que era de 0,13% e passa para 0,11%. Embora o modelo continue prevendo apenas um caso na classe 2, há aumento dos casos totais pela diminuição dos *missing values*, pela exclusão das variáveis não significativas, e, por isso, diminui-se o percentual de acerto.

Tabela 35 – Medidas de ajuste do modelo 4 reestimado para variáveis significativas

Teste da Razão de Verossimilhança	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Modelo Apenas com Intercepto	11.924,90			
Modelo Final	11.523,25	401,65	9	0,00
Teste das Linhas Paralelas				
	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Hipótese nula	11.523,25			
Geral	11.497,66	25,59	9	0,00
Estatística Qui-Quadrado				
	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.	
Pearson	26.690,53	26.503	0,21	
Deviance	11.420,98	26.503	1,00	
Pseudo R2				
Cox and Snell	0,0291			
Nagelkerke	0,0496			
McFadden	0,0334			

Função de Ligação: Logit

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 36 – Coeficientes do modelo 4 reestimado para as variáveis significativas

	Coeficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	2,12	0,00
Intercepto Rating = 1	2,71	0,00
INV_GIRO	(0,00)	0,00
EMPREGOS	0,02	0,00
REND_AVAL	0,00	0,04
N_FCTO	(0,27)	0,00
Giro_Puro	(0,75)	0,00
D1_exp	0,82	0,00
D2_exp	0,53	0,00
Sexo	0,09	0,11
D1_cli	0,22	0,02

Função de Ligação: Logit

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 37 – Tabela cruzada do modelo 4 reestimado para as variáveis significativas

		Previsto		
Observado	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
	Atraso de 0 a 15 dias	11.982 (100%)	-	-
	Atraso de 16 a 60 dias	654 (100%)	-	-
	Atraso superior a 60 dias	949 (99,89%)	-	1 (0,11%)

Função de Ligação: Logit

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 38 – Probabilidades do modelo 4 reestimado para as variáveis significativas

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,23	0,99	0,88	0,06
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,00	0,14	0,05	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,01	0,64	0,07	0,04

Função de Ligação: Logit

Fonte: Dados da pesquisa

O mesmo procedimento descrito nos parágrafos anteriores foi repetido para cada ano individualmente. Os resultados são apresentados no Anexo IV. Para facilitar a comparação, convencionou se organizá-los da seguinte forma:

Ano 2000: Modelo 5 – Utilizando função *Negative Log-Log* e fatores; Modelo 6 – Utilizando função *Negative Log-Log* e variáveis quantitativas originais; Modelo 7 - Utilizando função *Logit* e fatores; Modelo 8 – Utilizando função *Logit* e variáveis quantitativas originais.

Ano 2001: Modelo 9 – Utilizando função *Negative Log-Log* e fatores; Modelo 10 – Utilizando função *Negative Log-Log* e variáveis quantitativas originais; Modelo 11 - Utilizando função *Logit* e fatores; Modelo 12 – Utilizando função *Logit* e variáveis quantitativas originais.

Ano 2002: Modelo 13 – Utilizando função *Negative Log-Log* e fatores; Modelo 14 – Utilizando função *Negative Log-Log* e variáveis quantitativas originais; Modelo 15 - Utilizando função *Logit* e fatores; Modelo 16 – Utilizando função *Logit* e variáveis quantitativas originais.

Ano 2003: Modelo 17 – Utilizando função *Negative Log-Log* e fatores; Modelo 18 – Utilizando função *Negative Log-Log* e variáveis quantitativas originais; Modelo 19 - Utilizando função *Logit* e fatores; Modelo 20 – Utilizando função *Logit* e variáveis quantitativas originais.

Ano 2004: Modelo 21 – Utilizando função *Negative Log-Log* e fatores; Modelo 22 – Utilizando função *Negative Log-Log* e variáveis quantitativas originais; Modelo 23 - Utilizando função *Logit* e fatores; Modelo 24 – Utilizando função *Logit* e variáveis quantitativas originais.

Ano 2005: Modelo 25 – Utilizando função *Negative Log-Log* e fatores; Modelo 26 – Utilizando função *Negative Log-Log* e variáveis quantitativas originais; Modelo 27 - Utilizando função *Logit* e fatores; Modelo 28 – Utilizando função *Logit* e variáveis quantitativas originais.

No ano 2000, o modelo que apresentou melhor ajuste e capacidade preditiva foi o modelo 8, que utiliza as variáveis quantitativas originais e a função de ligação *Logit*. Em todos os modelos estimados para esse ano, as variáveis que se

mostraram significativas, considerando um nível de significância de 0,10, são demonstradas na tabela 39.

Tabela 39 – Coeficientes estimados do modelo 8

	Coeficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	4,08	0,06
Intercepto Rating = 1	4,49	0,04
Forma Jurídica	0,52	0,05
Giro_Puro	(0,61)	0,05
D3_civil	(0,44)	0,09999
D1_cli	1,68	0,01
D2_cli	1,50	0,03
D1_setor	(0,77)	0,02

Função de Ligação: Logit

Fonte: Dados da pesquisa

O coeficiente positivo da *forma jurídica* indica que as empresas cuja constituição é firma Individual têm maior probabilidade de pertencer às categorias de maior atraso. O coeficiente negativo do *giro puro* indica que quando o financiamento não é para giro puro, há uma diminuição na probabilidade de ele pertencer às categorias de maior atraso. O sinal do coeficiente da *dummy3 de estado civil* indica que quando o sócio é casado a probabilidade de a empresa pertencer às categorias de maior atraso é menor relativamente à categoria de referência, que é o sócio solteiro. O sinal positivo da *dummy1 de número de clientes* indica que a probabilidade de a empresa pertencer às classes de maior atraso é aumenta quando o número de clientes é maior que 50, relativamente à categoria de referência, que é “empresas com até 10 clientes”. Da mesma forma, o sinal positivo da *dummy2 de número de clientes* indica maior chance de pertencer às categorias de maior atraso quando o número de clientes está entre 10 e 50 relativamente à categoria de referência, que é “empresas com até 10 clientes”. O coeficiente negativo da *dummy1 de setor* indica que as empresas do setor de serviços têm menor probabilidade de

pertencer às categorias de maior atraso relativamente às empresas do setor de comércio.

Em relação à capacidade preditiva, o desempenho do modelo é fraco. Na categoria 0, de atraso de 0 a 15 dias, o modelo classifica 100% dos casos corretamente. Na categoria 1, de atraso de 16 a 60 dias, o modelo não classifica nenhum caso corretamente. Na categoria 2, de atraso superior a 60 dias, o modelo classifica corretamente apenas 4,67% dos casos.

Em 2001, o modelo que melhor se ajusta aos dados é o modelo 12, que utiliza a função *Logit* como função de ligação e as variáveis quantitativas originais como covariáveis. Na categoria 0, o modelo prevê corretamente 100% dos casos. Na categoria 1, o modelo não prevê corretamente nenhum caso. Na categoria 2, o modelo prevê corretamente apenas 2,00% dos casos. As variáveis que se mostraram significativas nesse modelo são demonstradas na tabela 40.

Tabela 40 – Coeficientes estimados do modelo 12

	Coeficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	4,92	0,01
Intercepto Rating = 1	5,56	0,00
FAT	(0,00)	0,04
FIN	0,00	0,02
Giro_Puro	(0,48)	0,01
D1_exp	0,82	0,00
D2_exp	0,57	0,04
Sexo	0,38	0,02
D1_cli	1,51	0,04
D2_cli	1,42	0,07
D1_setor	(0,44)	0,07

Função de Ligação: Logit

Fonte: Dados da pesquisa

Pela análise dos coeficientes apresentados na tabela 40, verifica-se que as variáveis *faturamento* e *financiamento*, embora sejam significativas, não têm muita influência na probabilidade de uma empresa pertencer às classes de maior atraso,

visto que seus coeficientes são bem próximos de 0. A variável *giro puro*, que também foi significativa em 2000, tem coeficiente negativo, indicando que quando o objetivo do financiamento não é apenas giro a chance de a empresa pertencer às classes de maior atraso diminui. As *dummies 1 e 2 de experiência do sócio na empresa*, que não haviam se mostrado significativas em 2000, têm coeficiente positivo, indicando que empresas cujo sócio-gerente tem mais de 5 anos e até 5 anos de experiência na empresa, respectivamente, têm mais chances de pertencer às categorias de maior atraso relativamente à categoria de referência, que é “empresas com sócios com até 1 ano de experiência”. A variável *sexo*, que também não havia se mostrado significativa em 2000, apresentou coeficiente positivo, indicando que empresas cujo sócio-gerente seja do gênero feminino têm maiores chances de pertencer às categorias de maior atraso relativamente às empresas com sócio do gênero masculino. A *dummy1* e a *dummy2 de número de clientes* apresentam sinal positivo, assim como em 2000, indicando que empresas com maior número de clientes têm maiores chances de pertencer às categorias de maior atraso. O coeficiente negativo da *dummy1 de setor*, assim como em 2000, indica que as empresas do setor de serviços têm menor probabilidade de pertencer às categorias de maior atraso relativamente às empresas do setor de comércio.

Em 2002, o modelo 16 é o que apresenta as melhores medidas de ajuste aos dados. Em relação à capacidade preditiva, todos os modelos se mostraram fracos, classificando corretamente apenas os casos da categoria 0. Nas demais categorias, o percentual de acerto da previsão do modelo foi nulo. Os coeficientes estimados são apresentados na tabela 41.

Tabela 41 – Coeficientes estimados do modelo 16

	Coeficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 1	3,46	0,09
EMPREGOS	0,03	0,09
Giro_Puro	(0,64)	0,00
D1_exp	0,75	0,00
D2_exp	0,71	0,00
D2_setor	0,64	0,01

Função de Ligação: Logit

Fonte: Dados da pesquisa

Observando-se a tabela 41, verifica-se que apenas um intercepto é significativo. A variável *número de empregos gerados* teve coeficiente positivo, indicando que quanto maior o número de empregos gerados com o financiamento, maior a probabilidade de a empresa pertencer às categorias de maior atraso. A variável *giro puro*, assim como nos anos 2000 e 2001, teve coeficiente negativo, indicando que quando o financiamento não se destina exclusivamente a giro a chance de a empresa pertencer às categorias de maior atraso diminui. As *dummies 1 e 2 de experiência do sócio na empresa*, que já haviam se mostrado significativas em 2001, têm coeficiente positivo, indicando que empresas cujo sócio-gerente tem mais de 5 anos e até 5 anos de experiência na empresa têm mais chances de pertencer às categorias de maior atraso relativamente à categoria de referência, que é “empresas com sócios com até 1 ano de experiência”. O coeficiente negativo da *dummy2 de setor* indica que as empresas do setor industrial têm maior probabilidade de pertencer às categorias de maior atraso relativamente às empresas do setor de comércio.

Em 2003, o modelo 20 que utiliza o *Logit* como função de ligação e as variáveis quantitativas originais como covariáveis é o que possui as melhores medidas de ajuste. No entanto, em relação à capacidade preditiva, todos os modelos têm o mesmo desempenho: classificam todos os casos na categoria 0, de atraso de

0 a 15 dias. Os coeficientes das variáveis que se mostraram significativas são mostrados na tabela 42.

Tabela 42 – Coeficientes estimados do modelo 20

	Coeficiente estimado	Sig.
IDHM_2000	(2,84)	0,09
Giro_Puro	(0,40)	0,04
D1_escol	0,41	0,09
D1_exp	1,00	0,00
D2_exp	0,66	0,01
D2_expant	(0,44)	0,07

Função de Ligação: Logit

Fonte: Dados da pesquisa

Neste modelo, nenhum dos interceptos se mostrou significativo. A variável *IDH do município onde a empresa tem sede*, que não havia sido significativa nos anos anteriores, apresentou coeficiente negativo, coerente com o esperado, indicando que quanto maior o IDH do município, menor a chance de a empresa pertencer às categorias de maior atraso. A variável *giro puro*, que já havia se mostrado significativa nos anos anteriores com sinal negativo, apresentou, mais uma vez, sinal negativo, indicando que os financiamentos cujo objetivo não é exclusivamente giro têm diminuída a chance de pertencer às categorias de maior atraso. A *dummy1 de escolaridade*, que não havia sido significativa nos anos anteriores, apresenta sinal positivo, indicando que empresas cujos sócios possuem nível superior têm aumentada sua chance de pertencer às categorias de maior atraso relativamente à categoria de referência, que é “empresas cujo sócio-gerente tem nível de escolaridade de até 1º grau”. As *dummies 1 e 2 de experiência do sócio na empresa*, que já haviam se mostrado significativas em 2001 e 2002, têm coeficiente positivo, indicando que empresas cujo sócio-gerente tem mais de 5 anos e até 5 anos de experiência na empresa têm mais chances de pertencer às categorias de maior atraso relativamente à categoria de referência, que é “empresas

cujo sócio-gerente tem até 1 ano de experiência”. A *dummy 2 de experiência anterior do sócio*, que não se mostrou significativa nos anos anteriores, têm coeficiente negativo, indicando que empresas cujo sócio-gerente teve até 5 anos de experiência anterior em outra empresa têm diminuída sua chance de pertencer às categorias de maior atraso relativamente à categoria de referência, que é “empresas cujo sócio-gerente possui até 1 ano de experiência anterior”.

Em 2004, o modelo 24 é o que apresenta melhores medidas de ajuste. No entanto, a capacidade preditiva de todos os modelos é fraca: eles classificam todos os casos na categoria 0, de atraso de 0 a 15 dias. Os coeficientes estimados do modelo 24 são apresentados na tabela 43.

Tabela 43 – Coeficientes estimados do modelo 24

	Coeficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	4,06	0,02
Intercepto Rating = 1	4,70	0,01
IDHM_2000	2,87	0,08
IND_GARANTIA	(0,01)	0,06
Forma Jurídica	(0,38)	0,03
Giro_Puro	(0,46)	0,01
D2_escol	(0,62)	0,01
D1_exp	1,54	0,00
D2_exp	1,02	0,00

Função de Ligação: Logit

Fonte: Dados da pesquisa

Analisando-se os coeficientes estimados apresentados na tabela 43 verifica-se que o IDH, que já havia se mostrado significativo em 2003, mas com sinal negativo, apresenta coeficiente positivo, indicando que quanto maior o IDH do município onde a empresa tenha sede maior a chance de ela pertencer às categorias de maior atraso. A variável *índice de garantia*, que não havia se mostrado significativa nos anos anteriores, apresentou sinal negativo, indicando que quanto maior o índice de garantia apresentado, menor a probabilidade de a empresa

pertencer às classes de maior atraso, embora essa influência tenha magnitude muito pequena. A *forma jurídica* de constituição da empresa, que já havia se mostrado significativa em 2000, com sinal positivo, apresenta coeficiente com sinal negativo, indicando que empresas cuja forma de constituição é firma individual têm diminuída suas chances de pertencer às categorias de maior atraso relativamente às empresas constituídas sob a forma de sociedade por quotas de responsabilidade limitada. A variável *giro puro*, assim como em todos os anos anteriores, apresenta coeficiente negativo. A *dummy2 de escolaridade*, que não havia se mostrado significativa em nenhum dos anos anteriores, apresenta coeficiente com sinal negativo, indicando que empresas cujo sócio-gerente possui 2º grau têm diminuída sua chance de pertencer às categorias de maior atraso relativamente às empresas cujo sócio possui 1º grau. As *dummies 1 e 2 de experiência do sócio na empresa*, que já haviam se mostrado significativas em 2001, 2002 e 2003 com sinal positivo, apresentam também sinal positivo em 2004.

Em 2005, o modelo 28 é o que possui as melhores medidas de ajuste. A capacidade preditiva de todos os modelos para esse ano é fraca. Eles prevêm apenas a categoria 0, de 0 a 15 dias de atraso. Os coeficientes estimados das variáveis que se mostraram significativas no modelo 24 são mostrados na tabela 44.

Tabela 44 – Coeficientes estimados do modelo 28

	Coeficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	3,96	0,06
Intercepto Rating = 1	4,73	0,03
FAT	(0,00)	0,07
FIN	0,00	0,08
PRAZO	(0,06)	0,02
BENS_AVAL	0,00	0,01
Giro_Puro	(0,94)	0,00
D1_escol	0,49	0,08
D2_escol	0,51	0,03
D1_exp	1,33	0,00
D2_exp	0,78	0,00
D3_civil	(0,56)	0,03

Função de Ligação: Logit

Fonte: Dados da pesquisa

Analisando-se os coeficientes apresentados na tabela 44 verifica-se que as variáveis *faturamento*, *financiamento* e *valor dos bens do avalista*, embora tenham sido significativas, têm coeficientes bem próximos de 0, indicando que não interferem muito na probabilidade de uma empresa pertencer às classes de maior atraso. A variável *prazo*, que não havia sido significativa em nenhum ano anterior, apresenta sinal negativo, indicando que quanto maior o prazo entre a liberação do financiamento e o vencimento do contrato, menor a probabilidade de a empresa pertencer às classes de maior atraso. A variável *giro puro*, que se mostrou significativa em todos os anos anteriores com sinal negativo, mais uma vez apresenta sinal negativo. As *dummies 1 e 2 de escolaridade* apresentam sinal positivo, indicando que empresas cujo sócio possui, respectivamente, nível superior e 2º grau, têm mais chances de pertencer às categorias de maior atraso relativamente a empresas cujo sócio possui apenas 1º grau. A *dummy1 de escolaridade* já havia se mostrado significativa em 2003 com sinal positivo e a *dummy2 de escolaridade* em 2004, com sinal negativo. As *dummies 1 e 2 de experiência do sócio na empresa*, que já haviam se mostrado significativas em

2001, 2002, 2003 e 2004 com sinal positivo, mais uma vez apresentam sinal positivo. A *dummy3 de estado civil*, que já havia se mostrado significativa em 2000 com sinal negativo, mais uma vez apresenta coeficiente com sinal negativo, indicando que as empresas cujo sócio é casado têm diminuída sua chance de pertencer às categorias de maior atraso relativamente às empresas cujo sócio é solteiro.

A tabela 45 resume os coeficientes dos modelos estimados descritos nos parágrafos acima.

Tabela 45 – Coeficientes estimados ano a ano

	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2000-2005
Intercepto Rating = 0	4,08	4,92	-	-	4,06	3,96	2,90
Intercepto Rating = 1	4,49	5,56	3,46	-	4,70	4,73	3,51
FAT	-	0,00	-	-	-	0,00	-
FIN	-	0,00	-	-	-	0,00	-
INV_GIRO	-	-	-	-	-	-	0,00
EMPREGOS	-	-	0,03	-	-	-	0,03
IDHM_2000	-	-	-	(2,84)	2,87	-	-
IND_GARANTIA	-	-	-	-	(0,01)	-	-
PRAZO	-	-	-	-	-	(0,06)	-
REND_AVAL	-	-	-	-	-	-	0,00
BENS_AVAL	-	-	-	-	-	0,00	-
N_FCTO	-	-	-	-	-	-	(0,25)
Forma Jurídica	0,52	-	-	-	(0,38)	-	-
Giro_Puro	(0,61)	(0,48)	(0,64)	(0,40)	(0,46)	(0,94)	-
Sexo	-	0,38	-	-	-	-	0,12
D1_escol	-	-	-	0,41	-	0,49	-
D2_escol	-	-	-	-	(0,62)	0,51	-
D1_exp	-	0,82	0,75	1,00	1,54	1,33	0,89
D2_exp	-	0,57	0,71	0,66	1,02	0,78	0,61
D2_expant	-	-	-	(0,44)	-	-	-
D3_civil	(0,44)	-	-	-	-	(0,56)	-
D1_cli	1,68	1,51	-	-	-	-	0,47
D2_cli	1,50	1,42	-	-	-	-	-
D1_setor	(0,77)	(0,44)	-	-	-	-	-
D2_setor	-	-	0,64	-	-	-	-

Fonte: Dados da pesquisa

Em todos os modelos apresentados, independente da função de ligação e das variáveis explicativas utilizadas, o modelo de regressão ordinal não foi capaz de prever de modo satisfatório as três categorias originais. O modelo para o período completo de 2000 a 2005, o modelo para o ano 2000 e o modelo para o ano 2002

foram capazes de prever apenas as duas categorias extremas: empresas com atraso de 0 a 15 dias e empresas com atraso superior a 60 dias. Já o modelo para os anos 2002, 2003, 2004 e 2005 previu apenas a categoria de 0 a 15 dias de atraso. Isso evidencia que seria melhor trabalhar apenas com duas categorias ao invés de três, agregando-se as duas primeiras. Essa agregação transformaria o problema em uma análise de resposta binária. Diante disso, as duas primeiras categorias foram agregadas e a variável resposta assumiu apenas dois valores: 0 – atraso de 0 a 60 dias e 1 – atraso superior a 60 dias. Procedeu-se, então, à regressão logística binária, cujos resultados são apresentados no Anexo V.

Mesmo com a regressão logística binária, o poder classificatório de modelo é fraco. O modelo de regressão logística binário tradicionalmente adota como ponto de corte para decidir a classificação de determinado caso a probabilidade de 0,50. No entanto, poder-se-ia trabalhar com pontos de cortes menores.

5.4 Validação do modelo proposto

Pelos resultados apresentados na seção anterior, verifica-se que os modelos apresentados não têm bom poder de classificação dos dados nas três categorias inicialmente propostas. Isso é verdade especialmente em relação à categoria intermediária, de atraso de 16 a 60 dias. O modelo de regressão ordinal calcula, a partir de determinadas variáveis, a probabilidade de uma empresa pertencer a cada categoria de atraso. A empresa é, então, classificada na categoria que apresentar a maior probabilidade. Como são três categorias, aquela que apresentar uma probabilidade maior que 0,3333 será de a de classificação daquele caso específico.

Se forem duas categorias, o caso será classificado na categoria que tiver probabilidade maior que 0,50.

A presente pesquisa tem por objetivo identificar as variáveis relevantes para prevenir a inadimplência e incorporá-las a um modelo de classificação de risco para a concessão de crédito a MPEs do Estado de Minas Gerais. Neste caso, a probabilidade que mais interessa investigar é a de uma empresa pertencer à classe de maior atraso, que pode ser uma *proxy* da situação de inadimplência. Assim, uma alternativa seria a construção de um modelo de classificação baseado na probabilidade de uma empresa pertencer à categoria de maior atraso, que é a categoria de interesse.

Para isso, foram criadas faixas de probabilidades associadas a cada classificação de risco. A criação dessas faixas de probabilidade não foi aleatória. Para estabelecer os pontos de corte, adotou-se como critério o percentual de provisão determinado pela Resolução 2682/99 do Bacen conforme indicado na tabela 3, já comentada anteriormente.

Tabela 3 – Graus de classificação de risco

Níveis de classificação	Provisão
AA	0%
A	0,50%
B (Atraso de 15 a 30 dias)	1%
C (Atraso de 31 a 60 dias)	3%
D (Atraso de 61 a 90 dias)	10%
E (Atraso de 91 a 120 dias)	30%
F (Atraso de 121 a 150 dias)	50%
G (Atraso de 151 a 180 dias)	70%
H (Atraso superior a 180 dias)	100%

Fonte: Elaborada pela autora a partir da Resolução 2682/99 do Bacen.

Assim, a empresa que apresentar probabilidade de pertencer à categoria de atraso superior a 60 dias de 0 a 0,005 será classificada como AA; de 0,005 a 0,01, como A; de 0,01 a 0,03, como B; de 0,03 a 0,10, como C; de 0,10 a 0,30, como D; de 0,30 a 0,50, como E; de 0,50 a 0,70, como F; de 0,70 a 0,90 como G; e de 0,90 a 1,00, como H.

Fez-se a classificação das empresas segundo esse critério para o modelo 4, reestimado apenas com as variáveis significativas, apresentado na seção anterior. Os resultados são apresentados nas tabelas 46 e 47. Na tabela 46 compara-se a classificação de cada empresa com a situação da mesma em relação à inadimplência, adotando-se o critério de que inadimplente é aquela empresa que teve atraso igual ou superior a 60 dias. Já na tabela 47, compara-se a classificação com a situação da empresa em relação à inadimplência, considerando agora que inadimplente é aquela empresa que teve atraso superior a 180 dias. Teoricamente, se o modelo for bom, o percentual de empresas classificadas como adimplentes (Código 0) deve ser maior na AA e ir decaindo nas outras classes, sendo o menor possível na classe H.

A tabela 46 demonstra que nenhuma empresa foi classificada como AA, G ou H. Das quatro empresas classificadas como A, 100% delas são adimplentes. Das 1039 empresas classificadas como B, 97% são adimplentes. Das 10.123 empresas classificadas como C, 94% são adimplentes. Das 2.418 empresas classificadas como D, 86% são adimplentes. Uma única empresa foi classificada como E, e é adimplente. Uma única empresa também foi classificada como F, e é inadimplente.

Tabela 46 – Classificação de risco *versus* atraso 60 dias

		Classificação					
		A	B	C	D	E	F
Cod. Atraso 60 dias	0	4 100%	1011 97%	9534 94%	2086 86%	1 100%	0 0%
	1	0 0%	28 3%	589 6%	332 14%	0 0%	1 100%
Total		4	1039	10123	2418	1	1

Fonte: Dados da pesquisa

Da mesma forma, a tabela 47 demonstra que nenhuma empresa foi classificada como AA, G ou H. Das quatro empresas classificadas como A, 100% são adimplentes. Das 1039 empresas classificadas como B, 99% são adimplentes. Das 10.123 empresas classificadas como C, 97% são adimplentes. Das 2.418 empresas classificadas como D, 92% são adimplentes. Uma única empresa foi classificada como E é adimplente. Uma única empresa também foi classificada como F e é inadimplente.

Tabela 47 – Classificação de risco *versus* atraso 180 dias

		Classificação					
		A	B	C	D	E	F
Cod. Atraso 180 dias	0	4 100%	1027 99%	9842 97%	2235 92%	1 100%	0 0%
	1	0 0%	12 1%	281 3%	183 8%	0 0%	1 100%
Total		4	1039	10123	2418	1	1

Fonte: Dados da pesquisa

Assim, nas tabelas 46 e 47, verifica-se que a classificação das empresas variou entre as categorias A a F. Ou seja, nenhuma empresa apresentou probabilidade de inadimplência menor que 0,5% (que seria classificado como AA) ou maior que 70% (que seria classificado como G ou H). A maior parte das empresas (74,51%) foi classificada como C, ou seja, apresentou probabilidade inadimplência de 3 a 10%.

No entanto, dessas empresas classificadas como C, apenas 6% efetivamente eram inadimplentes, quando a inadimplência é definida como atraso superior a 60 dias, e 3% efetivamente eram inadimplentes, quando a inadimplência é definida como atraso superior a 180 dias.

Assim, pode-se dizer que o modelo de regressão ordinal, embora não tenha apresentado bom poder de previsão, fornece informações relevantes sobre a probabilidade de cada caso pertencer às categorias analisadas e estas informações podem ser úteis na tomada de decisão de crédito. A reorganização das categorias de classificação, demonstradas nas tabelas 46 e 47, permite uma maior compreensão do comportamento dos dados e do ajuste do modelo, embora a maior parte dos casos inadimplentes tenha sido classificada como risco C, que representaria provisão de apenas 3% de acordo com tabela 3.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho buscou analisar o comportamento da carteira de financiamentos liberados para MPEs no período de 2000 a 2005 por determinada instituição financeira, tendo como foco a identificação de variáveis que pudessem auxiliar na previsão de atrasos nos pagamentos de financiamentos concedidos e incorporá-las a um modelo de classificação de risco. Para isso, foi utilizada a regressão ordinal.

Em relação à identificação de variáveis que pudessem auxiliar na previsão de atrasos, o modelo de regressão logística ordenado estimado para o período 2000 a 2005 identificou como significativas as seguintes variáveis: *investimento em capital de giro, empregos gerados, renda do avalista, número de financiamentos obtidos com a instituição, financiamento para giro puro (dummy 0 – sim e 1 – não), experiência do sócio na empresa e número médio de clientes*. No entanto, as variáveis *investimento em capital de giro, empregos gerados, renda do avalista*, apesar de significativas, apresentaram coeficientes praticamente iguais a zero. Ou seja, essas variáveis pouco contribuem para melhor análise do risco de crédito.

A variável *número de financiamentos com a instituição* apresentou coeficiente negativo, indicando que quanto maior o número de financiamentos que a empresa houver tido com a instituição menor a probabilidade de ela vir a pertencer às classes de maior atraso. Esse sinal é coerente com a relação esperada pela teoria.

Os coeficientes das *dummies de experiência do sócio na empresa* apresentaram sinais positivos, sendo 0,89 para a *dummy 1 (D1_esp)*, cuja categoria de referência são as empresas cujos sócios possuem mais de 5 anos de experiência, e 0,61 para a *dummy 2 (D2_esp)*, cuja categoria de referência são as empresas cujos sócios possuem até 5 anos de experiência. Assim, as empresas cujos sócios possuem mais

de 5 anos de experiência parecem ter maior probabilidade de pertencer às classes de maior atraso. Esse resultado é contrário ao esperado pela teoria.

O coeficiente da *dummy número médio de clientes* (D1_cli), cuja categoria de referência são empresas com mais de 50 clientes, apresentou sinal positivo, indicando que estas empresas possuem maior probabilidade de pertencer às classes de maior atraso relativamente às empresas com menos de 50 clientes. Esse resultado também é contrário ao esperado pela teoria.

O estudo de Guimarães (2002) também buscou aferir a influência de variáveis de natureza quantitativa e qualitativa no cumprimento das obrigações do financiamento por MPEs utilizando as técnicas estatísticas de análise discriminante e regressão logística. Os resultados indicaram que as variáveis *valor dos bens do sócio* e *renda do avalista* não apresentaram relevância na explicação da inadimplência. A presente pesquisa também corrobora esses resultados. Outra variável que se mostrou significativa no sentido de diminuir a inadimplência foi o *valor dos bens do avalista*. Na presente pesquisa essa variável não se mostrou significativa. Verificou-se também que quanto maior a razão de investimento fixo no valor total do financiamento, maior a chance de inadimplência. Isso demonstra que a falta de capital de giro para operacionalização da empresa após o recebimento do financiamento, pode refletir negativamente na capacidade de pagamento. Embora o mesmo resultado não tenha sido identificado no modelo *logit* ordenado, a análise gráfica da variável *giro puro* apresenta indícios dessa relação. Por fim, as variáveis *tempo de atividade da empresa* e *experiência do sócio* mostraram forte poder de explicação da adimplência.

Em relação aos modelos de classificação de risco estimados, os mesmos demonstraram capacidade bastante limitada de previsão. Uma das explicações para

esse fraco desempenho é o fato de que as variáveis incluídas nesses modelos limitaram-se àquelas disponíveis no banco de dados da instituição financeira pesquisada. Dessa forma, não estavam disponíveis informações tradicionalmente apontadas na literatura como variáveis importantes para a previsão de dificuldades financeiras. Em geral, os índices de lucratividade, desempenho operacional, liquidez e alavancagem financeira são apontados como os mais importantes indicadores de insolvência de empresas nos principais trabalhos sobre o tema. Esses índices são construídos a partir de informações do Balanço Patrimonial das empresas. No entanto, por se tratar de uma pesquisa no âmbito de micro e pequenas empresas, o acesso às informações contábeis é bastante limitado. Isso dificulta a avaliação do seu risco de crédito e prejudica a elaboração de modelos com o objetivo de mensurar e classificar esse risco.

Além disso, a carteira de instituição pesquisada apresentou baixo índice de inadimplência, resultando em baixa representatividade das categorias de maior atraso. Tal fato também prejudicou a identificação de variáveis que discriminassem bem as três categorias.

As falhas e vulnerabilidades típicas das empresas de pequeno porte (informalidade, deficiências nos registros contábeis e deficiências gerenciais) aumentam a assimetria de informação e dificultam a avaliação da situação econômico-financeira da empresa. A dificuldade principal relaciona-se à assimetria de informações entre ofertantes e demandantes de crédito, decorrentes da baixa transparência ou inadequação dos registros contábeis, da informalidade e das informações escassas sobre as dívidas contraídas no mercado financeiro e com fornecedores de bens e serviços.

Apesar das dificuldades apontadas, há algumas informações que não são provenientes das demonstrações contábeis e que podem ser incorporadas nos modelos a fim de melhorar sua capacidade preditiva. Algumas sugestões de variáveis a serem incorporadas e testadas em estudos posteriores são: *endividamento da empresa, do sócio e do avalista; momento em que ocorreram os atrasos (medidos em meses a partir da liberação); valor do capital social; situação cadastral da empresa, do sócio e do avalista; fatores macroeconômicos (taxa de juros, câmbio, taxa de inflação, taxa de desemprego, dentre outros); histórico da evolução do faturamento de pelo menos três anos e também dos valores de endividamento.*

Ademais, sugere-se a realização de pesquisas que envolvessem dados de mais de uma instituição financeira para a comparação de modelos e variáveis identificadas como importantes para prever atrasos nos pagamentos das parcelas do financiamento.

Portanto, este trabalho buscou contribuir para os estudos relacionados à concessão de crédito a micro e pequenas empresas visando auxiliar no desenvolvimento de políticas para o fortalecimento do setor, uma vez que o amplo acesso ao crédito é um dos grandes desafios para o desenvolvimento desse segmento.

REFERÊNCIAS

- ADAMS, M.; BURTON, B.; HARDWICK, P. **The determinants of credit ratings in the United Kingdom insurance industry.** Journal of Business, Finance & Accounting. April/May 2003, p. 539-572.
- ALLEN, S. **Financial risk management: a practitioner's guide to managing market and credit risk.** New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2003.
- ALMEIDA, F. C. DE; SIQUEIRA, J. DE O. **Comparação entre regressão logística e redes neurais na previsão de falência de bancos brasileiros.** In: Terceiro Congresso Brasileiro de Redes Neurais, Florianópolis, 1997.
- ALMEIDA, F. C. DE; DUMONTIER, P.. **O uso de redes neurais em avaliação de riscos de inadimplência.** Revista de Administração, FEA/USP, vol. 31, n. 1, p.52-63, jan/mar. 1996.
- ALTMAN, E. I. **Financial Ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy.** The Journal of Finance, Vol. XXIII, nº04, September, 1968, p. 589 - 609.
- ALTMAN, E.I.; BAIDYA, T. K. N.; DIAS, L, M, R. **Assessing Potential Financial Problems for Firms in Brazil.** Journal of International Business Studies, Vol. 10, nº 2, Fall, 1979, p. 9-24.
- ARAÚJO, A. G. DE. **Sistemas de Garantia.** In SANTOS, C. A. DOS. (org,) Sistema Financeiro e as micro e pequenas empresas: diagnósticos e perspectivas. Brasília: Sebrae, Cap. 3, 2004.
- AZIZ, A. **Bankruptcy prediction – An investigation of cash flow based models.** Journal of Management Sciences. Vol 25, nº5, 1988, p. 419-437.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL, Resolução 2682, de 21 de dezembro de 1999.
- BARTCZAK, N. CASEY, C. **Using operating cash flow data to predict financial distress: some extensions.** Journal of Accounting Research. Vol. 23, nº01, 1985, p. 384-401.
- BEAVER, W. H. **Financial ratios as predictors of failure.** Journal of Accounting Research, Vol. 04, 1966, p.71-111.
- BEDÊ, M. A. **Gargalos no financiamento dos pequenos negócios no Brasil.** In SANTOS, C. A. DOS. (org,) Sistema Financeiro e as micro e pequenas empresas: diagnósticos e perspectivas. Brasília: Sebrae, Cap. 1. p 46-55, 2004.
- BELL, B. T.; RIBAR, G. R.; VERCHIO, J. R. **Neural nets versus logistic regression: a comparison of each model's ability to predict commercial bank failures.** Paper presented at the Cash Flow Accounting Conference. Nice (França), 1990.

BERTUCCI, L. A.; GUIMARÃES, J. B.; BRESSAN, V. G. F. **Condicionantes de adimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas.** In: XXVII ENANPAD, 2003, Atibaia. Anais Eletrônicos do XXVII ENANPAD – Associação Nacional dos Programas de Pós-Graduação em Administração, 2003.

BRAGA, M. J.; GONÇALVES, R. M. L. **Análise do risco de liquidez em cooperativas de crédito a partir do modelo logit multinomial.** In : VI Encontro Brasileiro de Finanças 2006, Vitória. Anais Eletrônicos do VI Encontro Brasileiro de Finanças, 2006.

CAOQUETTE, J. B., ALTMAN, E. I. & NARAYANAN, P. **Gestão de Riscos de Crédito: o próximo grande desafio financeiro.** Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.

CARVALHO, C. E., ABRAMOVAY, R. **Diagnóstico da oferta e da demanda de serviços financeiros.** In SANTOS, CARLOS ALBERTO DOS. (org.) Sistema Financeiro e as micro e pequenas empresas: diagnósticos e perspectivas. Brasília: Sebrae, Cap. 1, 2004.

CHAIA, A. J. **Modelos de gestão de risco de crédito e sua aplicabilidade ao mercado brasileiro.** Dissertação (Mestrado em Administração) – FEA/USP, São Paulo: Universidade São Paulo, 2003.

COX, D. R.; SNELL, E. J. **The analysis of binary data.** 2nd edition. London: Chapman & Hall, 1989.

CROUHY, M.; GALAI, D.; MARK, R. **Gerenciamento de Risco: abordagem conceitual e prática.** Rio de Janeiro: Qualitymark, 2004.

DIMITRAS, A. I.; ZANAKIS, S. H.; ZOPONIDIS, C. **A survey of business failure with emphasis on prediction methods and industrial applications.** European Journal of Operational Research. Vol. 90, Issue 03, May, 1996, p. 487-513.

DUARTE JR., A. M. **A importância do gerenciamento de riscos corporativos em bancos.** In DUARTE JR., A. M. & VARGA, G. (org.) Gestão de Riscos no Brasil. Rio de Janeiro: Financial Consultoria, Cap. 1, 2003.

DURAND, D. **Risk elements in consumer installment financing.** National Bureau of Economic Research. New York, 1941.

EIFERT, D. S. **Análise quantitativa na concessão de crédito versus inadimplência: um estudo empírico.** Dissertação (Mestrado em Administração) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre: 2003.

ELIZABETSKY, R. **Um modelo matemático para a decisão no banco comercial.** Trabalho de Formatura – Departamento de Engenharia de Produção, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo: 1976. Apud: SILVA, J. P. DA. Gestão e análise de risco de crédito. São Paulo: Atlas, 1997.

FAMA, R.; SANTOS, J. O. **Avaliação da aplicabilidade de um modelo de credit scoring com variáveis sistêmicas e não-sistêmicas em carteiras de crédito bancário rotativo de pessoas físicas.** Revista de Contabilidade e Finanças, vol. 8, nº44, Mai/Ago 2007, p. 105-117.

FARIA, M. P. C. **Análise de crédito à pequena empresa – um modelo de escoragem baseado nas metodologias estatísticas: análise fatorial e lógica fuzzy.** Dissertação (Mestrado Profissionalizante em Economia) – Faculdade de Economia e Finanças IBMEC. Rio de Janeiro, 2006.

FISHER, R. A. **The use of multiple measurements in taxonomic problems.** Annals of Eugenics, 7, 1936, p. 179-188.

FREITAS, C. E. DE. **A experiência brasileira com instituições financeiras de desenvolvimento.** Projeto CEPAL/BID: “El reto de acelerar el crecimiento em América Latina y el Caribe”. Unidad de estudios Especiales, Santiago de Chile, 2005.

FRYDMAN, H.; ALTMAN, E. I.; DUEN LI KAO. **Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress.** The Journal of Finance. Vol.40, nº1, March, 1985.

GENTRY, J. A.; NEWBOLD, P.; WHITFORD, D. T. **Classifying bankrupt firms with funds cash flow components.** Journal of Accounting Research. Vol. 23, nº 01, 1985, p. 146-160.

GIL, A. C. **Técnicas de pesquisa em economia e elaboração de monografias.** São Paulo: Atlas, 2000.

GIMENES, R. M. T.; URIBE-OPAZO, M. A. **Modelos multivariantes para previsão de insolvência em cooperativas agropecuárias: uma comparação entre a análise discriminante e a análise de probabilidade condicional – logit.** Caderno de Pesquisas em Administração. São Paulo, V. 08, nº 3, julho/setembro 2001.

GOLDMARK, L. F.; A. NICHETER, S. **Entendendo microfinanças no contexto brasileiro.** Programa de Desenvolvimento Institucional. Rio de Janeiro, BNDES, 2002.

GOMES, J. R. **Desafios na integração do controle de riscos em bancos brasileiros.** In DUARTE JR., A. M. & VARGA, G. (org.) Gestão de Riscos no Brasil. Rio de Janeiro: Financial Consultoria, Cap. 3, 2003.

GUIMARÃES, J. B. **Financiamento de micros e pequenas empresas em uma instituição pública de crédito.** Dissertação (Mestrado Profissional em Administração) – Puc/Minas, Belo Horizonte: Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, 2002.

GRAY, S.; MIRKOVIC, A.; RAGUNATHAN, V. **The determinants of credit ratings: Australian evidence.** Australian Journal of Management. Vol.31, nº2, December, 2006.

GREGORY-ALLEN, R. B.; HENDERSON JR., G. V. **A brief review of catastrophe theory and a test in a corporate failure context.** The Financial Review, Vol. 26, N², May 1991, p. 127-155.

GRINBLATT, M.; TITMAN, S. **Mercados financeiros e estratégia corporativa.** Porto Alegre: Bookman, cap. 6, 2005.

GUPTA, Y.; RAO, R. P.; BAGGI, P. K. **Linear goal programming as an alternative to multivariate discriminant analysis: a note.** Journal of Business, Finance and Accounting, 1990, p. 593-598.

HAIR, JR., JOSEPH F. et al. **Análise multivariada de dados.** 5^o edição. Porto Alegre: Bookman, 2005.

HEIJ, DE BOER; FRANCES, KLOEK; VAN DIJK. **Econometric methods with applications in business and economics.** New York: Oxford University Press, 2004.

JOHNSON, T.; MELICHER, R. W. **Predicting corporate bankruptcy and financial distress: information value added by multinomial logit models.** Journal of Economics and Business. Vol 46, Issue 4, October 1994, p. 269-286.

JONES, S.; HENSHER, D. A. **Predicting firm financial distress: a mixed logit model.** Accounting Review, Vol 79, n⁴, October 2004, p. 1011-1038.

KANITZ, S. C. **Como prever falências.** Exame, São Paulo: Abril, dez. 1974.

_____. **Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa brasileira.** Tese (Livre Docência) — Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo. São Paulo: 1976.

_____. **Como prever falências.** São Paulo: McGraw Hill, 1978.

KASSAI, S. **Utilização da Análise por Envoltória de dados (DEA) na análise das demonstrações contábeis.** Tese (Doutorado em Contabilidade e Controladoria) — Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo. São Paulo: 2002.

KOTESKI, M. A. **As micro e pequenas empresas no contexto econômico brasileiro.** Revista Fae Business. Curitiba, número 08, maio/2004.

KRAUTER, E.; LUPORINI, C. E. M; SOUSA, A. F. **Uma contribuição para a previsão de solvência das empresas.** In: IX SEMEAD - Seminários em Administração da FEA/USP. São Paulo: 2006.

LANE, W, R.; LOONEY, S. W.; WANSLEY, W. **An application of the cox proportional hazards model to bank failure.** Journal of Banking and Finance. Vol. 10, 1986.

LAWRENCE, E. C.; SMITH, L. D.; RHOADES, M. **An analysis of default risk in mobile home credit**. Journal of Banking and Finance. Vol. 16, Issue 2, April, 1992, p. 299-312.

LEI 11.101 de 09 de fevereiro de 2005. Disponível no site: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/Ato2004-2006/2005/Lei/L11101.htm, consulta em 19/08/2007.

LEWIS, E. **An introduction to credit scoring**. Fair Isaac: San Rafael, California: 1992.

LIMA, L. R. S. **Uma proposta de construção de um modelo de avaliação de risco de crédito para micros e pequenas empresas financiadas pela Desenbahia**. Cadernos de Análise Regional. Salvador, número especial, agosto/2003(p. 11-23).

MARAI, M.; PATELL, J.; WOLFSON, M. **The experimental design of classification models: an application of recursive partitioning and bootstrapping to commercial bank loan classification**. Journal of Accounting Research. Suplemento, 1984, p. 87-114.

MÁRIO, P. C. **Contribuição ao estudo da solvência empresarial: uma análise de modelos de previsão – estudo exploratório aplicado em empresas mineiras**. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo. São Paulo: 2002.

MAR MOLINERO, C. EZZAMEL. M. **Multidimensional scalling applied to corporate failure**. Omega International Journal of Management Science. Volume 19, Nº4, 1991.

MARTIN, D. **Early warning of bank failure: a logit regression approach**. Journal of Banking and Finance. Volume 1, Issue 3, November, 1977.

MATIAS, A. B.; SIQUEIRA, J. O. **Risco Bancário: modelo de previsão de insolvência de bancos no Brasil**. Revista de Administração USP. São Paulo: abril/junho, 1996.

MATIAS, A. B. **Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito**. (Trabalho apresentado ao Departamento de Administração da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo), 1978.

Mc CULLAGH, P.; NELDER, J. A. **Generalized linear models**. 2nd edition. London: Chapman & Hall, 1989.

McFADDEN, D. **Conditional logit analysis of qualitative choice behavior**. In: P. Zarembka (Ed.), Frontiers in Econometrics. New York: Academic Press, 1974.

MEYER, T. O.; HSU, WEI-HUEI, ELAYAN, F.A. **The valuation effects of bank loan ratings in the presence of multiple monitors**. Journal of Economics and Finance. V. 30, nº03, Fall, 2006.

MINARDI, A. M. A. F. SANVICENTE, A. Z. **Migração de risco de empresas brasileiras: uma aplicação de análise de clusters na área de crédito.** Financelab Working Paper - IBMEC. Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, Março, 1999.

MINGOTI, S. A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada:** uma abordagem aplicada. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005.

MORAIS, J. M. DE. **Crédito bancário no Brasil: participação das pequenas empresas e condições de acesso.** Série desarrollo productivo – CEPAL. Brasília, novembro/2005.

MORAIS, J. M. DE. **Empresas de pequeno porte e as condições de acesso ao crédito: falhas de mercado, inadequações legais e condicionantes macroeconômicos.** Texto para discussão nº 1189 – IPEA, 52p. Brasília, junho/2006.

NAGELKERKE, N. J. D. **A note on the general definition of the coefficient of determination.** *Biometrika*, 78, p. 691-692, 1991.

NORUSIS, M. **SPSS 13.0 Advanced Statistical Procedures Companion.** Upper Saddle-River, N.J.: Prentice Hall, Inc, 2004

OHLSON, J. A. **Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy.** *Journal of Accounting Research*, vol 18, nº1, Spring, 1980, p. 109-131.

PARKINSON, K. L.; OCHS, J. R. **Using credit screening to manage credit risk.** *Business Credit*, March, 1998, p. 23-27.

RAYMUNDO, P. J. **Fatores considerados pelas instituições financeiras para a determinação do risco do cliente e do limite de crédito para capital de giro das micro e pequenas empresas.** Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis: 2002.

ROBERTSON, J.; MILLS, R. W. **The uses and abuses of corporate prediction models.** *Management Accounting*. October, 1991, p. 20-22.

SAUNDERS, A. **Administração de instituições financeiras.** São Paulo: Atlas, Cap.10, 2000.

_____. **Medindo o risco de crédito: novas abordagens para o value at risk e outros paradigmas.** Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.

SCHRICKEL, W. K. **Análise de Crédito: concessão e gerência de empréstimos.** São Paulo: Atlas, 1997.

SECURATO, J. R. (org.) **Cálculo Financeiro das Tesourarias – Bancos e Empresas.** São Paulo: Saint Paul, 1999.

SECURATO, J. R. (org.) **Crédito – Análise e Avaliação do Risco – Pessoas Físicas e Jurídicas**. São Paulo: Saint Paul, 2002.

SICSÚ, A. L. **Desenvolvimento de um sistema de credit scoring**. Partes I e II. São Paulo: Serasa, 2005.

SILVA, J. P. DA. **Gestão e análise de risco de crédito**. São Paulo: Atlas, 1997.

_____. **Análise financeira das empresas**. São Paulo: Atlas, 2001.

SPSS. **SPSS 15.0 Advanced statistics – User's Guide**. SPSS Inc., 2006.

STIGLITZ, J. E.; WEISS, A. **Credit rationing in markets with imperfect information**. The American Economic Review, June 1981, p. 393-410.

TAM, K. Y.; KIANG, M. Y. **Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions**. Management Sciences. Volume 38, nº07, July 1992.

VERMEULEN, E. M., SPRONK, J., VAN DER WIJST, N. **A framework for conditional failure prediction**. Working paper, Department of Finance, Erasmus University Rotterdam, 1998.

ZOPOUNIDIS, C.; DOUMPOS, M. **A multicriteria decision aid methodology for sorting decision problems: the case of financial distress**. Computacional Economics. Volume 14, nº03, December, 1999.

WESTGAARD, S.; WIJST, N. V. D. **Default probabilities in a corporate bank portfolio: a logistic model approach**. European Journal of Operational Research, 2001, p. 338-349.

WIGINTON, J. C. **A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior**. Journal of financial and quantitative analysis, Volume XV, nº03, September 1980, p. 757-771.

ANEXOS

Anexo I – Estatística descritiva das variáveis quantitativas ano a ano

Estatística descritiva - Ano 2000

	<i>Média</i>	<i>Desvio Padrão</i>	<i>Coefficiente de variação</i>
FATURAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	161.405,54	159.835,01	0,99
Atraso de 16 a 60 dias	157.222,74	166.065,16	1,06
Atraso superior a 60 dias	180.871,12	199.095,02	1,10
INVESTIMENTO TOTAL			
Atraso de 0 a 15 dias	19.095,19	20.234,88	1,06
Atraso de 16 a 60 dias	20.976,09	23.427,66	1,12
Atraso superior a 60 dias	23.407,54	27.732,08	1,18
INVESTIMENTO EM CAPITAL DE GIRO			
Atraso de 0 a 15 dias	10.161,61	13.496,34	1,33
Atraso de 16 a 60 dias	9.990,19	12.946,98	1,30
Atraso superior a 60 dias	9.615,09	16.522,30	1,72
INVESTIMENTO FIXO			
Atraso de 0 a 15 dias	8.428,65	11.224,87	1,33
Atraso de 16 a 60 dias	8.125,48	11.580,63	1,43
Atraso superior a 60 dias	7.735,31	11.226,27	1,45
FINANCIAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	15.034,86	16.036,10	1,07
Atraso de 16 a 60 dias	16.679,69	18.698,58	1,12
Atraso superior a 60 dias	18.328,95	21.858,13	1,19
EMPREGOS			
Atraso de 0 a 15 dias	2,19	3,92	1,79
Atraso de 16 a 60 dias	2,05	5,12	2,50
Atraso superior a 60 dias	1,85	2,71	1,46
PRAZO			
Atraso de 0 a 15 dias	25,04	3,63	0,14
Atraso de 16 a 60 dias	25,62	4,22	0,16
Atraso superior a 60 dias	25,72	4,42	0,17
TEMPO DE EXISTÊNCIA DA EMPRESA			
Atraso de 0 a 15 dias	9,50	8,57	0,90
Atraso de 16 a 60 dias	10,70	8,27	0,77
Atraso superior a 60 dias	8,66	7,75	0,90
IDADE DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	41,50	11,09	0,27
Atraso de 16 a 60 dias	43,51	11,69	0,27
Atraso superior a 60 dias	40,69	10,94	0,27
RENDA DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	1.852,93	1.667,74	0,90
Atraso de 16 a 60 dias	1.842,77	1.586,25	0,86
Atraso superior a 60 dias	1.754,17	1.355,95	0,77
BENS DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	92.712,92	142.647,69	1,54
Atraso de 16 a 60 dias	148.314,28	279.665,31	1,89
Atraso superior a 60 dias	74.928,78	119.313,78	1,59
IDH- 2000 DO MUNICIPIO			
Atraso de 0 a 15 dias	0,79	0,04	0,05
Atraso de 16 a 60 dias	0,80	0,05	0,06
Atraso superior a 60 dias	0,80	0,04	0,05
BENS DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	160.419,45	372.156,60	2,32
Atraso de 16 a 60 dias	161.220,09	277.347,18	1,72
Atraso superior a 60 dias	145.895,67	348.196,78	2,39
RENDA DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	2.536,02	2.748,28	1,08
Atraso de 16 a 60 dias	2.208,60	2.026,07	0,92
Atraso superior a 60 dias	2.417,01	2.087,52	0,86
INDICE DE GARANTIA			
Atraso de 0 a 15 dias	25,72	83,03	3,23
Atraso de 16 a 60 dias	19,67	42,49	2,16
Atraso superior a 60 dias	20,29	48,55	2,39
NÚMERO DE FINANCIAMENTOS			
Atraso de 0 a 15 dias	1,08	0,27	0,25
Atraso de 16 a 60 dias	1,07	0,26	0,24
Atraso superior a 60 dias	1,09	0,31	0,28

Fonte: dados da pesquisa

Estatística descritiva - Ano 2001

	<i>Média</i>	<i>Desvio Padrão</i>	<i>Coefficiente de variação</i>
FATURAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	168.993,80	189.777,01	1,12
Atraso de 16 a 60 dias	148.573,49	171.924,65	1,16
Atraso superior a 60 dias	158.009,40	161.200,38	1,02
INVESTIMENTO TOTAL			
Atraso de 0 a 15 dias	24.729,67	27.909,42	1,13
Atraso de 16 a 60 dias	23.045,50	25.180,61	1,09
Atraso superior a 60 dias	29.759,91	30.397,02	1,02
INVESTIMENTO EM CAPITAL DE GIRO			
Atraso de 0 a 15 dias	17.047,39	24.161,05	1,42
Atraso de 16 a 60 dias	16.051,03	21.626,56	1,35
Atraso superior a 60 dias	17.613,81	20.667,11	1,17
INVESTIMENTO FIXO			
Atraso de 0 a 15 dias	8.768,47	15.954,22	1,82
Atraso de 16 a 60 dias	8.450,78	13.475,09	1,59
Atraso superior a 60 dias	9.466,66	16.336,21	1,73
FINANCIAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	18.994,34	19.439,55	1,02
Atraso de 16 a 60 dias	18.021,16	19.723,07	1,09
Atraso superior a 60 dias	22.986,21	21.706,44	0,94
EMPREGOS			
Atraso de 0 a 15 dias	1,83	3,14	1,71
Atraso de 16 a 60 dias	1,96	3,17	1,62
Atraso superior a 60 dias	1,84	2,91	1,58
PRAZO			
Atraso de 0 a 15 dias	25,87	4,72	0,18
Atraso de 16 a 60 dias	25,80	4,66	0,18
Atraso superior a 60 dias	27,41	5,63	0,21
TEMPO DE EXISTÊNCIA DA EMPRESA			
Atraso de 0 a 15 dias	10,05	8,65	0,86
Atraso de 16 a 60 dias	10,42	8,46	0,81
Atraso superior a 60 dias	9,81	7,26	0,74
IDADE DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	41,96	11,39	0,27
Atraso de 16 a 60 dias	43,47	11,22	0,26
Atraso superior a 60 dias	42,99	11,51	0,27
RENDA DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	1.906,01	1.978,04	1,04
Atraso de 16 a 60 dias	2.139,16	2.910,59	1,36
Atraso superior a 60 dias	1.977,50	2.271,57	1,15
BENS DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	97.723,21	275.052,34	2,81
Atraso de 16 a 60 dias	90.370,28	129.963,73	1,44
Atraso superior a 60 dias	111.618,50	177.024,46	1,59
IDH- 2000 DO MUNICÍPIO			
Atraso de 0 a 15 dias	0,79	0,04	0,05
Atraso de 16 a 60 dias	0,79	0,04	0,06
Atraso superior a 60 dias	0,80	0,04	0,06
BENS DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	167.224,78	264.158,34	1,58
Atraso de 16 a 60 dias	190.660,87	343.504,72	1,80
Atraso superior a 60 dias	200.778,72	433.470,85	2,16
RENDA DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	2.737,91	2.918,84	1,07
Atraso de 16 a 60 dias	3.149,23	3.471,89	1,10
Atraso superior a 60 dias	4.363,33	23.423,61	5,37
ÍNDICE DE GARANTIA			
Atraso de 0 a 15 dias	20,70	45,00	2,17
Atraso de 16 a 60 dias	24,42	48,85	2,00
Atraso superior a 60 dias	20,41	52,86	2,59
NÚMERO DE FINANCIAMENTOS			
Atraso de 0 a 15 dias	1,26	0,46	0,36
Atraso de 16 a 60 dias	1,29	0,51	0,40
Atraso superior a 60 dias	1,21	0,44	0,36

Fonte: dados da pesquisa

Estatística descritiva - Ano 2002

	<i>Média</i>	<i>Desvio Padrão</i>	<i>Coefficiente de variação</i>
FATURAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	170.212,95	195.296,32	1,15
Atraso de 16 a 60 dias	130.507,56	149.583,26	1,15
Atraso superior a 60 dias	140.988,95	164.224,28	1,16
INVESTIMENTO TOTAL			
Atraso de 0 a 15 dias	24.909,25	25.779,11	1,03
Atraso de 16 a 60 dias	24.297,09	22.919,44	0,94
Atraso superior a 60 dias	24.297,09	25.422,45	1,05
INVESTIMENTO EM CAPITAL DE GIRO			
Atraso de 0 a 15 dias	17.373,08	20.975,36	1,21
Atraso de 16 a 60 dias	14.597,49	14.771,66	1,01
Atraso superior a 60 dias	16.420,24	17.561,80	1,07
INVESTIMENTO FIXO			
Atraso de 0 a 15 dias	7.922,77	13.007,50	1,64
Atraso de 16 a 60 dias	8.615,33	12.491,09	1,45
Atraso superior a 60 dias	6.947,20	12.720,02	1,83
FINANCIAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	19.316,88	19.451,30	1,01
Atraso de 16 a 60 dias	16.627,55	17.466,42	1,05
Atraso superior a 60 dias	17.954,95	17.701,59	0,99
EMPREGOS			
Atraso de 0 a 15 dias	1,75	4,08	2,33
Atraso de 16 a 60 dias	1,86	2,94	1,58
Atraso superior a 60 dias	1,86	2,82	1,51
PRAZO			
Atraso de 0 a 15 dias	25,60	4,63	0,18
Atraso de 16 a 60 dias	25,48	4,61	0,18
Atraso superior a 60 dias	25,82	4,92	0,19
TEMPO DE EXISTÊNCIA DA EMPRESA			
Atraso de 0 a 15 dias	9,97	8,69	0,87
Atraso de 16 a 60 dias	9,79	7,92	0,81
Atraso superior a 60 dias	9,43	6,88	0,73
IDADE DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	42,35	11,60	0,27
Atraso de 16 a 60 dias	41,56	10,77	0,26
Atraso superior a 60 dias	42,20	10,72	0,25
RENDA DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	1.971,58	2.119,73	1,08
Atraso de 16 a 60 dias	4.432,70	35.812,21	8,08
Atraso superior a 60 dias	2.265,39	3.368,40	1,49
BENS DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	99.987,10	250.147,76	2,50
Atraso de 16 a 60 dias	76.830,46	96.847,93	1,26
Atraso superior a 60 dias	102.796,83	202.731,16	1,97
IDH- 2000 DO MUNICIPIO			
Atraso de 0 a 15 dias	0,80	0,04	0,05
Atraso de 16 a 60 dias	0,79	0,04	0,05
Atraso superior a 60 dias	0,80	0,03	0,04
BENS DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	188.535,99	417.817,32	2,22
Atraso de 16 a 60 dias	204.638,28	588.360,60	2,88
Atraso superior a 60 dias	166.320,10	248.904,54	1,50
RENDA DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	2.922,77	3.801,64	1,30
Atraso de 16 a 60 dias	2.987,36	3.996,20	1,34
Atraso superior a 60 dias	3.287,55	4.607,86	1,40
INDICE DE GARANTIA			
Atraso de 0 a 15 dias	21,25	55,59	2,62
Atraso de 16 a 60 dias	30,36	119,07	3,92
Atraso superior a 60 dias	20,31	46,49	2,29
NÚMERO DE FINANCIAMENTOS			
Atraso de 0 a 15 dias	1,32	0,52	0,40
Atraso de 16 a 60 dias	1,32	0,54	0,41
Atraso superior a 60 dias	1,22	0,47	0,38

Fonte: dados da pesquisa

Estatística descritiva - Ano 2003

	<i>Média</i>	<i>Desvio Padrão</i>	<i>Coefficiente de variação</i>
FATURAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	178.292,36	213.596,73	1,20
Atraso de 16 a 60 dias	162.971,60	210.357,95	1,29
Atraso superior a 60 dias	157.983,09	179.943,63	1,14
INVESTIMENTO TOTAL			
Atraso de 0 a 15 dias	25.866,90	26.778,86	1,04
Atraso de 16 a 60 dias	27.501,34	25.149,60	0,91
Atraso superior a 60 dias	27.501,34	25.556,11	0,93
INVESTIMENTO EM CAPITAL DE GIRO			
Atraso de 0 a 15 dias	18.730,03	21.971,23	1,17
Atraso de 16 a 60 dias	16.585,72	18.465,66	1,11
Atraso superior a 60 dias	19.548,48	21.093,71	1,08
INVESTIMENTO FIXO			
Atraso de 0 a 15 dias	8.246,85	13.481,47	1,63
Atraso de 16 a 60 dias	7.468,06	12.395,15	1,66
Atraso superior a 60 dias	8.789,52	12.955,77	1,47
FINANCIAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	19.999,94	20.183,53	1,01
Atraso de 16 a 60 dias	19.979,02	19.782,79	0,99
Atraso superior a 60 dias	21.491,73	20.264,18	0,94
EMPREGOS			
Atraso de 0 a 15 dias	1,34	1,82	1,36
Atraso de 16 a 60 dias	1,16	1,35	1,16
Atraso superior a 60 dias	1,88	3,78	2,02
PRAZO			
Atraso de 0 a 15 dias	25,84	4,64	0,18
Atraso de 16 a 60 dias	26,24	4,98	0,19
Atraso superior a 60 dias	27,10	5,39	0,20
TEMPO DE EXISTÊNCIA DA EMPRESA			
Atraso de 0 a 15 dias	10,10	8,41	0,83
Atraso de 16 a 60 dias	10,20	8,26	0,81
Atraso superior a 60 dias	9,66	7,70	0,80
IDADE DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	42,49	11,23	0,26
Atraso de 16 a 60 dias	41,82	10,83	0,26
Atraso superior a 60 dias	42,57	10,66	0,25
RENDA DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	2.026,38	5.166,06	2,55
Atraso de 16 a 60 dias	1.746,11	1.468,84	0,84
Atraso superior a 60 dias	2.195,87	2.197,52	1,00
BENS DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	102.894,96	272.153,97	2,64
Atraso de 16 a 60 dias	99.091,92	162.294,85	1,64
Atraso superior a 60 dias	110.496,21	185.912,35	1,68
IDH- 2000 DO MUNICIPIO			
Atraso de 0 a 15 dias	0,79	0,04	0,05
Atraso de 16 a 60 dias	0,79	0,04	0,05
Atraso superior a 60 dias	0,79	0,05	0,06
BENS DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	195.060,65	406.490,62	2,08
Atraso de 16 a 60 dias	195.800,15	316.335,10	1,62
Atraso superior a 60 dias	198.313,81	245.670,16	1,24
RENDA DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	2.830,82	3.404,62	1,20
Atraso de 16 a 60 dias	2.708,75	2.202,47	0,81
Atraso superior a 60 dias	3.092,07	2.805,25	0,91
INDICE DE GARANTIA			
Atraso de 0 a 15 dias	23,43	84,34	3,60
Atraso de 16 a 60 dias	18,11	24,02	1,33
Atraso superior a 60 dias	18,72	29,65	1,58
NÚMERO DE FINANCIAMENTOS			
Atraso de 0 a 15 dias	1,43	0,64	0,45
Atraso de 16 a 60 dias	1,42	0,60	0,42
Atraso superior a 60 dias	1,32	0,57	0,44

Fonte: dados da pesquisa

Estatística descritiva - Ano 2004

	<i>Média</i>	<i>Desvio Padrão</i>	<i>Coefficiente de variação</i>
FATURAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	203.626,68	238.901,60	1,17
Atraso de 16 a 60 dias	172.203,15	213.920,91	1,24
Atraso superior a 60 dias	174.844,97	222.389,04	1,27
INVESTIMENTO TOTAL			
Atraso de 0 a 15 dias	29.830,28	30.118,26	1,01
Atraso de 16 a 60 dias	28.083,61	25.139,25	0,90
Atraso superior a 60 dias	28.083,61	28.560,10	1,02
INVESTIMENTO EM CAPITAL DE GIRO			
Atraso de 0 a 15 dias	20.322,20	23.584,96	1,16
Atraso de 16 a 60 dias	19.639,70	22.341,54	1,14
Atraso superior a 60 dias	19.598,64	25.753,73	1,31
INVESTIMENTO FIXO			
Atraso de 0 a 15 dias	10.077,91	16.037,20	1,59
Atraso de 16 a 60 dias	8.735,47	12.492,86	1,43
Atraso superior a 60 dias	8.248,30	15.546,71	1,88
FINANCIAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	22.839,82	22.067,04	0,97
Atraso de 16 a 60 dias	20.790,99	19.056,22	0,92
Atraso superior a 60 dias	21.237,22	19.858,73	0,94
EMPREGOS			
Atraso de 0 a 15 dias	1,45	2,84	1,96
Atraso de 16 a 60 dias	1,42	2,13	1,50
Atraso superior a 60 dias	1,49	1,94	1,30
PRAZO			
Atraso de 0 a 15 dias	26,32	5,07	0,19
Atraso de 16 a 60 dias	26,33	5,08	0,19
Atraso superior a 60 dias	26,44	5,07	0,19
TEMPO DE EXISTÊNCIA DA EMPRESA			
Atraso de 0 a 15 dias	10,48	8,66	0,83
Atraso de 16 a 60 dias	9,97	8,46	0,85
Atraso superior a 60 dias	9,43	7,71	0,82
IDADE DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	42,56	11,24	0,26
Atraso de 16 a 60 dias	42,54	12,20	0,29
Atraso superior a 60 dias	42,09	10,38	0,25
RENDA DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	2.019,18	2.127,64	1,05
Atraso de 16 a 60 dias	1.657,52	1.136,33	0,69
Atraso superior a 60 dias	2.098,44	1.939,82	0,92
BENS DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	103.290,71	287.178,60	2,78
Atraso de 16 a 60 dias	81.821,41	128.238,02	1,57
Atraso superior a 60 dias	123.324,84	655.276,94	5,31
IDH- 2000 DO MUNICIPIO			
Atraso de 0 a 15 dias	0,79	0,04	0,06
Atraso de 16 a 60 dias	0,80	0,04	0,06
Atraso superior a 60 dias	0,80	0,04	0,05
BENS DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	204.068,84	393.334,20	1,93
Atraso de 16 a 60 dias	203.758,59	460.832,76	2,26
Atraso superior a 60 dias	153.049,66	280.625,51	1,83
RENDA DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	3.092,63	3.639,98	1,18
Atraso de 16 a 60 dias	3.195,22	4.409,64	1,38
Atraso superior a 60 dias	2.914,16	3.692,34	1,27
INDICE DE GARANTIA			
Atraso de 0 a 15 dias	20,57	53,54	2,60
Atraso de 16 a 60 dias	16,63	30,99	1,86
Atraso superior a 60 dias	14,52	42,04	2,89
NÚMERO DE FINANCIAMENTOS			
Atraso de 0 a 15 dias	1,56	0,74	0,47
Atraso de 16 a 60 dias	1,51	0,76	0,51
Atraso superior a 60 dias	1,32	0,58	0,44

Fonte: dados da pesquisa

Estatística descritiva - Ano 2005

	<i>Média</i>	<i>Desvio Padrão</i>	<i>Coefficiente de variação</i>
FATURAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	255.410,70	292.155,39	1,14
Atraso de 16 a 60 dias	191.843,87	178.101,63	0,93
Atraso superior a 60 dias	203.483,31	234.282,62	1,15
INVESTIMENTO TOTAL			
Atraso de 0 a 15 dias	32.884,23	31.867,11	0,97
Atraso de 16 a 60 dias	33.464,40	25.059,69	0,75
Atraso superior a 60 dias	33.464,40	32.951,49	0,98
INVESTIMENTO EM CAPITAL DE GIRO			
Atraso de 0 a 15 dias	27.704,83	27.877,21	1,01
Atraso de 16 a 60 dias	22.628,94	18.653,11	0,82
Atraso superior a 60 dias	26.905,72	26.393,16	0,98
INVESTIMENTO FIXO			
Atraso de 0 a 15 dias	9.243,97	18.405,01	1,99
Atraso de 16 a 60 dias	10.700,73	18.238,61	1,70
Atraso superior a 60 dias	12.124,44	19.927,36	1,64
FINANCIAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	25.464,98	24.804,53	0,97
Atraso de 16 a 60 dias	22.781,02	19.912,81	0,87
Atraso superior a 60 dias	25.647,93	24.758,63	0,97
EMPREGOS			
Atraso de 0 a 15 dias	1,46	2,02	1,38
Atraso de 16 a 60 dias	1,45	1,63	1,12
Atraso superior a 60 dias	1,85	2,32	1,25
PRAZO			
Atraso de 0 a 15 dias	26,14	4,89	0,19
Atraso de 16 a 60 dias	26,40	5,19	0,20
Atraso superior a 60 dias	26,47	5,13	0,19
TEMPO DE EXISTÊNCIA DA EMPRESA			
Atraso de 0 a 15 dias	11,09	8,74	0,79
Atraso de 16 a 60 dias	11,00	7,45	0,68
Atraso superior a 60 dias	10,53	7,94	0,75
IDADE DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	42,96	11,43	0,27
Atraso de 16 a 60 dias	43,27	10,51	0,24
Atraso superior a 60 dias	42,51	10,79	0,25
RENDA DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	2.301,17	10.494,96	4,56
Atraso de 16 a 60 dias	2.866,96	7.109,01	2,48
Atraso superior a 60 dias	2.124,01	1.814,28	0,85
BENS DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	106.555,82	280.563,93	2,63
Atraso de 16 a 60 dias	98.715,47	183.367,82	1,86
Atraso superior a 60 dias	87.264,93	127.737,25	1,46
IDH- 2000 DO MUNICIPIO			
Atraso de 0 a 15 dias	0,80	0,04	0,05
Atraso de 16 a 60 dias	0,79	0,05	0,06
Atraso superior a 60 dias	0,80	0,04	0,05
BENS DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	218.762,41	360.788,03	1,65
Atraso de 16 a 60 dias	288.706,74	729.666,62	2,53
Atraso superior a 60 dias	241.105,14	361.672,11	1,50
RENDA DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	3.977,75	28.216,26	7,09
Atraso de 16 a 60 dias	3.208,50	3.644,19	1,14
Atraso superior a 60 dias	3.956,05	6.144,94	1,55
INDICE DE GARANTIA			
Atraso de 0 a 15 dias	19,86	47,95	2,41
Atraso de 16 a 60 dias	18,34	26,46	1,44
Atraso superior a 60 dias	19,85	41,96	2,11
NÚMERO DE FINANCIAMENTOS			
Atraso de 0 a 15 dias	1,71	0,85	0,50
Atraso de 16 a 60 dias	1,59	0,85	0,53
Atraso superior a 60 dias	1,35	0,65	0,48

Fonte: dados da pesquisa

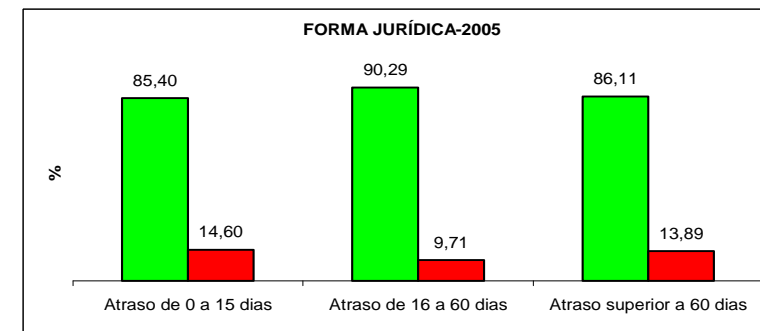
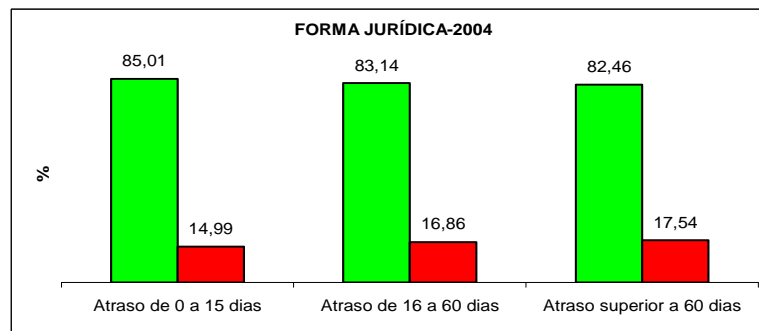
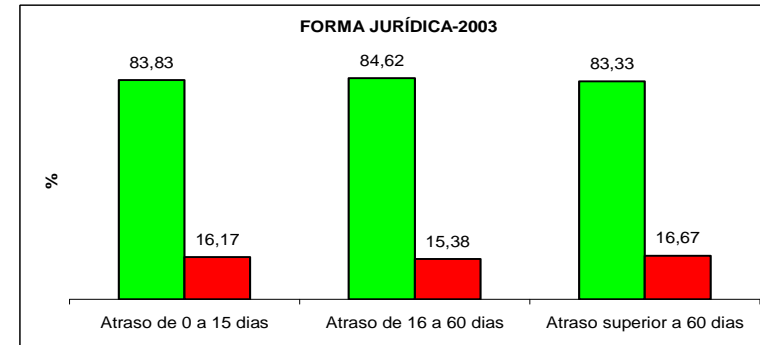
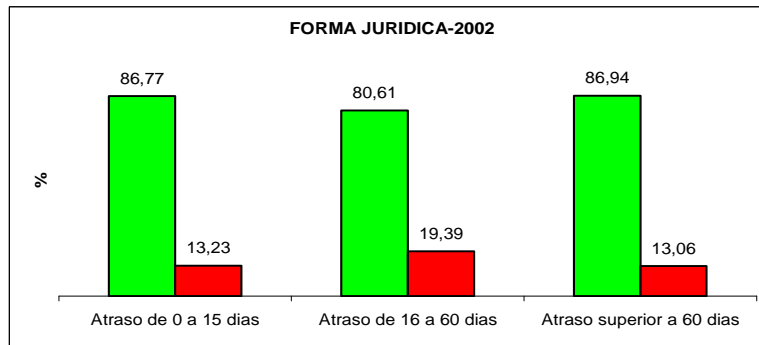
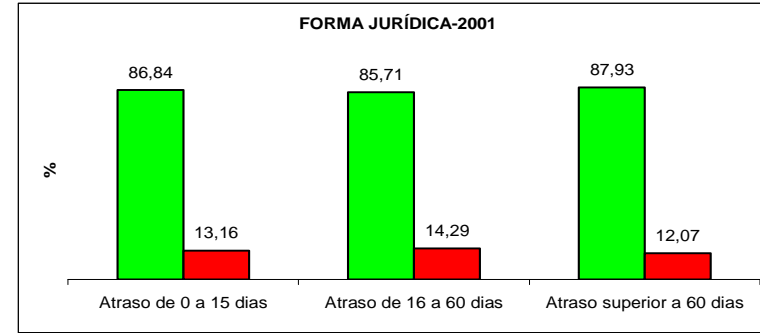
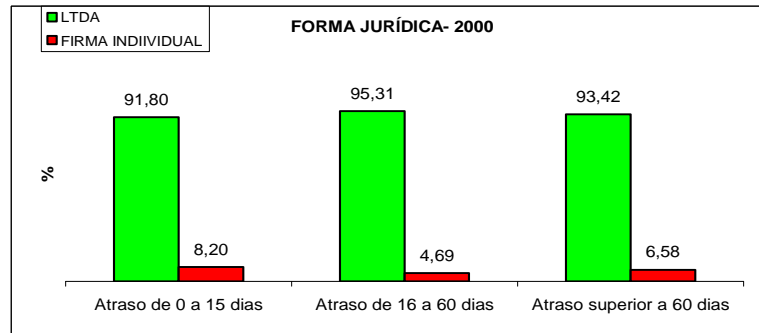
Estatística descritiva - Ano 2006

	<i>Média</i>	<i>Desvio Padrão</i>	<i>Coefficiente de variação</i>
FATURAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	262.748,10	297.034,19	1,13
Atraso de 16 a 60 dias	184.251,56	165.966,58	0,90
Atraso superior a 60 dias	337.948,41	419.989,37	1,24
INVESTIMENTO TOTAL			
Atraso de 0 a 15 dias	39.359,61	36.717,10	0,93
Atraso de 16 a 60 dias	58.583,33	34.866,58	0,60
Atraso superior a 60 dias	58.583,33	58.321,49	1,00
INVESTIMENTO EM CAPITAL DE GIRO			
Atraso de 0 a 15 dias	36.810,37	34.819,71	0,95
Atraso de 16 a 60 dias	32.581,15	33.180,86	1,02
Atraso superior a 60 dias	67.000,00	48.143,02	0,72
INVESTIMENTO FIXO			
Atraso de 0 a 15 dias	7.610,85	20.403,76	2,68
Atraso de 16 a 60 dias	7.615,38	20.734,59	2,72
Atraso superior a 60 dias	21.666,67	37.527,77	1,73
FINANCIAMENTO			
Atraso de 0 a 15 dias	30.077,02	28.137,46	0,94
Atraso de 16 a 60 dias	26.664,31	27.740,38	1,04
Atraso superior a 60 dias	42.800,33	48.419,23	1,13
EMPREGOS			
Atraso de 0 a 15 dias	1,34	1,84	1,37
Atraso de 16 a 60 dias	1,08	0,95	0,89
Atraso superior a 60 dias	1,67	0,58	0,35
PRAZO			
Atraso de 0 a 15 dias	25,66	4,42	0,17
Atraso de 16 a 60 dias	27,23	5,78	0,21
Atraso superior a 60 dias	32,00	6,93	0,22
TEMPO DE EXISTÊNCIA DA EMPRESA			
Atraso de 0 a 15 dias	11,47	8,77	0,77
Atraso de 16 a 60 dias	10,08	5,04	0,50
Atraso superior a 60 dias	9,00	1,00	0,11
IDADE DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	43,17	11,14	0,26
Atraso de 16 a 60 dias	38,31	9,41	0,25
Atraso superior a 60 dias	35,67	9,29	0,26
RENDA DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	2.149,47	3.330,07	1,55
Atraso de 16 a 60 dias	3.703,49	7.969,67	2,15
Atraso superior a 60 dias	2.300,00	2.170,25	0,94
BENS DO SÓCIO			
Atraso de 0 a 15 dias	100.419,77	192.308,19	1,92
Atraso de 16 a 60 dias	83.121,27	167.103,67	2,01
Atraso superior a 60 dias	79.861,99	71.603,60	0,90
IDH- 2000 DO MUNICIPIO			
Atraso de 0 a 15 dias	0,79	0,05	0,06
Atraso de 16 a 60 dias	0,79	0,06	0,07
Atraso superior a 60 dias	0,81	0,01	0,01
BENS DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	259.792,33	446.293,46	1,72
Atraso de 16 a 60 dias	187.078,47	148.696,90	0,79
Atraso superior a 60 dias	206.054,65	118.271,32	0,57
RENDA DO AVALISTA			
Atraso de 0 a 15 dias	3.938,48	14.237,52	3,61
Atraso de 16 a 60 dias	2.481,49	1.559,52	0,63
Atraso superior a 60 dias	3.306,67	2.555,90	0,77
INDICE DE GARANTIA			
Atraso de 0 a 15 dias	17,74	41,67	2,35
Atraso de 16 a 60 dias	15,75	14,92	0,95
Atraso superior a 60 dias	21,64	32,06	1,48
NÚMERO DE FINANCIAMENTOS			
Atraso de 0 a 15 dias	1,87	0,96	0,51
Atraso de 16 a 60 dias	1,77	0,73	0,41
Atraso superior a 60 dias	2,00	-	-

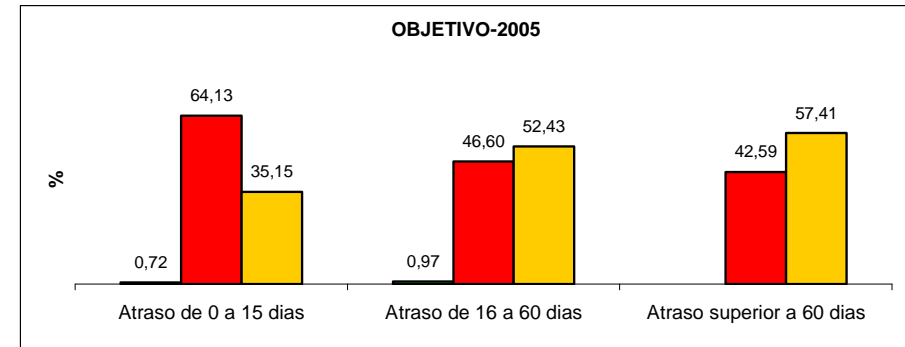
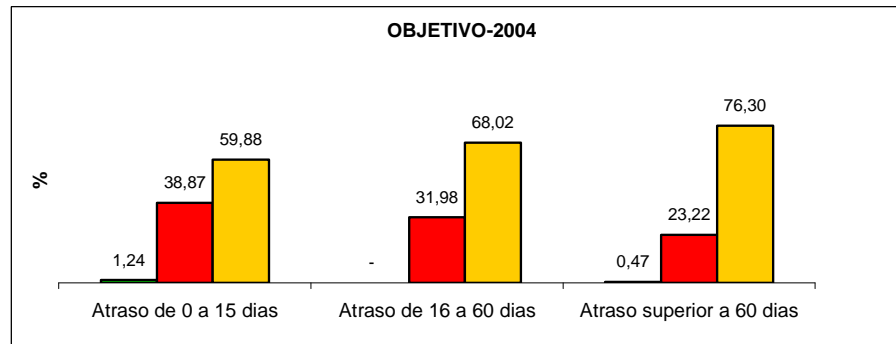
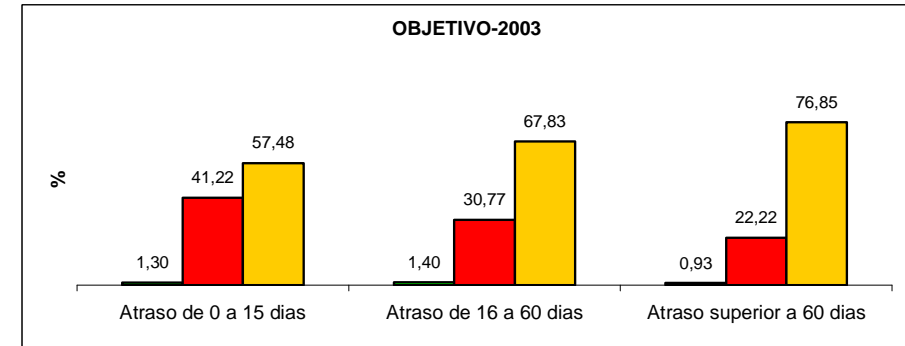
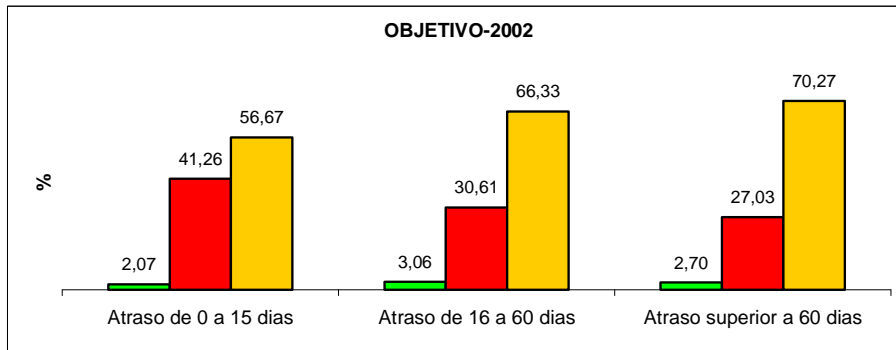
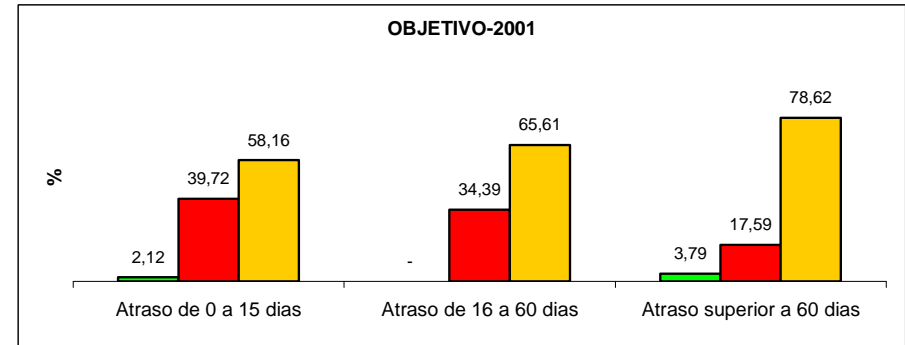
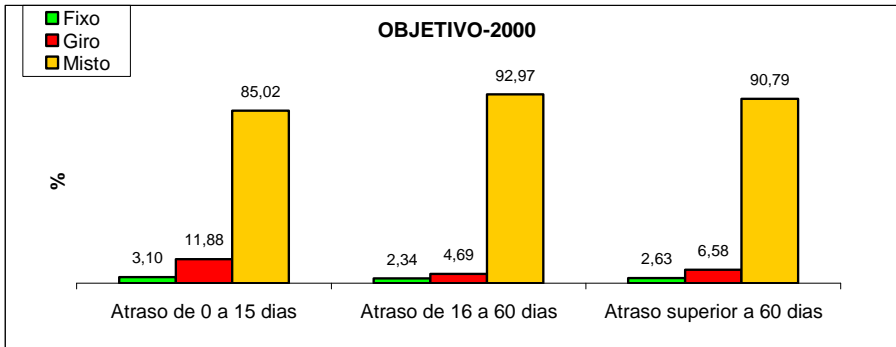
Fonte: dados da pesquisa

Anexo II – Estatística descritiva das variáveis qualitativas ano a ano

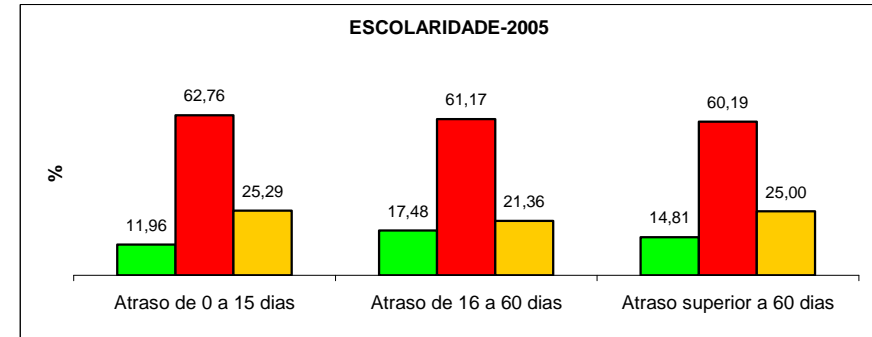
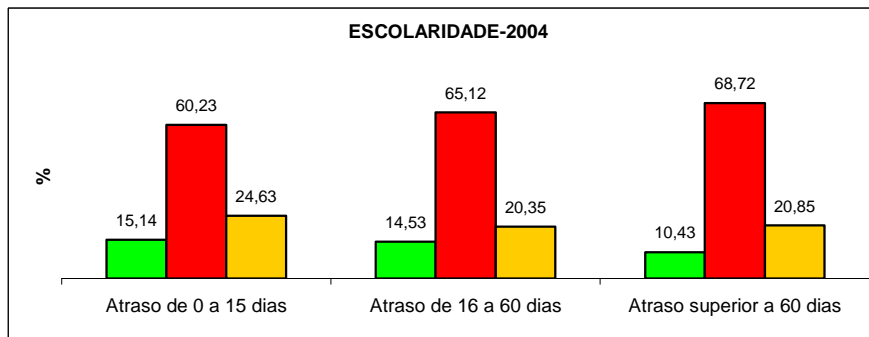
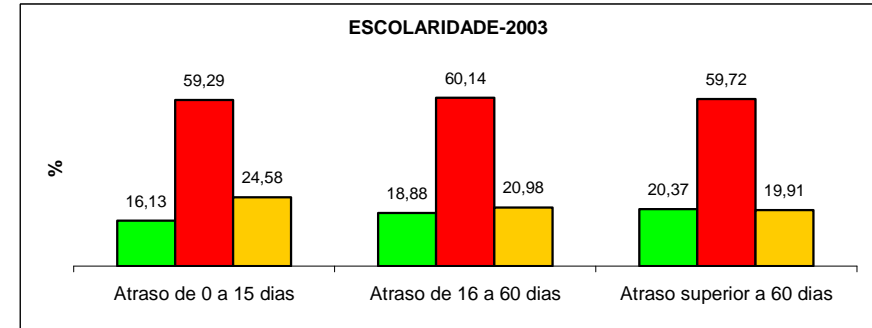
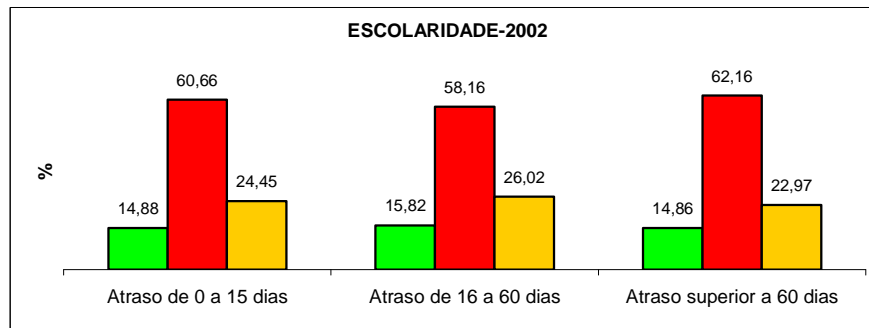
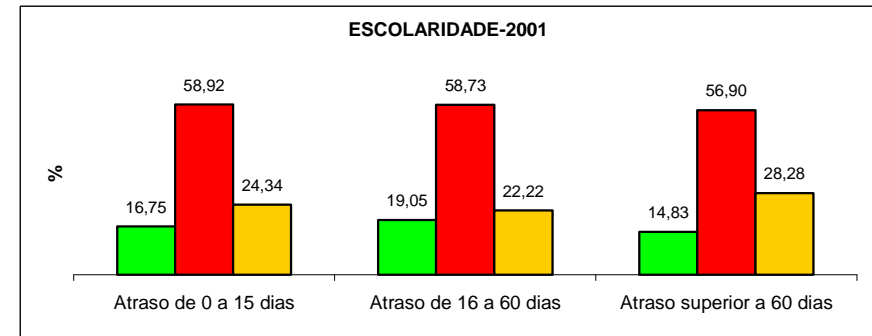
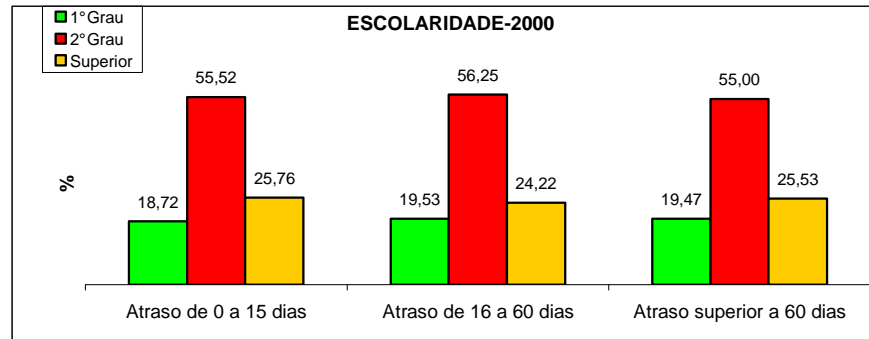
FORMA JURÍDICA



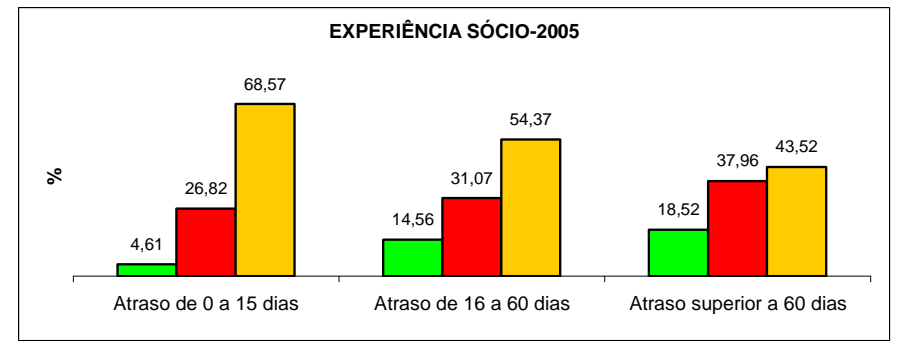
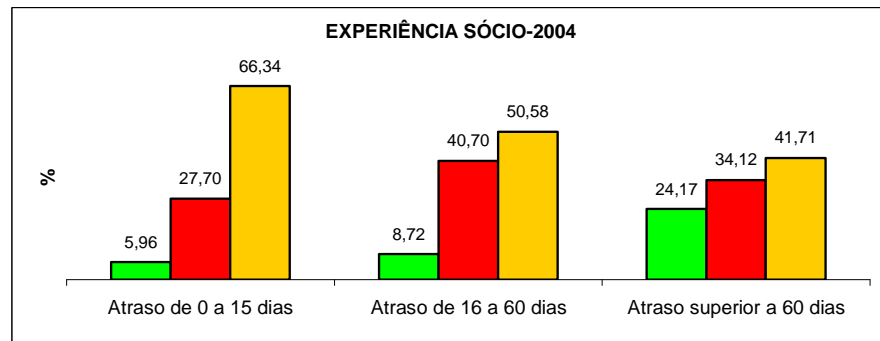
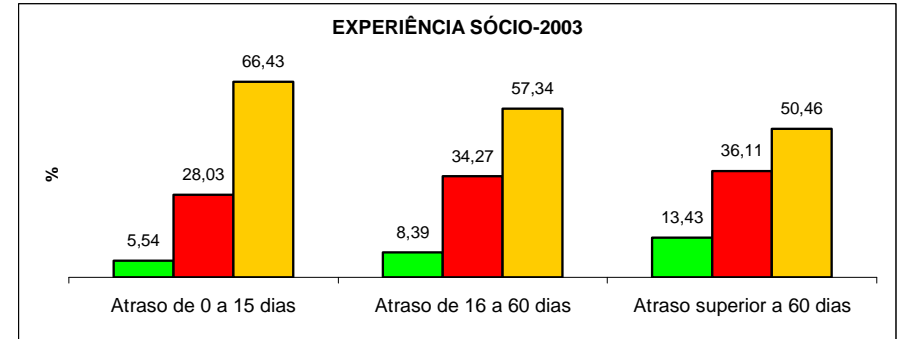
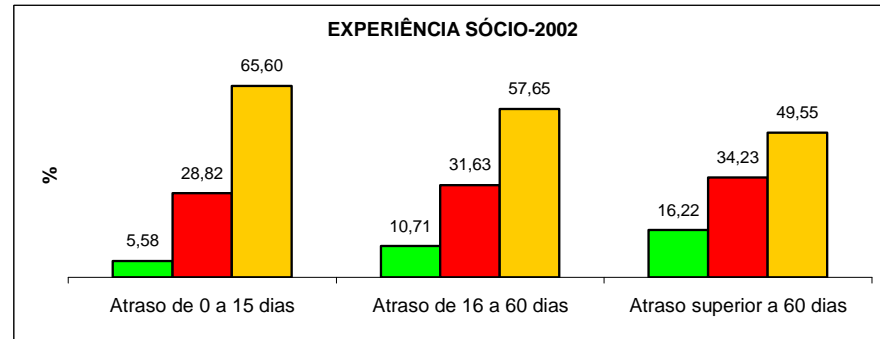
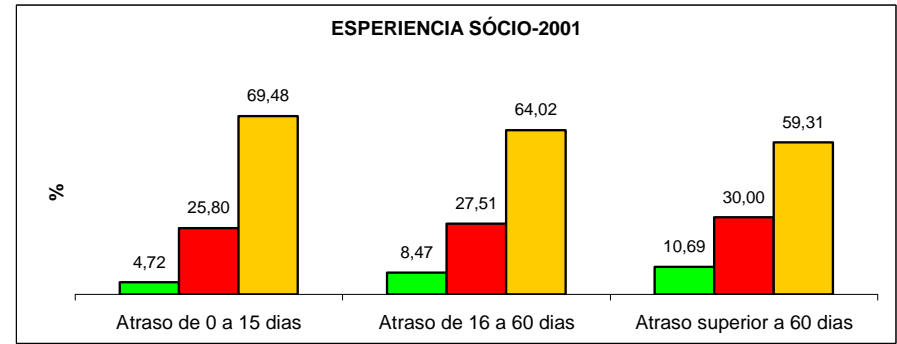
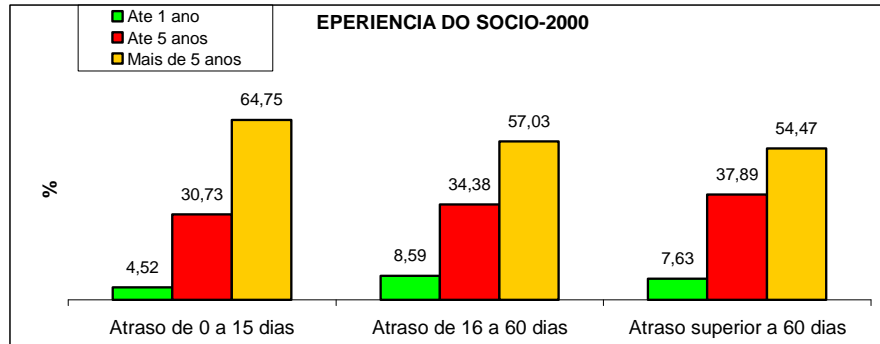
OBJETIVO



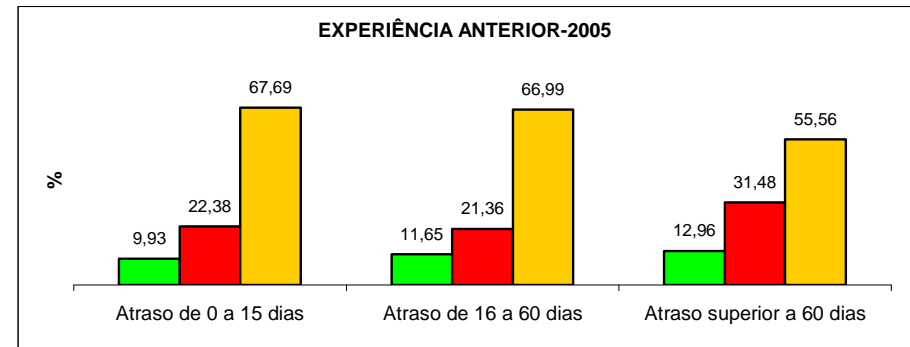
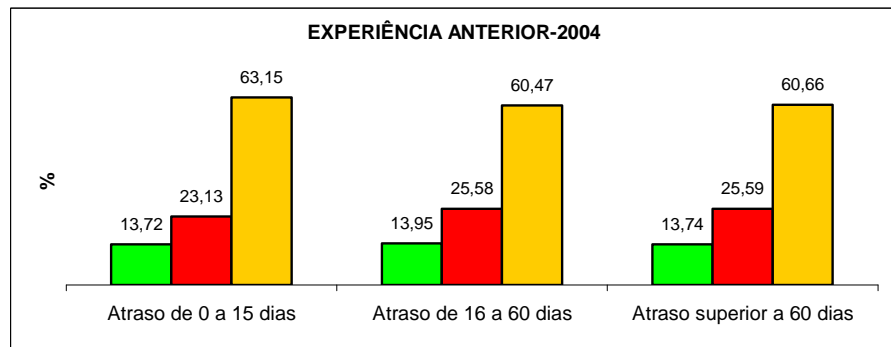
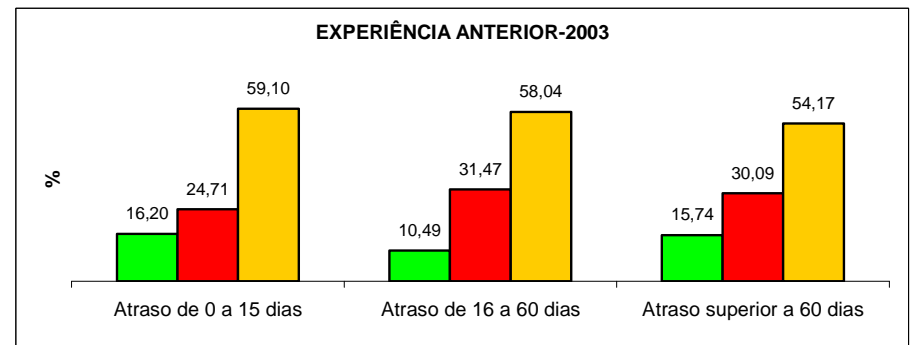
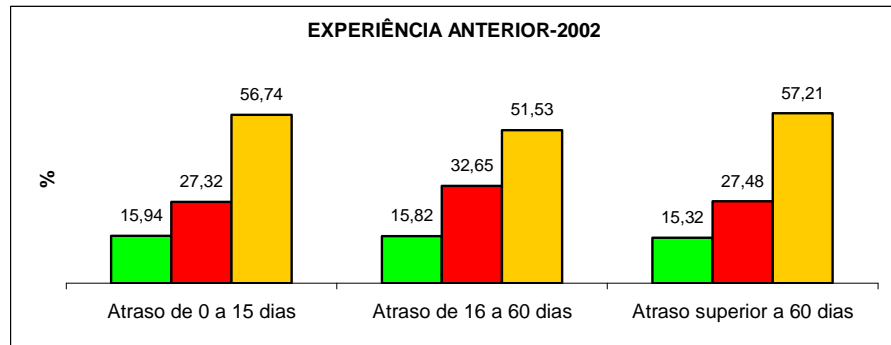
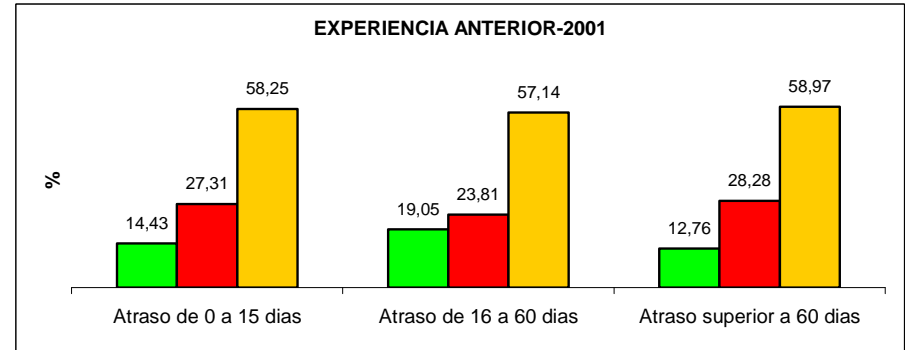
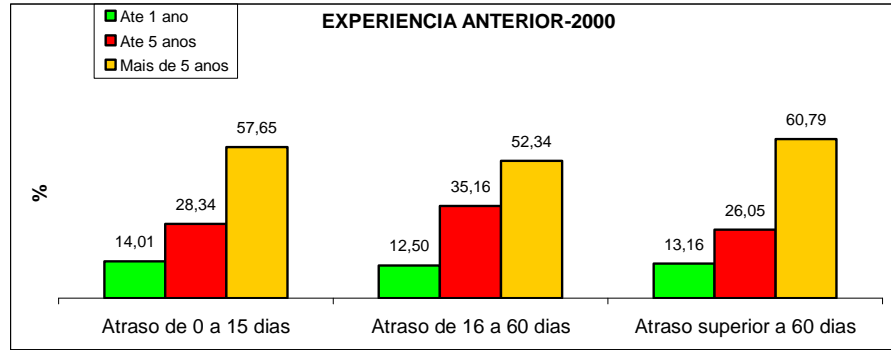
ESCOLARIDADE DO SÓCIO



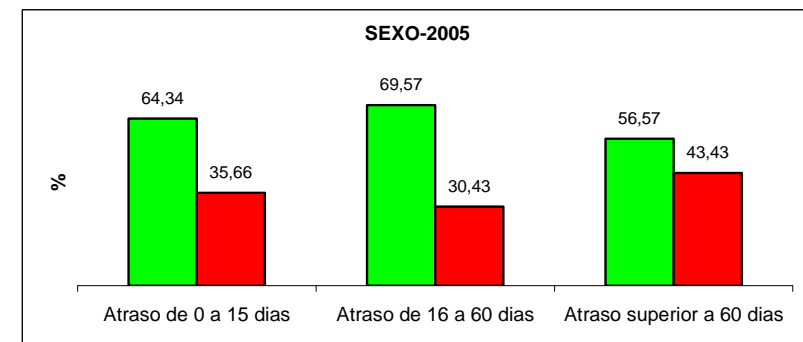
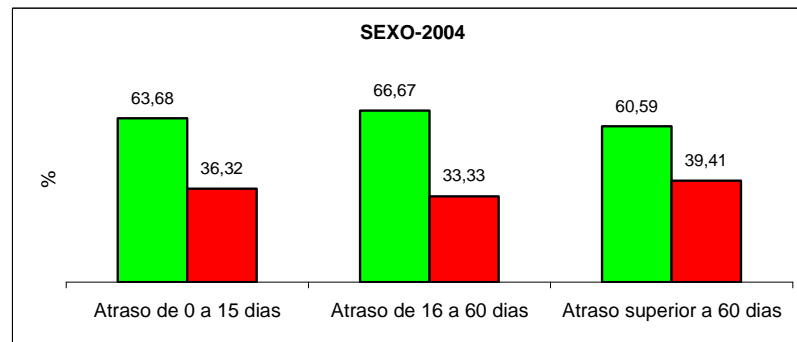
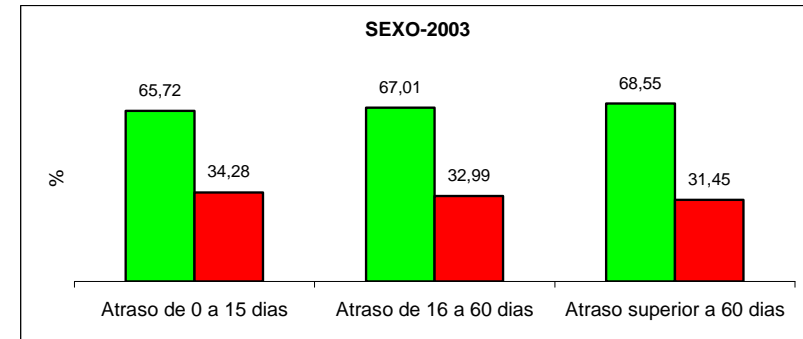
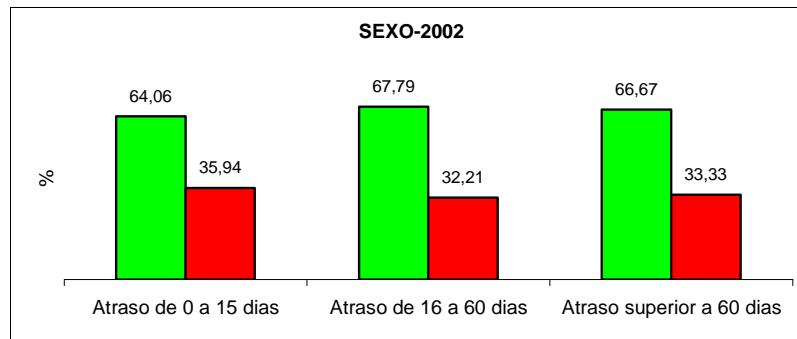
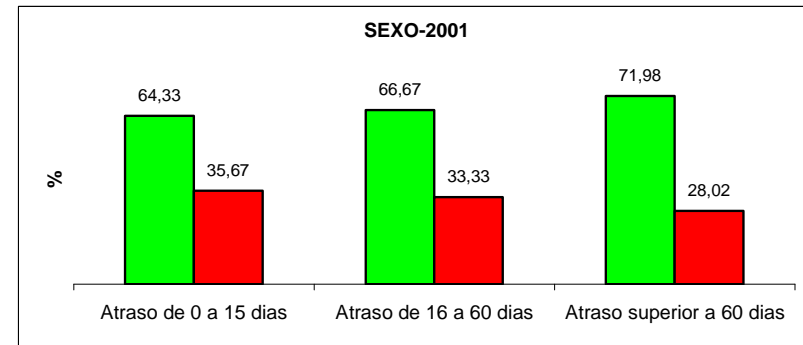
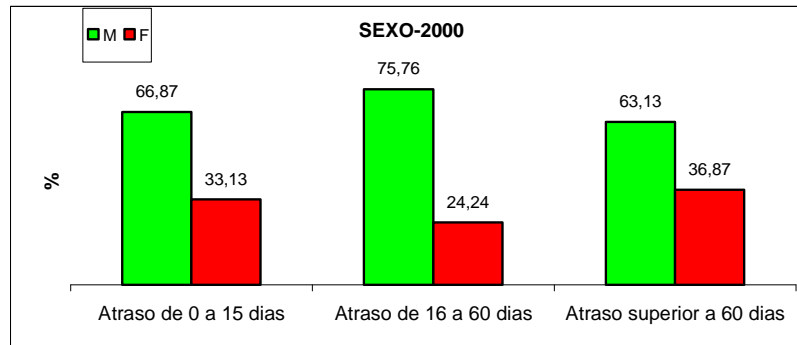
EXPERIÊNCIA DO SÓCIO NA EMPRESA



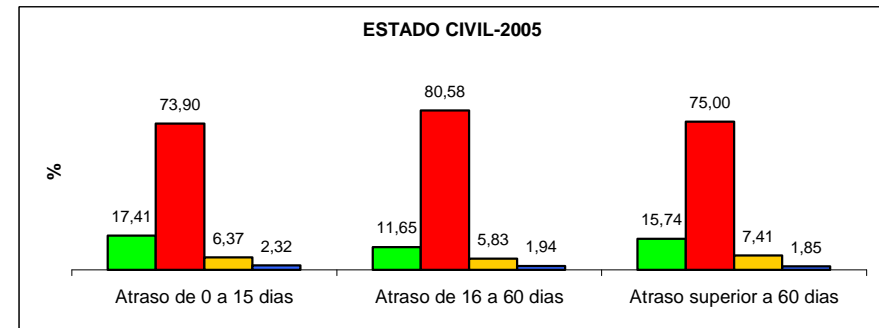
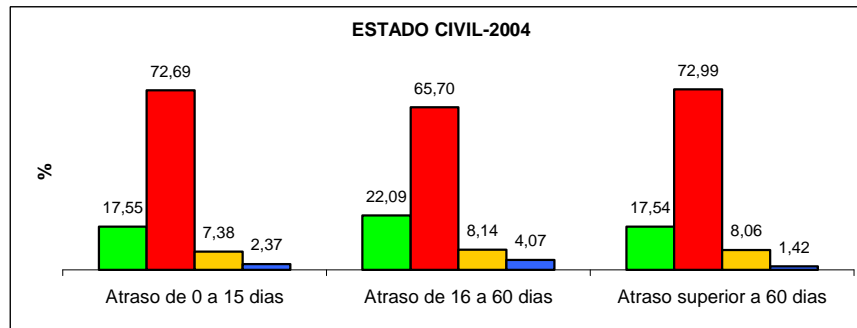
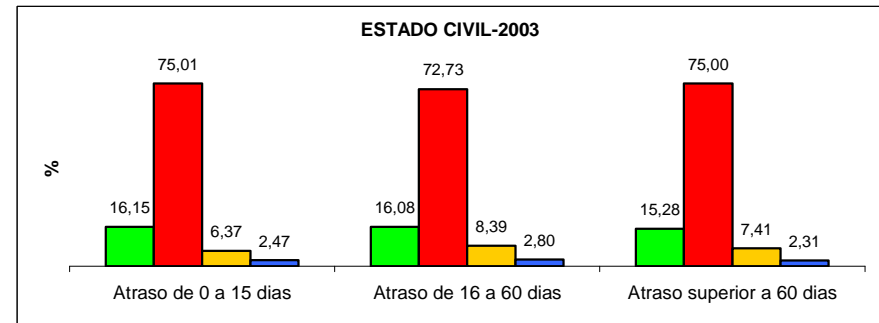
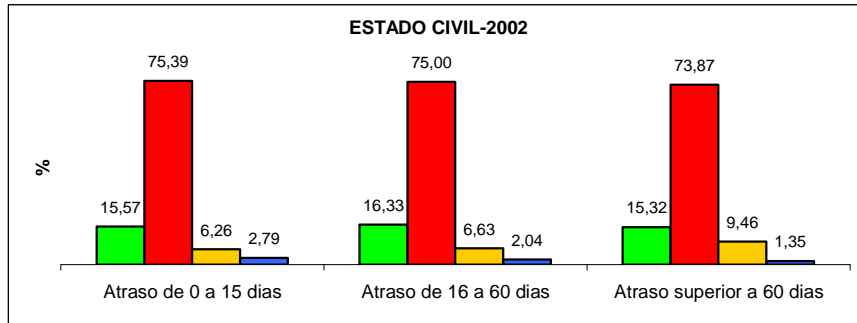
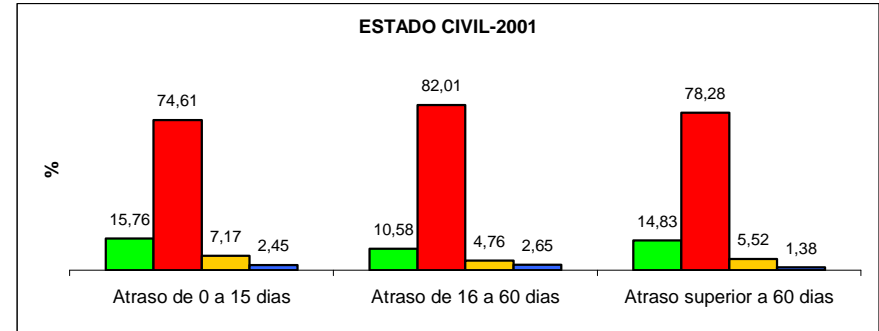
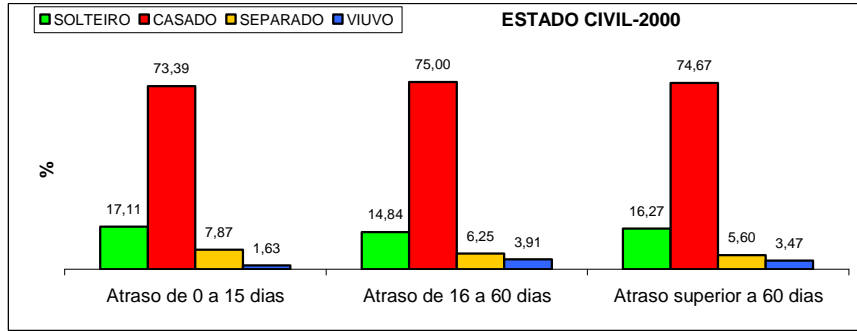
EXPERIÊNCIA ANTERIOR DO SÓCIO



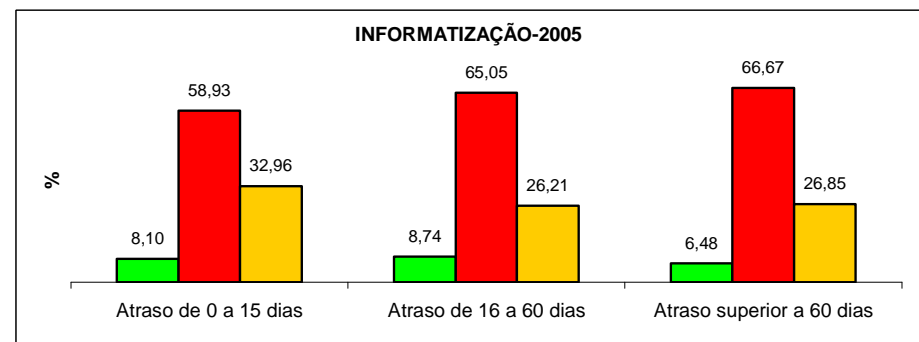
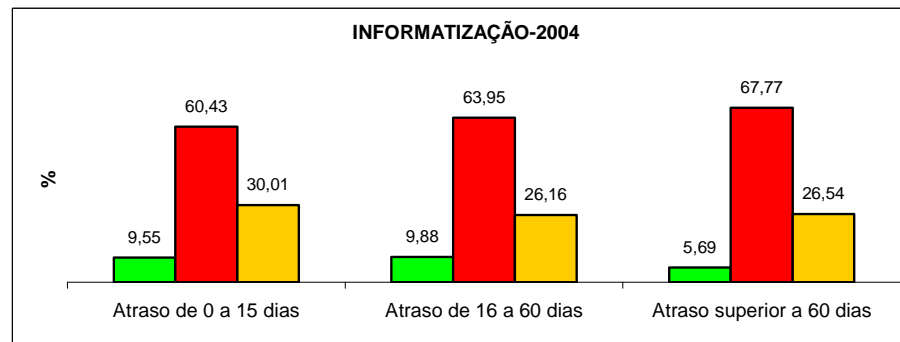
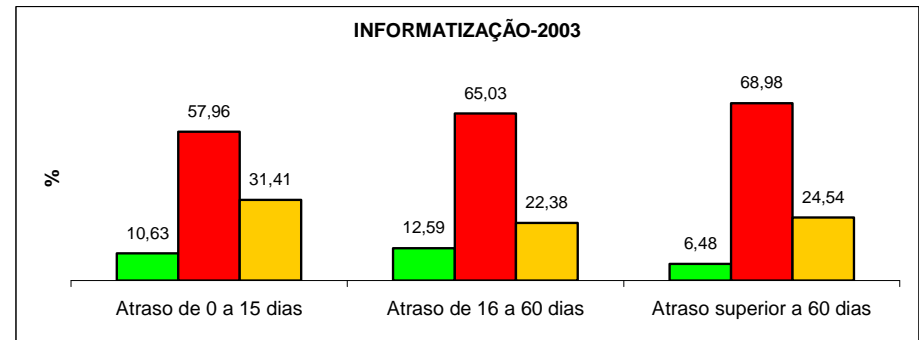
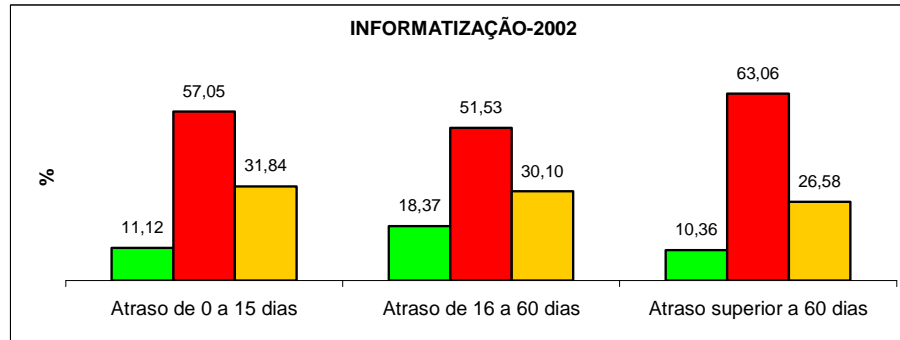
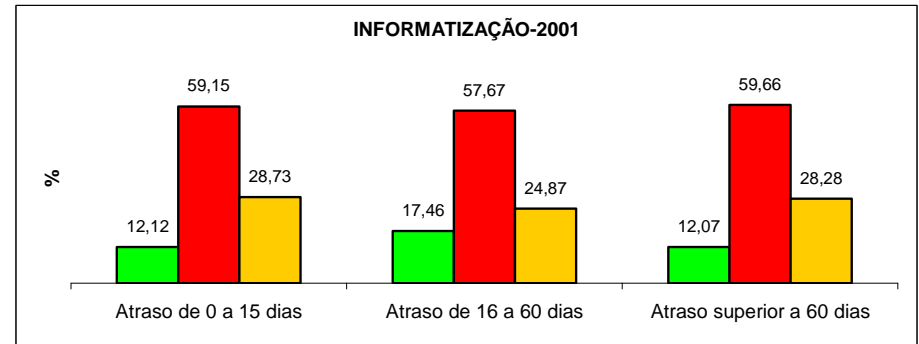
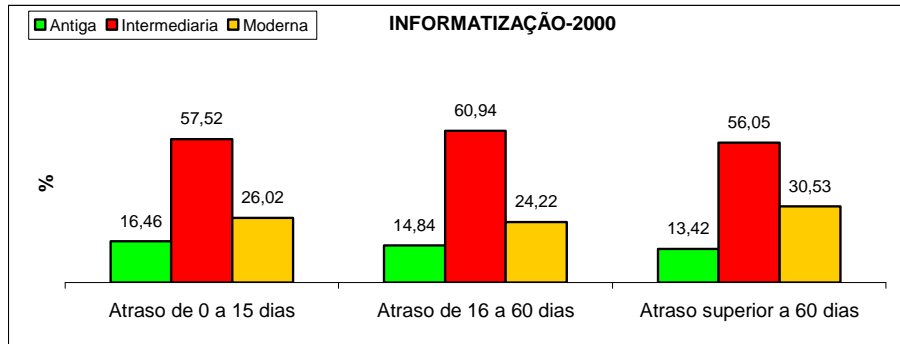
SEXO DO SÓCIO



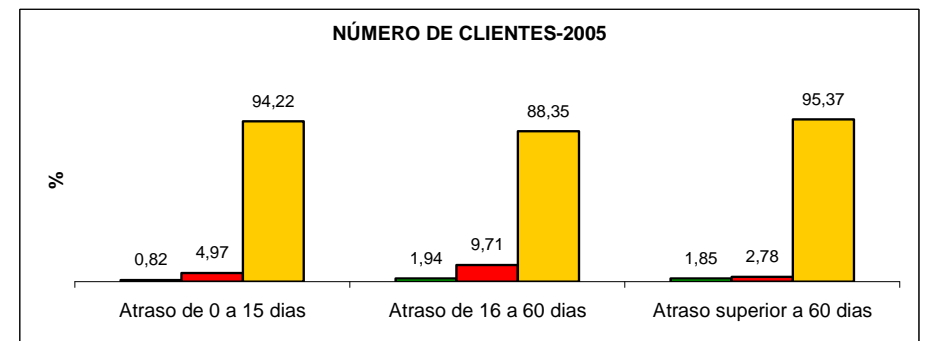
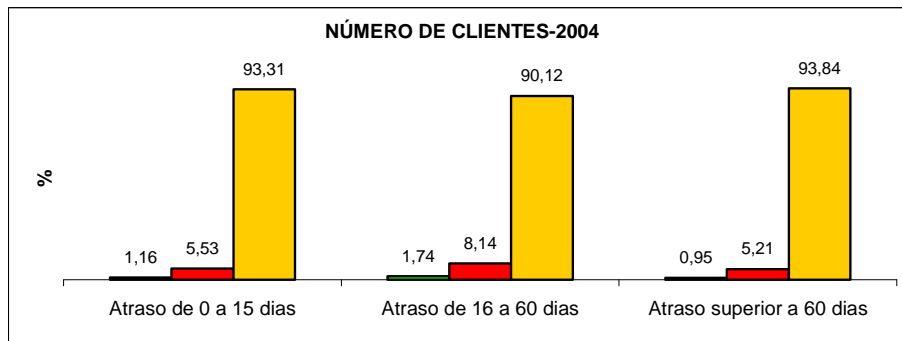
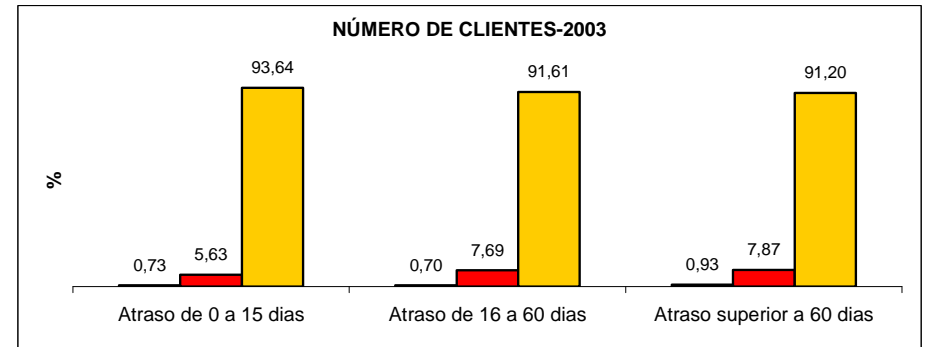
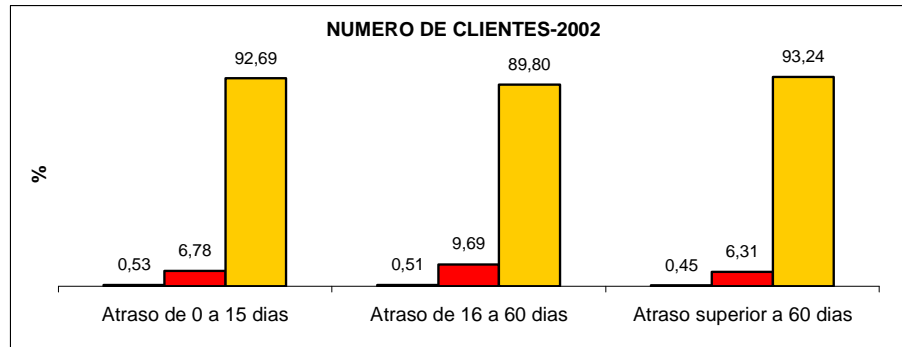
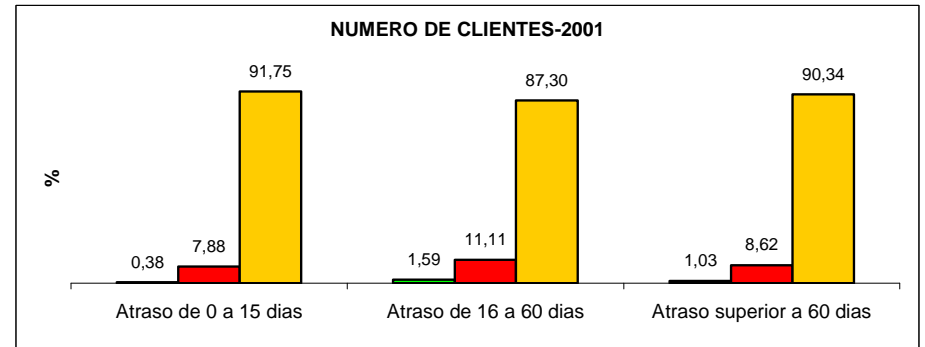
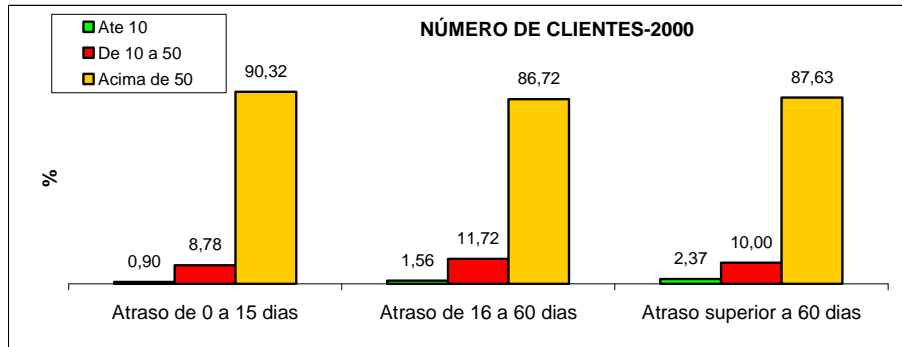
ESTADO CIVIL DO SÓCIO



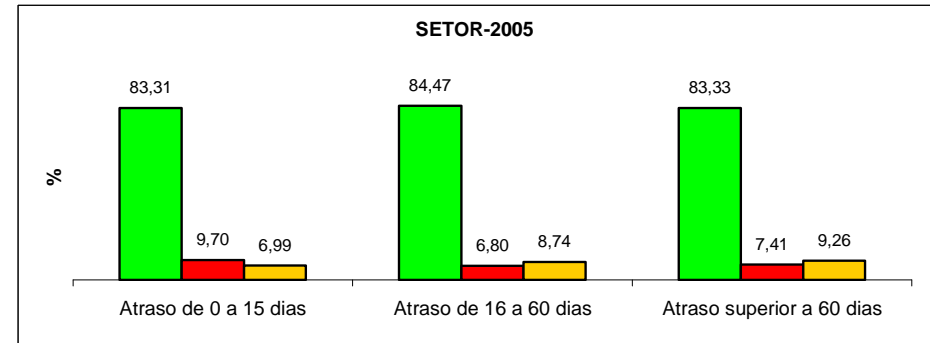
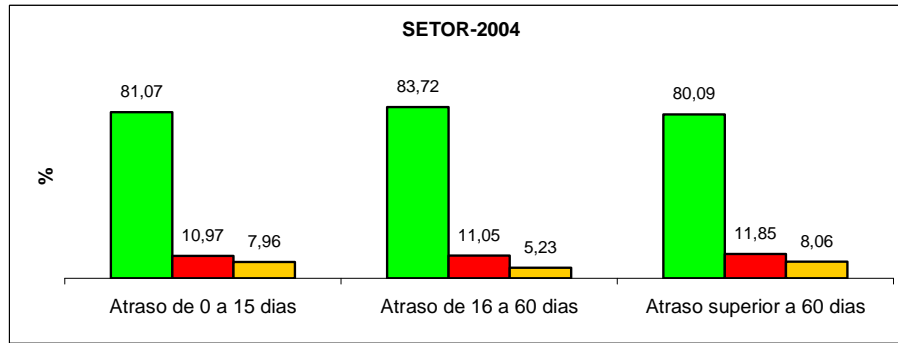
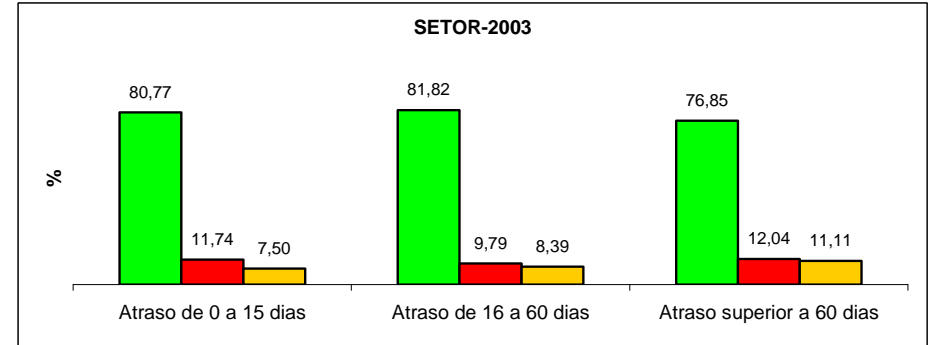
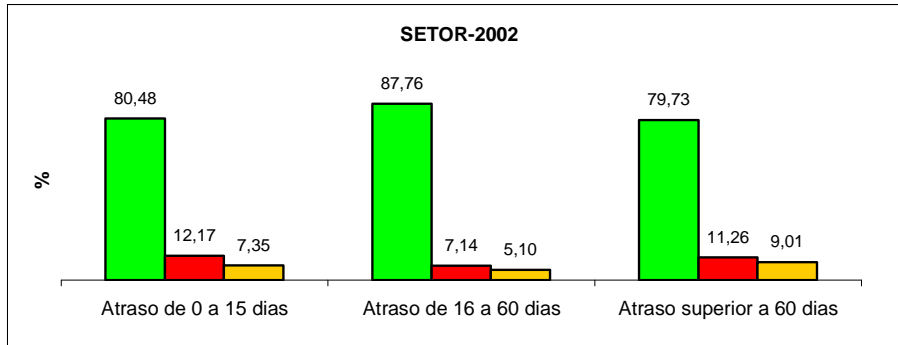
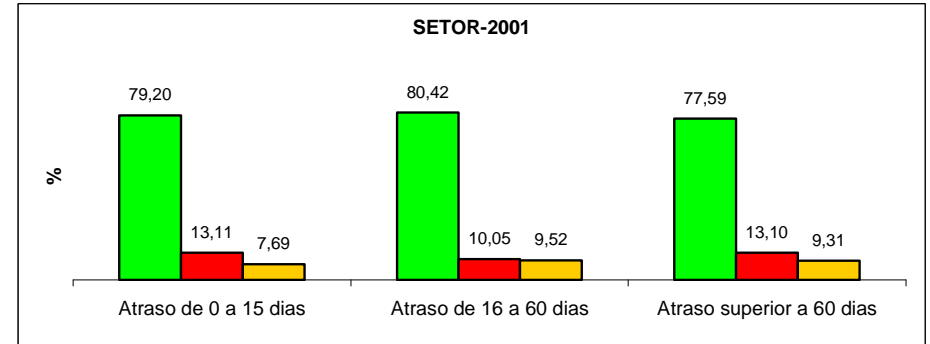
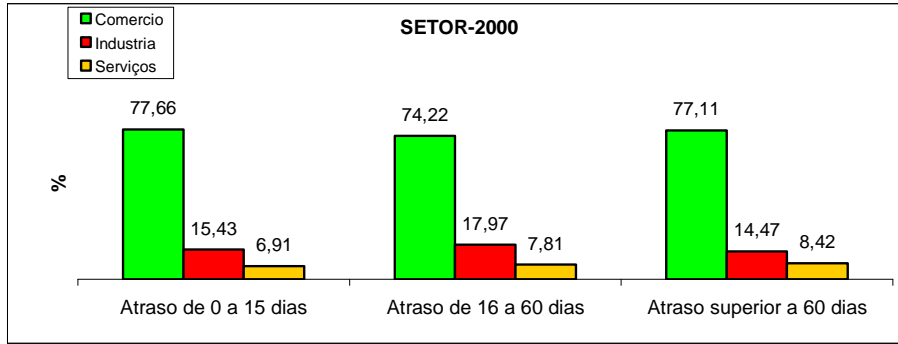
NÍVEL DE INFORMATIZAÇÃO



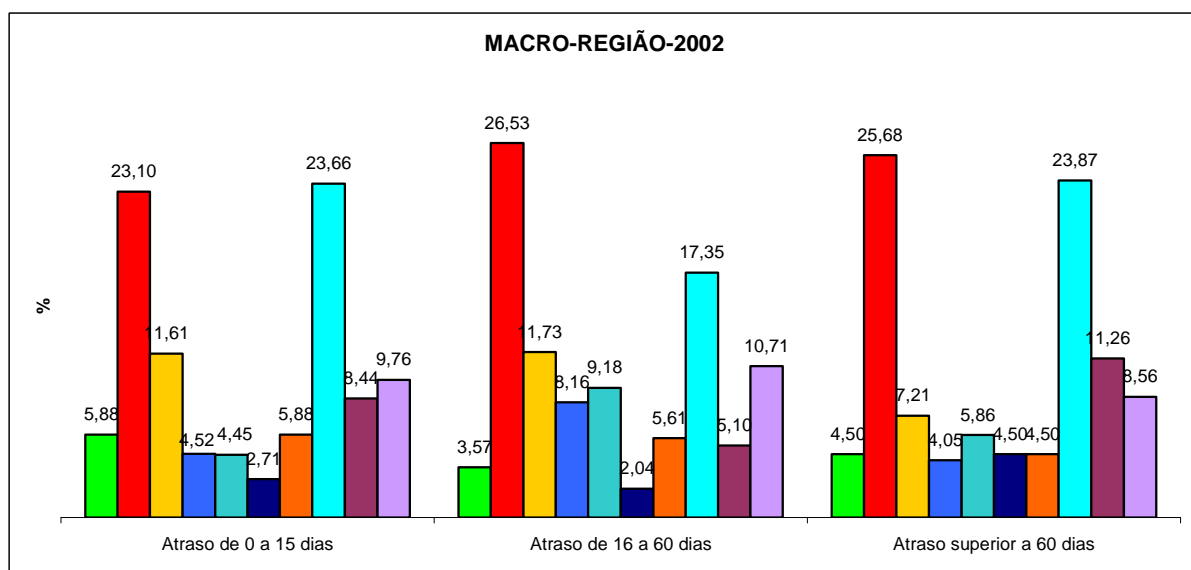
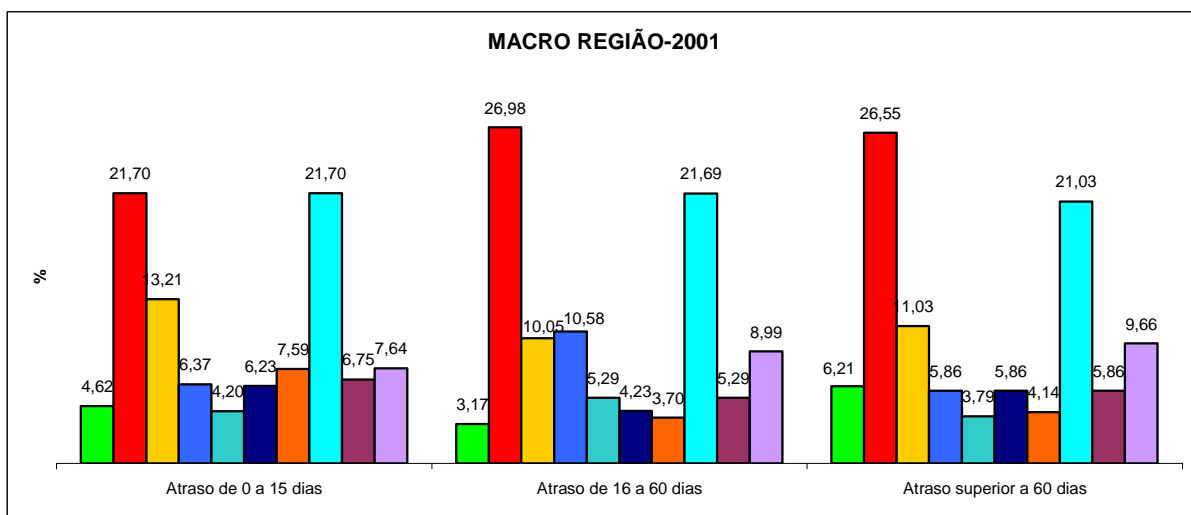
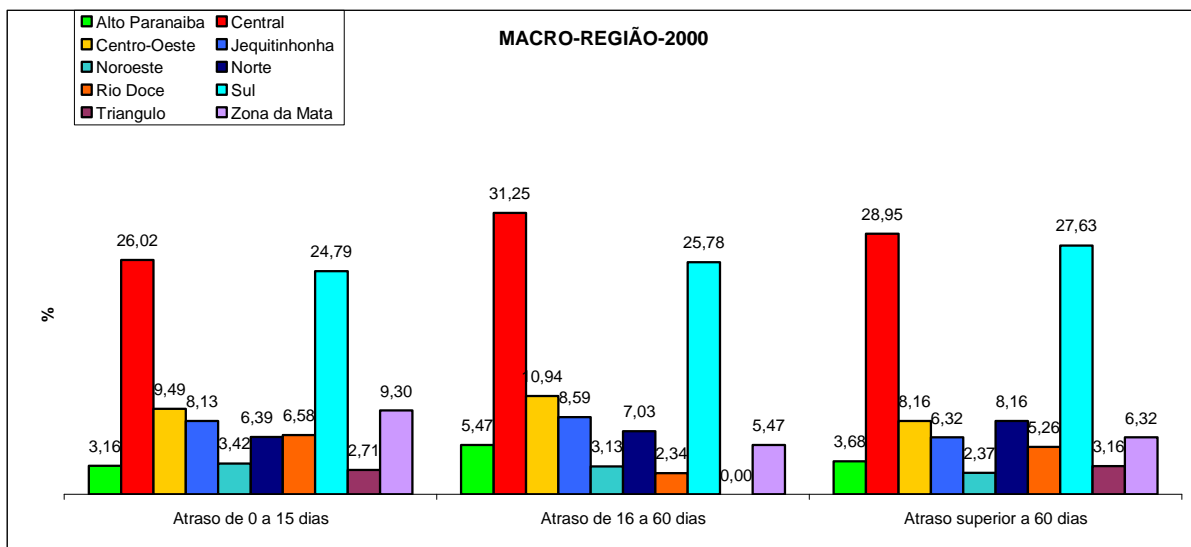
NÚMERO MÉDIO DE CLIENTES



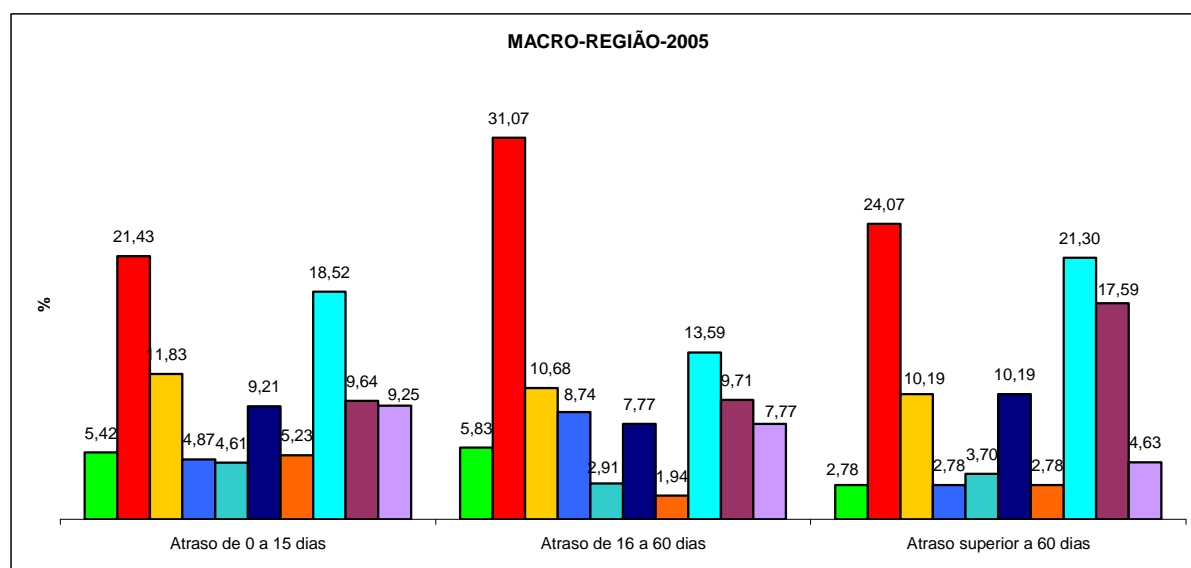
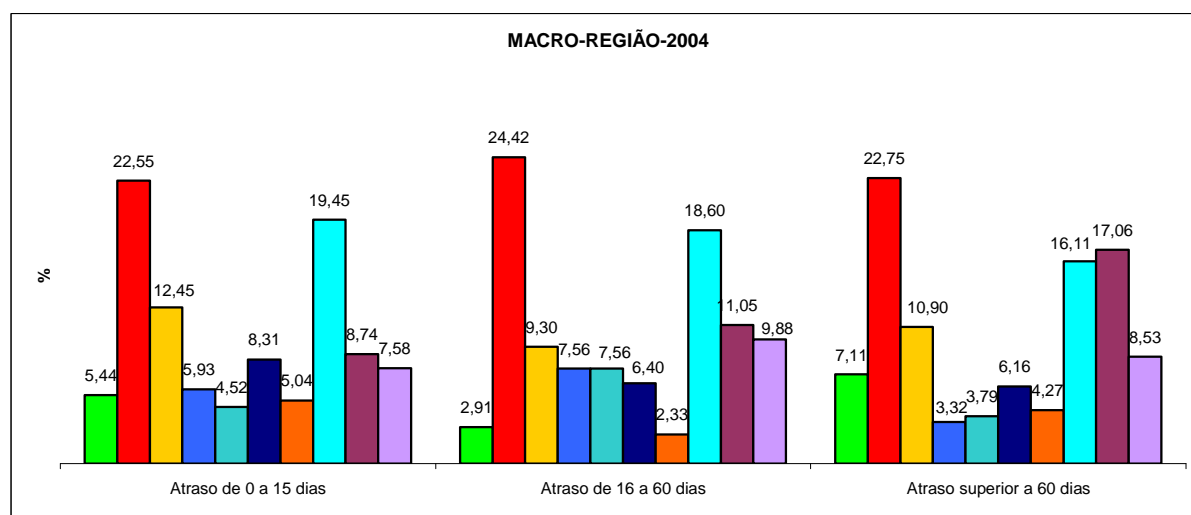
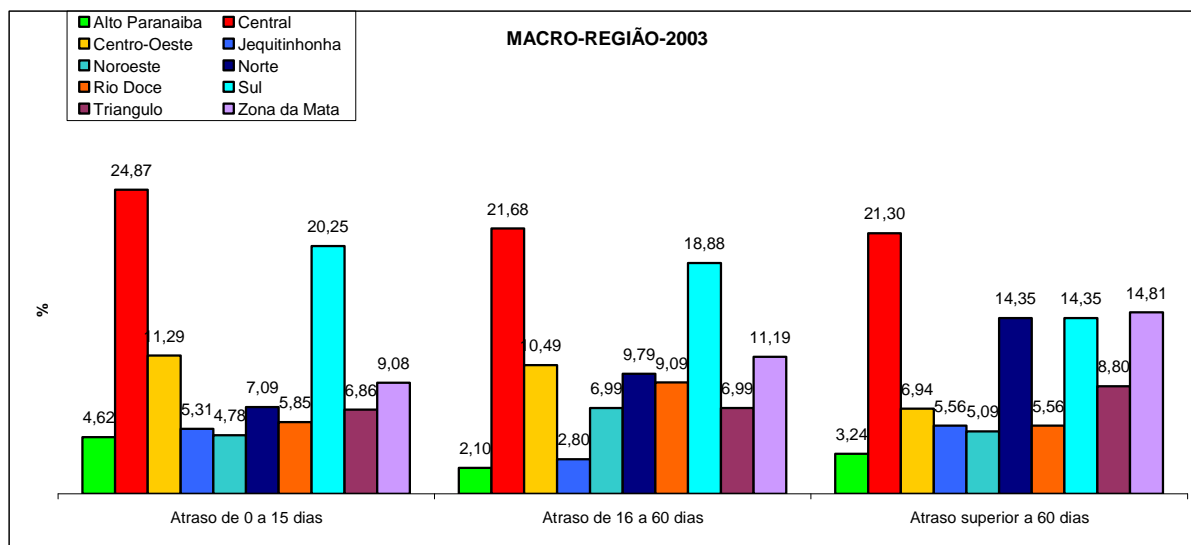
SETOR DE ATIVIDADE



MACRO-REGIÃO DO ESTADO



MACRO-REGIÃO DO ESTADO (continuação)



Anexo III – Resultados dos testes de homogeneidade da variância

Teste de homogeneidade da variância – 2000

	Estatística Levene	Sig.
FAT	6,38	0,0017
INV_TOTAL	16,57	0,0000
INV_GIRO	0,06	0,9441
INV_FIXO	1,44	0,2364
FIN	15,56	0,0000
EMPREGOS	1,90	0,1505
PRAZO	21,01	0,0000
TEMPO_EMP	1,56	0,2111
IDADE	0,28	0,7552
REND_SOC	2,31	0,0998
VR_BENS_SOC	18,11	0,0000
IDHM_2000	0,61	0,5415
BENS_AVAL	0,30	0,7397
REND_AVAL	3,00	0,0502
IND_GARANTIA	2,28	0,1021
N_FCTO	2,10	0,1230

Fonte: Dados da pesquisa

Teste de homogeneidade da variância – 2001

	Estatística Levene	Sig.
FAT	4,16	0,0158
INV_TOTAL	3,38	0,0341
INV_GIRO	0,09	0,9145
INV_FIXO	0,49	0,6136
FIN	4,32	0,0134
EMPREGOS	0,61	0,5429
PRAZO	36,27	0,0000
TEMPO_EMP	3,91	0,0201
IDADE	0,19	0,8269
REND_SOC	1,45	0,2355
VR_BENS_SOC	0,31	0,7309
IDHM_2000	0,54	0,5837
BENS_AVAL	4,25	0,0144
REND_AVAL	12,00	0,0000
IND_GARANTIA	0,99	0,3725
N_FCTO	7,53	0,0005

Fonte: Dados da pesquisa

Teste de homogeneidade da variância –2002

	Estatística Levene	Sig.
FAT	9,27	0,0001
INV_TOTAL	2,65	0,0705
INV_GIRO	5,91	0,0027
INV_FIXO	0,63	0,5317
FIN	4,44	0,0119
EMPREGOS	0,01	0,9900
PRAZO	2,10	0,1227
TEMPO_EMP	2,48	0,0842
IDADE	2,05	0,1287
REND_SOC	18,63	0,0000
VR_BENS_SOC	1,72	0,1794
IDHM_2000	3,37	0,0347
BENS_AVAL	0,74	0,4751
REND_AVAL	2,70	0,0673
IND_GARANTIA	4,65	0,0096
N_FCTO	13,02	0,0000

Fonte: Dados da pesquisa

Teste de homogeneidade da variância – 2003

	Estatística Levene	Sig.
FAT	3,61	0,0272
INV_TOTAL	0,05	0,9521
INV_GIRO	0,90	0,4047
INV_FIXO	0,61	0,5447
FIN	0,11	0,8954
EMPREGOS	9,86	0,0001
PRAZO	20,51	0,0000
TEMPO_EMP	1,99	0,1369
IDADE	1,21	0,2996
REND_SOC	0,23	0,7923
VR_BENS_SOC	0,05	0,9551
IDHM_2000	2,43	0,0883
BENS_AVAL	0,31	0,7367
REND_AVAL	1,08	0,3396
IND_GARANTIA	2,15	0,1168
N_FCTO	7,82	0,0004

Fonte: Dados da pesquisa

Teste de homogeneidade da variância – 2004

	Estatística Levene	Sig.
FAT	5,83	0,0030
INV_TOTAL	6,06	0,0024
INV_GIRO	0,38	0,6835
INV_FIXO	2,90	0,0549
FIN	7,09	0,0008
EMPREGOS	0,02	0,9784
PRAZO	0,01	0,9865
TEMPO_EMP	2,54	0,0787
IDADE	1,40	0,2478
REND_SOC	4,18	0,0154
VR_BENS_SOC	1,94	0,1435
IDHM_2000	0,60	0,5471
BENS_AVAL	2,49	0,0828
REND_AVAL	0,70	0,4960
IND_GARANTIA	3,65	0,0261
N_FCTO	23,87	0,0000

Fonte: Dados da pesquisa

Teste de homogeneidade da variância – 2005

	Estatística Levene	Sig.
FAT	9,78	0,0001
INV_TOTAL	3,84	0,0216
INV_GIRO	7,23	0,0007
INV_FIXO	1,43	0,2397
FIN	3,52	0,0298
EMPREGOS	0,80	0,4483
PRAZO	1,90	0,1502
TEMPO_EMP	0,94	0,3927
IDADE	0,78	0,4602
REND_SOC	0,39	0,6756
VR_BENS_SOC	0,94	0,3890
IDHM_2000	1,41	0,2444
BENS_AVAL	3,55	0,0287
REND_AVAL	0,11	0,8927
IND_GARANTIA	0,43	0,6475
N_FCTO	11,92	0,0000

Fonte: Dados da pesquisa

Teste de homogeneidade da variância – 2000 a 2005

	Estatística Levene	Sig.
FAT	39,40	0,00
INV_TOTAL	11,37	0,00
INV_GIRO	18,56	0,00
INV_FIXO	5,93	0,00
FIN	11,12	0,00
EMPREGOS	0,99	0,37
PRAZO	27,98	0,00
TEMPO_EMP	12,77	0,00
IDADE	2,69	0,07
REND_SOC	6,32	0,00
VR_BENS_SOC	0,39	0,67
IDHM_2000	2,15	0,12
BENS_AVAL	1,96	0,14
REND_AVAL	0,43	0,65
IND_GARANTIA	1,92	0,15
N_FCTO	242,52	0,00

Fonte: Dados da pesquisa

Anexo IV – Resultados da análise fatorial ano a ano

Ano 2000

Medidas de Adequação

Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) 0,63

Teste de esfericidade de Bartlett

Sig. 0,00

Fonte: dados da pesquisa

Total da Variância Explicada

Componentes	Autovalores	% da Variância	% Cumulativo da Variância
1	2,74	19,56	19,56
2	2,40	17,14	36,70
3	1,48	10,59	47,29
4	1,16	8,32	55,61
5	1,02	7,31	62,92
6	0,92	6,58	69,50
7	0,79	5,64	75,14
8	0,75	5,35	80,49
9	0,63	4,52	85,00
10	0,59	4,24	89,24
11	0,54	3,87	93,11
12	0,49	3,50	96,61
13	0,38	2,71	99,31
14	0,10	0,69	100,00

Método Extração: Análise dos Componentes Principais

Fonte: dados da pesquisa

Matriz de Componentes (Rotacionada)

	1	2	3	4	5
FAT	0,84	(0,04)	(0,01)	0,02	0,02
INV_GIRO	0,45	0,15	0,17	0,53	(0,02)
INV_FIXO	0,10	0,20	0,04	0,71	(0,13)
FIN	0,96	(0,03)	(0,01)	0,06	0,04
EMPREGOS	(0,08)	(0,04)	(0,05)	0,68	0,30
PRAZO	0,79	(0,00)	(0,03)	0,02	0,07
TEMPO_EMP	(0,02)	0,02	0,79	0,03	0,14
IDADE	0,01	(0,01)	0,82	(0,04)	(0,03)
REND_SOC	(0,01)	0,10	0,21	0,47	(0,51)
VR_BENS_SOC	(0,01)	0,21	0,57	0,30	(0,31)
BENS_AVAL	0,10	0,85	0,05	0,04	0,02
REND_AVAL	0,05	0,53	0,01	0,25	(0,08)
IND_GARANTIA	(0,22)	0,84	0,05	(0,01)	0,01
N_FCTO	0,11	0,02	0,09	0,14	0,77

Método Extração: Análise dos Componentes Principais

Método de Rotação: Varimax

Fonte: dados da pesquisa

Ano 2001

Medidas de Adequação

Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) 0,59

Teste de esfericidade de Bartlett

Sig. 0,00

Fonte: dados da pesquisa

Total da Variância Explicada

Componentes	Autovalores	% da Variância	% Cumulativo da Variância
1	2,67	19,07	19,07
2	2,09	14,94	34,01
3	1,45	10,35	44,35
4	1,20	8,58	52,93
5	0,97	6,91	59,84
6	0,95	6,81	66,64
7	0,92	6,59	73,23
8	0,79	5,62	78,85
9	0,76	5,40	84,25
10	0,66	4,71	88,97
11	0,62	4,45	93,42
12	0,53	3,80	97,22
13	0,28	1,98	99,20
14	0,11	0,80	100,00

Método Extração: Análise dos Componentes Principais

Fonte: dados da pesquisa

Matriz de Componentes (Rotacionada)

	1	2	3	4
FAT	0,83	(0,05)	(0,05)	0,09
INV_GIRO	0,56	0,07	0,16	0,39
INV_FIXO	0,02	0,08	(0,00)	0,74
FIN	0,94	(0,05)	(0,04)	0,05
EMPREGOS	(0,00)	0,00	0,03	0,74
PRAZO	0,73	(0,01)	(0,01)	(0,06)
TEMPO_EMP	(0,02)	(0,00)	0,78	0,01
IDADE	0,04	(0,04)	0,80	(0,16)
REND_SOC	(0,05)	0,14	0,39	0,35
VR_BENS_SOC	0,04	0,14	0,45	0,17
BENS_AVAL	0,02	0,90	0,09	0,08
REND_AVAL	0,04	0,41	0,01	0,03
IND_GARANTIA	(0,25)	0,86	0,07	0,02
N_FCTO	0,29	(0,02)	0,03	(0,06)

Método Extração: Análise dos Componentes Principais

Método de Rotação: Varimax

Fonte: dados da pesquisa

Ano 2002

Medidas de Adequação

Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) 0,575

Teste de esfericidade de Bartlett

Sig. 0,00

Fonte: dados da pesquisa

Total da Variância Explicada

Componentes	Autovalores	% da Variância	% Cumulativo da Variância
1	2,60	18,59	18,59
2	2,11	15,04	33,64
3	1,56	11,11	44,75
4	1,15	8,22	52,97
5	1,00	7,14	60,11
6	0,99	7,05	67,16
7	0,82	5,86	73,02
8	0,77	5,53	78,55
9	0,74	5,30	83,85
10	0,73	5,22	89,07
11	0,57	4,07	93,15
12	0,56	3,98	97,12
13	0,31	2,21	99,33
14	0,09	0,67	100,00

Método Extração: Análise dos Componentes Principais

Fonte: dados da pesquisa

Matriz de Componentes

	1	2	3	4
FAT	0,82	(0,12)	(0,11)	(0,10)
INV_GIRO	0,70	0,20	(0,00)	0,10
INV_FIXO	0,15	0,41	(0,05)	0,62
FIN	0,93	(0,13)	(0,09)	(0,08)
EMPREGOS	0,08	0,32	0,00	0,66
PRAZO	0,66	(0,08)	(0,01)	(0,05)
TEMPO_EMP	0,11	0,35	0,69	(0,15)
IDADE	0,09	0,27	0,72	(0,17)
REND_SOC	0,01	0,15	0,07	0,10
VR_BENS_SOC	0,06	0,34	0,51	0,03
BENS_AVAL	0,08	0,76	(0,36)	(0,30)
REND_AVAL	0,07	0,58	(0,20)	(0,00)
IND_GARANTIA	(0,18)	0,72	(0,33)	(0,31)
N_FCTO	0,16	(0,06)	0,01	(0,22)

Método Extração: Análise dos Componentes Principais

Fonte: dados da pesquisa

Ano 2003

Medidas de Adequação

Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) 0,565

Teste de esfericidade de Bartlett

Sig. 0,00

Fonte: dados da pesquisa

Total da Variância Explicada

Componentes	Autovalores	% da Variância	% Cumulativo da Variância
1	2,59	18,49	18,49
2	2,09	14,90	33,38
3	1,49	10,66	44,05
4	1,17	8,34	52,38
5	1,01	7,20	59,58
6	0,95	6,77	66,35
7	0,86	6,14	72,49
8	0,84	5,97	78,46
9	0,74	5,31	83,77
10	0,72	5,17	88,94
11	0,57	4,07	93,01
12	0,52	3,72	96,73
13	0,37	2,63	99,35
14	0,09	0,65	100,00

Método Extração: Análise dos Componentes Principais

Fonte: dados da pesquisa

Matriz de Componentes (Rotacionada)

	1	2	3	4	5
FAT	0,82	(0,07)	(0,02)	(0,03)	0,21
INV_GIRO	0,70	0,13	0,06	0,24	(0,00)
INV_FIXO	0,05	0,20	(0,07)	0,67	0,06
FIN	0,95	(0,07)	(0,02)	(0,04)	0,05
EMPREGOS	(0,01)	0,04	(0,06)	0,72	(0,00)
PRAZO	0,68	(0,01)	0,00	(0,09)	(0,16)
TEMPO_EMP	(0,00)	0,06	0,78	(0,03)	(0,01)
IDADE	0,03	0,01	0,81	(0,05)	0,01
REND_SOC	(0,03)	(0,07)	0,19	0,41	(0,02)
VR_BENS_SOC	(0,00)	0,03	0,47	0,32	(0,01)
BENS_AVAL	0,08	0,88	0,08	0,09	0,02
REND_AVAL	0,08	0,40	0,07	0,38	(0,12)
IND_GARANTIA	(0,15)	0,85	(0,02)	0,00	0,04
N_FCTO	0,05	0,01	(0,00)	(0,01)	0,97

Método Extração: Análise dos Componentes Principais

Método de Rotação: Varimax

Fonte: dados da pesquisa

Ano 2004

Medidas de Adequação

Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) 0,567

Teste de esfericidade de Bartlett

Sig. 0,00

Fonte: dados da pesquisa

Total da Variância Explicada

Componentes	Autovalores	% da Variância	% Cumulativo da Variância
1	2,554	18,24	18,24
2	2,303	16,45	34,69
3	1,517	10,84	45,53
4	1,107	7,91	53,43
5	0,997	7,12	60,56
6	0,965	6,89	67,45
7	0,826	5,90	73,35
8	0,788	5,63	78,98
9	0,745	5,32	84,30
10	0,714	5,10	89,40
11	0,603	4,31	93,71
12	0,571	4,08	97,79
13	0,207	1,48	99,26
14	0,103	0,74	100,00

Método Extração: Análise dos Componentes Principais

Fonte: dados da pesquisa

Matriz de Componentes (Rotacionada)

	1	2	3	4
FAT	0,82	(0,06)	(0,05)	(0,04)
INV_GIRO	0,63	0,12	0,10	0,27
INV_FIXO	0,08	0,22	(0,05)	0,63
FIN	0,94	(0,07)	(0,03)	(0,01)
EMPREGOS	(0,02)	(0,02)	(0,10)	0,71
PRAZO	0,66	(0,05)	(0,01)	0,03
TEMPO_EMP	0,01	(0,00)	0,77	(0,09)
IDADE	(0,00)	0,02	0,79	(0,10)
REND_SOC	(0,00)	0,12	0,34	0,48
VR_BENS_SOC	(0,03)	0,08	0,47	0,29
BENS_AVAL	0,04	0,93	0,05	0,08
REND_AVAL	0,10	0,58	0,05	0,22
IND_GARANTIA	(0,20)	0,85	0,02	0,01
N_FCTO	0,22	0,01	(0,00)	(0,02)

Método Extração: Análise dos Componentes Principais

Método de Rotação: Varimax

Fonte: dados da pesquisa

Ano 2005

Medidas de Adequação

Critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) 0,593

Teste de esfericidade de Bartlett

Sig. 0,00

Fonte: dados da pesquisa

Total da Variância Explicada

Componentes	Autovalores	% da Variância	% Cumulativo da Variância
1	2,81	20,08	20,08
2	1,88	13,41	33,49
3	1,48	10,55	44,04
4	1,10	7,88	51,92
5	1,04	7,45	59,37
6	0,99	7,10	66,47
7	0,92	6,60	73,07
8	0,87	6,23	79,29
9	0,81	5,76	85,06
10	0,80	5,70	90,76
11	0,58	4,16	94,92
12	0,37	2,67	97,58
13	0,25	1,77	99,35
14	0,09	0,65	100,00

Método Extração: Análise dos Componentes Principais

Fonte: dados da pesquisa

Matriz de Componentes

	1	2	3	4	5
FAT	0,84	0,09	(0,08)	(0,09)	(0,00)
INV_GIRO	0,82	0,18	(0,07)	(0,06)	(0,06)
INV_FIXO	(0,03)	0,34	(0,21)	0,54	0,07
FIN	0,95	0,11	(0,08)	(0,04)	(0,05)
EMPREGOS	0,01	0,25	(0,26)	0,65	0,18
PRAZO	0,58	0,11	(0,00)	0,08	(0,09)
TEMPO_EMP	0,05	0,30	0,71	0,08	(0,14)
IDADE	0,03	0,29	0,75	0,05	(0,07)
REND_SOC	(0,01)	0,21	0,07	0,19	0,45
VR_BENS_SOC	(0,02)	0,37	0,34	0,20	0,01
BENS_AVAL	(0,14)	0,83	(0,27)	(0,22)	(0,16)
REND_AVAL	(0,04)	0,23	0,06	(0,34)	0,44
IND_GARANTIA	(0,39)	0,73	(0,27)	(0,28)	(0,16)
N_FCTO	0,14	0,10	0,08	(0,22)	0,72

Método Extração: Análise dos Componentes Principais

Fonte: dados da pesquisa

Anexo V – Resultados da regressão ordinal ano a ano

2000

Modelo 5

Função de Ligação: Negative Log-Log

Covariáveis: Fatores extraídos na Análise fatorial e IDH do Município

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	1.141,72			
Modelo Final	1.102,79	38,94	22	0,01
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.102,79			
Geral	1.084,17	18,61	22	0,67
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	1.632,52	1.584	0,19	
Deviance	1.102,79	1.584	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0473			
Nagelkerke	0,0623			
McFadden	0,0341			

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	<i>Coefficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	4,23	0,01
Intercepto Rating = 1	4,58	0,01
FAC1_1	0,08	0,23
FAC2_1	(0,00)	1,00
FAC3_1	(0,09)	0,25
FAC4_1	(0,05)	0,50
FAC5_1	0,05	0,53
IDHM	2,92	0,12
Forma Jurídica	0,39	0,095
Giro_Puro	(0,57)	0,03
D1_escol	0,18	0,41
D2_escol	0,16	0,38
D1_exp	0,43	0,14
D2_exp	0,16	0,59
D1_expant	(0,18)	0,40
D2_expant	(0,00)	0,99
Sexo	(0,01)	0,94
D3_civil	(0,35)	0,12
D1_inf	(0,30)	0,22
D2_inf	(0,32)	0,15
D1_cli	1,20	0,01
D2_cli	1,05	0,03
D1_setor	(0,67)	0,01
D2_setor	(0,08)	0,70

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Observado	Previsto		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	599 (99,67%)	-	2 (0,33%)
Atraso de 16 a 60 dias	53 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	143 (95,33%)	-	9 (4,67%)

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,19	0,95	0,75	0,10
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,01	0,13	0,07	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,03	0,69	0,19	0,08

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 6

Função de Ligação: Negative Log-Log Covariáveis: Variáveis Quantitativas originais

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	1.141,72			
Modelo Final	1.098,79	42,93	31	0,08
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.098,79			
Geral	1.085,03	13,76	31	1,00
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	1.621,24	1.575	0,20	
Deviance	1.098,79	1.575	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0520			
Nagelkerke	0,0686			
McFadden	0,0376			

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Coefficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	3,68	0,05
Intercepto Rating = 1	4,04	0,03
IDHM_2000	2,98	0,11
FAT	(0,00)	0,36
INV_GIRO	0,00	0,90
INV_FIXO	(0,00)	0,48
FIN	0,00	0,30
EMPREGOS	(0,01)	0,72
PRAZO	(0,00)	0,87
TEMPO_EMP	0,00	0,97
IDADE	(0,01)	0,17
REND_SOC	(0,00)	0,53
VR_BENS_SOC	0,00	0,72
BENS_AVAL	0,00	0,47
REND_AVAL	(0,00)	0,87
IND_GARANTIA	(0,00)	0,53
N_FCTO	0,12	0,64
Forma Jurídica	0,43	0,07
Giro_Puro	(0,56)	0,05
D1_escol	0,21	0,32
D2_escol	0,18	0,34
D1_exp	0,44	0,14
D2_exp	0,18	0,55
D1_expant	(0,20)	0,37
D2_expant	0,00	0,99
Sexo	(0,03)	0,83
D3_civil	(0,37)	0,105
D1_inf	(0,29)	0,25
D2_inf	(0,31)	0,16
D1_cli	1,03	0,03
D2_cli	0,89	0,08
D1_setor	(0,66)	0,01
D2_setor	(0,11)	0,63

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Previsto			
Observado	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 0 a 15 dias 598 (99,50%)	Atraso de 16 a 60 dias -
	Atraso de 16 a 60 dias	53 (100%)	-
	Atraso superior a 60 dias	147 (98%)	-
			Atraso superior a 60 dias 3 (0,5%) - 3 (2%)

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,10	0,96	0,75	0,10
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,01	0,13	0,07	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,03	0,80	0,19	0,08

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 7

Função de Ligação: Logit

Covariáveis: Fatores extraídos na Análise fatorial e IDH do Município

Teste da Razão de Verossimilhança	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Modelo Apenas com Intercepto	1.141,72			
Modelo Final	1.101,85	39,88	22	0,01
Teste das Linhas Paralelas	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Hipótese nula	1.101,85			
Geral	1.083,50	18,35	22	0,69
Estatística Qui-Quadrado	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.	
Pearson	1.629,05	1.584	0,21	
Deviance	1.101,85	1.584	1,00	
Pseudo R2				
Cox and Snell	0,0484			
Nagelkerke	0,0638			
McFadden	0,0349			

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Coefficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	4,71	0,02
Intercepto Rating = 1	5,12	0,01
FAC1_1	0,11	0,21
FAC2_1	0,01	0,90
FAC3_1	(0,12)	0,17
FAC4_1	(0,08)	0,38
FAC5_1	0,06	0,51
IDHM	3,21	0,13
Forma Jurídica	0,47	0,08
Giro_Puro	(0,62)	0,04
D1_escol	0,21	0,39
D2_escol	0,17	0,44
D1_exp	0,44	0,22
D2_exp	0,14	0,70
D1_expant	(0,23)	0,36
D2_expant	0,03	0,91
Sexo	(0,03)	0,87
D3_civil	(0,42)	0,11
D1_inf	(0,35)	0,22
D2_inf	(0,36)	0,15
D1_cli	1,71	0,01
D2_cli	1,51	0,03
D1_setor	(0,77)	0,01
D2_setor	(0,06)	0,81

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Observado	Previsto		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	598 (99,5%)	-	3 (0,5%)
Atraso de 16 a 60 dias	53 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	145 (96,67%)	-	5 (3,33%)

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,20	0,96	0,75	0,10
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,01	0,10	0,07	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,03	0,73	0,19	0,08

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 8

Função de Ligação: Logit

Covariáveis: Variáveis Quantitativas originais

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	1.141,72			
Modelo Final	1.096,74	44,98	31	0,05
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.096,74			
Geral	1.080,79	15,95	31	0,99
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	1.623,50	1.575	0,19	
Deviance	1.096,74	1.575	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0544			
Nagelkerke	0,0718			
McFadden	0,0394			

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Coefficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	4,08	0,06
Intercepto Rating = 1	4,49	0,04
IDHM_2000	3,08	0,15
FAT	(0,00)	0,35
INV_GIRO	0,00	0,93
INV_FIXO	(0,00)	0,40
FIN	0,00	0,36
EMPREGOS	(0,01)	0,73
PRAZO	0,00	0,97
TEMPO_EMP	0,00	0,99
IDADE	(0,01)	0,16
REND_SOC	(0,00)	0,50
VR_BENS_SOC	0,00	0,96
BENS_AVAL	0,00	0,101
REND_AVAL	(0,00)	0,67
IND_GARANTIA	(0,00)	0,27
N_FCTO	0,05	0,86
Forma Jurídica	0,52	0,05
Giro_Puro	(0,61)	0,05
D1_escol	0,25	0,32
D2_escol	0,18	0,40
D1_exp	0,43	0,23
D2_exp	0,14	0,71
D1_expant	(0,24)	0,35
D2_expant	0,05	0,85
Sexo	(0,04)	0,81
D3_civil	(0,44)	0,09999
D1_inf	(0,34)	0,25
D2_inf	(0,35)	0,17
D1_cli	1,68	0,01
D2_cli	1,50	0,03
D1_setor	(0,77)	0,02
D2_setor	(0,08)	0,75

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Previsto			
Observado	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	598 (99,50%)	-	3 (0,5%)
Atraso de 16 a 60 dias	53 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	143 (95,33%)	-	7 (4,67%)

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,06	0,96	0,75	0,10
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,01	0,10	0,07	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,02	0,91	0,19	0,09

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

2001

Modelo 9

Função de Ligação: Negative Log-Log

Covariáveis: Fatores extraídos na Análise fatorial e IDH do Município

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	1.677,24			
Modelo Final	1.621,52	55,72	21	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.621,52			
Geral	1.600,71	20,81	21	0,47
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	2.875,73	2.815	0,21	
Deviance	1.621,52	2.815	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0385			
Nagelkerke	0,0555			
McFadden	0,0332			

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	<i>Coefficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	4,25	0,00
Intercepto Rating = 1	4,83	0,00
FAC1_1	0,06	0,39
FAC2_1	0,15	0,00
FAC3_1	0,06	0,37
FAC4_1	0,01	0,87
IDHM	0,58	0,70
Forma Jurídica	(0,01)	0,96
Giro_Puro	(0,58)	0,00
D1_escol	0,16	0,45
D2_escol	0,06	0,73
D1_exp	0,68	0,00
D2_exp	0,48	0,04
D1_expant	0,22	0,22
D2_expant	0,13	0,52
Sexo	0,31	0,03
D3_civil	(0,11)	0,57
D1_inf	0,15	0,50
D2_inf	0,09	0,64
D1_cli	1,41	0,01
D2_cli	1,34	0,02
D1_setor	(0,38)	0,07
D2_setor	0,07	0,74

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

<i>Observado</i>	<i>Previsto</i>		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	1.164 (99,91%)	-	1 (0,09%)
Atraso de 16 a 60 dias	103 (99,04%)	-	1 (0,96%)
Atraso superior a 60 dias	147 (98%)	-	3 (2%)

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,22	0,94	0,82	0,08
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,02	0,21	0,07	0,03
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,03	0,57	0,11	0,05

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 10

Função de Ligação: Negative Log-Log Covariáveis: Variáveis Quantitativas originais

Teste da Razão de Verossimilhança	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Modelo Apenas com Intercepto	1.677,24			
Modelo Final	1.610,46	66,78	31	0,00
Teste das Linhas Paralelas	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Hipótese nula	1.610,46			
Geral	1.584,84	25,62	31	0,74
Estatística Qui-Quadrado	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.	
Pearson	2.877,95	2.805	0,16	
Deviance	1.610,46	2.805	1,00	
Pseudo R2				
Cox and Snell	0,0460			
Nagelkerke	0,0663			
McFadden	0,0398			

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Coeficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	4,69	0,00
Intercepto Rating = 1	5,28	0,00
IDHM_2000	0,77	0,62
FAT	(0,00)	0,06
INV_GIRO	(0,00)	0,82
INV_FIXO	(0,00)	0,96
FIN	0,00	0,04
EMPREGOS	(0,00)	1,00
PRAZO	(0,01)	0,72
TEMPO_EMP	(0,01)	0,38
IDADE	0,01	0,20
REND_SOC	0,00	0,28
VR_BENS_SOC	(0,00)	0,99
BENS_AVAL	0,00	0,44
REND_AVAL	0,00	0,08
IND_GARANTIA	0,00	0,89
N_FCTO	0,03	0,87
Forma Jurídica	0,01	0,96
Giro_Puro	(0,44)	0,01
D1_escol	0,16	0,46
D2_escol	0,04	0,81
D1_exp	0,71	0,00
D2_exp	0,50	0,03
D1_expant	0,19	0,30
D2_expant	0,10	0,61
Sexo	0,33	0,02
D3_civil	(0,07)	0,72
D1_inf	0,11	0,61
D2_inf	0,08	0,66
D1_cli	1,31	0,01
D2_cli	1,24	0,03
D1_setor	(0,36)	0,09
D2_setor	0,08	0,70

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Observado	Previsto		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	1.165 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	103 (99,04%)	-	1 (0,96%)
Atraso superior a 60 dias	146 (97,33%)	-	4 (2,67%)

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,00	0,96	0,82	0,09
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,00	0,21	0,07	0,03
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,03	1,00	0,11	0,06

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 11

Função de Ligação: Logit

Covariáveis: Fatores extraídos na Análise fatorial e IDH do Município

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	1.677,24			
Modelo Final	1.620,33	56,91	21	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.620,33			
Geral	1.599,10	21,23	21	0,44
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	2.864,23	2.815	0,25	
Deviance	1.620,33	2.815	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0393			
Nagelkerke	0,0567			
McFadden	0,0339			

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	<i>Coefficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	4,38	0,01
Intercepto Rating = 1	5,01	0,00
FAC1_1	0,07	0,38
FAC2_1	0,17	0,00
FAC3_1	0,06	0,37
FAC4_1	0,01	0,86
IDHM	0,67	0,69
Forma Jurídica	(0,02)	0,90
Giro_Puro	(0,65)	0,00
D1_escol	0,15	0,52
D2_escol	0,05	0,80
D1_exp	0,79	0,00
D2_exp	0,54	0,05
D1_expant	0,22	0,27
D2_expant	0,12	0,58
Sexo	0,36	0,03
D3_civil	(0,10)	0,64
D1_inf	0,17	0,49
D2_inf	0,12	0,59
D1_cli	1,57	0,03
D2_cli	1,49	0,05
D1_setor	(0,46)	0,06
D2_setor	0,06	0,78

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Previsto			
Observado	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 0 a 15 dias 1.164 (99,91%)	Atraso superior a 60 dias 1 (0,09%)
	Atraso de 16 a 60 dias	103 (99,04%)	1 (0,96%)
	Atraso superior a 60 dias	149 (99,33%)	1 (0,67%)

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,32	0,94	0,82	0,08
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,03	0,16	0,07	0,03
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,03	0,53	0,11	0,05

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 12

Função de Ligação: Logit

Covariáveis: Variáveis Quantitativas originais

Teste da Razão de Verossimilhança	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Modelo Apenas com Intercepto	1.677,24			
Modelo Final	1.608,94	68,30	31	0,00
Teste das Linhas Paralelas	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Hipótese nula	1.608,94			
Geral	1.584,25	24,69	31	0,78
Estatística Qui-Quadrado	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.	
Pearson	2.863,83	2.805	0,22	
Deviance	1.608,94	2.805	1,00	
Pseudo R2				
Cox and Snell	0,0470			
Nagelkerke	0,0678			
McFadden	0,0407			

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Coeficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	4,92	0,01
Intercepto Rating = 1	5,56	0,00
IDHM_2000	0,84	0,63
FAT	(0,00)	0,04
INV_GIRO	(0,00)	0,72
INV_FIXO	0,00	0,96
FIN	0,00	0,02
EMPREGOS	0,00	0,97
PRAZO	(0,01)	0,72
TEMPO_EMP	(0,01)	0,38
IDADE	0,01	0,17
REND_SOC	0,00	0,35
VR_BENS_SOC	0,00	0,99
BENS_AVAL	0,00	0,51
REND_AVAL	0,00	0,18
IND_GARANTIA	0,00	0,76
N_FCTO	0,01	0,94
Forma Jurídica	(0,00)	1,00
Giro_Puro	(0,48)	0,01
D1_escol	0,14	0,56
D2_escol	0,03	0,90
D1_exp	0,82	0,00
D2_exp	0,57	0,04
D1_expant	0,19	0,36
D2_expant	0,09	0,69
Sexo	0,38	0,02
D3_civil	(0,06)	0,80
D1_inf	0,14	0,58
D2_inf	0,12	0,58
D1_cli	1,51	0,04
D2_cli	1,42	0,07
D1_setor	(0,44)	0,07
D2_setor	0,08	0,72

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Previsto			
Observado	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	1.165 (100%)	-	3 (0,5%)
Atraso de 16 a 60 dias	103 (99,04%)	-	1 (0,96%)
Atraso superior a 60 dias	147 (98%)	-	3 (2%)

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,00	0,96	0,82	0,09
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,00	0,16	0,07	0,03
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,02	1,00	0,11	0,06

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

2002

Modelo 13

Função de Ligação: Negative Log-Log

Covariáveis: Fatores extraídos na Análise fatorial e IDH do Município

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	1.871,14			
Modelo Final	1.809,18	61,96	21	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.809,18			
Geral	1.785,23	23,95	21	0,30
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	3.768,92	3.735	0,34	
Deviance	1.809,18	3.735	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0324			
Nagelkerke	0,0514			
McFadden	0,0331			

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	<i>Coefficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	2,34	0,17
Intercepto Rating = 1	3,09	0,07
FAC1_1	(0,16)	0,04
FAC2_1	0,07	0,19
FAC3_1	(0,09)	0,24
FAC4_1	0,12	0,05
IDHM	(0,79)	0,63
Forma Jurídica	(0,10)	0,55
Giro_Puro	(0,59)	0,00
D1_escol	(0,08)	0,71
D2_escol	(0,03)	0,85
D1_exp	0,64	0,00
D2_exp	0,60	0,00
D1_expan	(0,27)	0,16
D2_expan	(0,31)	0,14
Sexo	0,19	0,18
D3_civil	(0,03)	0,87
D1_inf	0,17	0,41
D2_inf	0,23	0,20
D1_cli	0,41	0,66
D2_cli	0,30	0,75
D1_setor	(0,14)	0,53
D2_setor	0,61	0,01

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

<i>Observado</i>	<i>Previsto</i>		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	1.619 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	130 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	130 (100%)	-	-

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,46	0,97	0,86	0,06
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,01	0,23	0,07	0,03
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,01	0,31	0,07	0,03

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 14

Função de Ligação: Negative Log-Log Covariáveis: Variáveis Quantitativas originais

Teste da Razão de Verossimilhança	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Modelo Apenas com Intercepto	1.871,14			
Modelo Final	1.802,86	68,28	31,00	0,00
Teste das Linhas Paralelas	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Hipótese nula	1.802,86			
Geral	1.785,31	17,54	31,00	0,97
Estatística Qui-Quadrado	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.	
Pearson	3.779,13	3.725	0,26	
Deviance	1.802,86	3.725	1,00	
Pseudo R2				
Cox and Snell	0,0357			
Nagelkerke	0,0566			
McFadden	0,0365			

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Coefficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	2,59	0,15
Intercepto Rating = 1	3,34	0,07
IDHM_2000	(0,59)	0,72
FAT	(0,00)	0,96
INV_GIRO	(0,00)	0,65
INV_FIXO	0,00	0,78
FIN	(0,00)	0,51
EMPREGOS	0,02	0,09
PRAZO	0,01	0,78
TEMPO_EMP	(0,01)	0,15
IDADE	(0,00)	0,95
REND_SOC	0,00	0,06
VR_BENS_SOC	(0,00)	0,63
BENS_AVAL	(0,00)	0,35
REND_AVAL	0,00	0,11
IND_GARANTIA	0,00	0,21
N_FCTO	0,00	0,99
Forma Jurídica	(0,10)	0,54
Giro Puro	(0,58)	0,00
D1_escol	(0,08)	0,70
D2_escol	(0,03)	0,85
D1_exp	0,66	0,00
D2_exp	0,63	0,00
D1_expant	(0,27)	0,16
D2_expant	(0,33)	0,12
Sexo	0,22	0,12
D3_civil	(0,01)	0,95
D1_inf	0,17	0,40
D2_inf	0,23	0,19
D1_cli	0,47	0,62
D2_cli	0,34	0,73
D1_setor	(0,12)	0,61
D2_setor	0,63	0,01

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

		Previsto		
Observado		Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
	Atraso de 0 a 15 dias	1.619 (100%)	-	-
	Atraso de 16 a 60 dias	129 (99,23%)	-	1 (0,77%)
	Atraso superior a 60 dias	130 (100%)	-	-

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,24	0,98	0,86	0,07
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,01	0,27	0,07	0,03
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,01	0,49	0,07	0,04

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 15

Função de Ligação: Logit

Covariáveis: Fatores extraídos na Análise fatorial e IDH do Município

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	1.871,14			
Modelo Final	1.810,61	60,52	21	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.810,61			
Geral	1.786,14	24,47	21	0,27
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	3.773,73	3.735	0,32	
Deviance	1.810,61	3.735	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0317			
Nagelkerke	0,0503			
McFadden	0,0323			

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	<i>Coefficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	2,43	0,20
Intercepto Rating = 1	3,22	0,09
FAC1_1	(0,17)	0,03
FAC2_1	0,06	0,36
FAC3_1	(0,10)	0,22
FAC4_1	0,12	0,08
IDHM	(0,66)	0,71
Forma Jurídica	(0,10)	0,56
Giro_Puro	(0,63)	0,00
D1_escol	(0,08)	0,72
D2_escol	(0,05)	0,80
D1_exp	0,73	0,00
D2_exp	0,68	0,01
D1_expant	(0,28)	0,18
D2_expant	(0,32)	0,15
Sexo	0,21	0,16
D3_civil	(0,05)	0,80
D1_inf	0,16	0,46
D2_inf	0,23	0,25
D1_cli	0,45	0,67
D2_cli	0,33	0,77
D1_setor	(0,18)	0,47
D2_setor	0,62	0,01

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

		Previsto		
Observado	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
	Atraso de 0 a 15 dias	1.619 (100%)	-	-
	Atraso de 16 a 60 dias	130 (100%)	-	-
	Atraso superior a 60 dias	130 (100%)	-	-

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,55	0,97	0,86	0,06
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,01	0,18	0,07	0,03
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,01	0,27	0,07	0,03

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 16

Função de Ligação: Logit

Covariáveis: Variáveis Quantitativas originais

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	1.871,14			
Modelo Final	1.804,74	66,40	31	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.804,74			
Geral	1.784,26	20,48	31	0,93
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	3.781,97	3.725	0,25	
Deviance	1.804,74	3.725	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0347			
Nagelkerke	0,0551			
McFadden	0,0355			

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Coefficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	2,66	0,19
Intercepto Rating = 1	3,46	0,09
IDHM_2000	(0,45)	0,80
FAT	0,00	0,98
INV_GIRO	(0,00)	0,65
INV_FIXO	0,00	0,86
FIN	(0,00)	0,49
EMPREGOS	0,03	0,09
PRAZO	0,00	0,84
TEMPO_EMP	(0,01)	0,14
IDADE	(0,00)	0,92
REND_SOC	0,00	0,23
VR_BENS_SOC	(0,00)	0,73
BENS_AVAL	(0,00)	0,31
REND_AVAL	0,00	0,14
IND_GARANTIA	0,00	0,24
N_FCTO	0,00	0,97
Forma Jurídica	(0,10)	0,57
Giro_Puro	(0,64)	0,00
D1_escol	(0,08)	0,72
D2_escol	(0,05)	0,80
D1_exp	0,75	0,00
D2_exp	0,71	0,00
D1_expant	(0,28)	0,18
D2_expant	(0,34)	0,14
Sexo	0,24	0,12
D3_civil	(0,03)	0,87
D1_inf	0,16	0,47
D2_inf	0,23	0,24
D1_cli	0,54	0,61
D2_cli	0,41	0,71
D1_setor	(0,16)	0,54
D2_setor	0,64	0,01

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Observado	Previsto		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	1.619 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	130 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	130 (100%)	-	-

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,40	0,99	0,86	0,07
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,01	0,20	0,07	0,03
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,01	0,40	0,07	0,04

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

2003

Modelo 17

Função de Ligação: Negative Log-Log

Covariáveis: Fatores extraídos na Análise fatorial e IDH do Município

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	1.702,80			
Modelo Final	1.640,83	61,97	22	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.640,83			
Geral	1.636,97	3,86	22	1,00
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	4.509,80	4.452	0,27	
Deviance	1.640,83	4.452	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0273			
Nagelkerke	0,0513			
McFadden	0,0364			

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	<i>Coefficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	(0,50)	0,77
Intercepto Rating = 1	0,01	0,99
FAC1_1	0,09	0,20
FAC2_1	(0,08)	0,37
FAC3_1	0,00	0,99
FAC4_1	0,01	0,86
FAC5_1	(0,07)	0,35
IDHM	(2,62)	0,09
Forma Jurídica	0,06	0,75
Giro_Puro	(0,49)	0,00
D1_escol	0,38	0,097
D2_escol	0,23	0,19
D1_exp	0,87	0,00
D2_exp	0,57	0,01
D1_expant	(0,07)	0,75
D2_expant	(0,43)	0,06
Sexo	0,17	0,25
D3_civil	0,06	0,73
D1_inf	0,15	0,58
D2_inf	(0,17)	0,47
D1_cli	(1,11)	0,28
D2_cli	(1,54)	0,14
D1_setor	(0,06)	0,82
D2_setor	(0,01)	0,98

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Observado	Previsto		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	2023 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	83 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	132 (100%)	-	-

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,58	0,99	0,90	0,05
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,00	0,14	0,04	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,00	0,28	0,06	0,03

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 18

Função de Ligação: Negative Log-Log
Covariáveis: Variáveis Quantitativas originais

Teste da Razão de Verossimilhança	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Modelo Apenas com Intercepto	1.702,80			
Modelo Final	1.635,71	67,09	31	0,00
Teste das Linhas Paralelas				
	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Hipótese nula	1.635,71			
Geral	1.647,23	a		
Estatística Qui-Quadrado				
	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.	
Pearson	4.505,01	4.443	0,25	
Deviance	1.635,71	4.443	1,00	
Pseudo R2				
Cox and Snell	0,0295			
Nagelkerke	0,0554			
McFadden	0,0394			

a - O Log de Verossimilhança do modelo geral é menor que o Log de Verossimilhança do modelo sob a hipótese nula. Isso ocorre porque a convergência não pode ser atingida na estimação do modelo geral. Assim, o teste das linhas paralelas não pôde ser realizado.

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Coefficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	(0,16)	0,93
Intercepto Rating = 1	0,35	0,85
IDHM_2000	(2,55)	0,101
FAT	(0,00)	0,59
INV_GIRO	(0,00)	0,71
INV_FIXO	(0,00)	0,74
FIN	0,00	0,58
EMPREGOS	0,04	0,15
PRAZO	0,02	0,36
TEMPO_EMP	0,01	0,33
IDADE	(0,01)	0,39
REND_SOC	(0,00)	0,76
VR_BENS_SOC	0,00	0,78
BENS_AVAL	0,00	0,62
REND_AVAL	(0,00)	0,74
IND_GARANTIA	(0,00)	0,31
N_FCTO	(0,08)	0,52
Forma Jurídica	0,05	0,78
Giro_Puro	(0,38)	0,04
D1_escol	0,37	0,101
D2_escol	0,24	0,18
D1_exp	0,91	0,00
D2_exp	0,60	0,01
D1_expant	(0,07)	0,76
D2_expant	(0,42)	0,06
Sexo	0,18	0,25
D3_civil	0,02	0,92
D1_inf	0,17	0,52
D2_inf	(0,15)	0,52
D1_cli	(1,14)	0,27
D2_cli	(1,57)	0,13
D1_setor	(0,07)	0,80
D2_setor	0,04	0,86

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Observado	Previsto		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	2023 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	83 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	132 (100%)	-	-

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,57	1,00	0,90	0,05
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,00	0,14	0,04	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,00	0,28	0,06	0,03

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 19

Função de Ligação: Logit

Covariáveis: Fatores extraídos na Análise fatorial e IDH do Município

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	1.702,80			
Modelo Final	1.639,68	63,12	22	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.639,68			
Geral	1.635,87	3,80	22	1,00
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	4.504,13	4.452	0,29	
Deviance	1.639,68	4.452	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0278			
Nagelkerke	0,0522			
McFadden	0,0371			

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	<i>Coefficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	(0,79)	0,66
Intercepto Rating = 1	(0,25)	0,89
FAC1_1	0,10	0,19
FAC2_1	(0,10)	0,34
FAC3_1	0,00	0,97
FAC4_1	0,01	0,85
FAC5_1	(0,08)	0,33
IDHM	(2,93)	0,08
Forma Jurídica	0,07	0,72
Giro_Puro	(0,52)	0,00
D1_escol	0,41	0,09
D2_escol	0,25	0,18
D1_exp	0,96	0,00
D2_exp	0,63	0,01
D1_expant	(0,05)	0,81
D2_expant	(0,44)	0,07
Sexo	0,19	0,24
D3_civil	0,08	0,68
D1_inf	0,14	0,61
D2_inf	(0,19)	0,45
D1_cli	(1,15)	0,27
D2_cli	(1,64)	0,13
D1_setor	(0,08)	0,79
D2_setor	0,00	0,99

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Previsto				
Observado	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias	
	Atraso de 0 a 15 dias	2023 (100%)	-	-
	Atraso de 16 a 60 dias	83 (100%)	-	-
	Atraso superior a 60 dias	132 (100%)	-	-

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,59	1,00	0,90	0,05
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,00	0,12	0,04	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,00	0,29	0,06	0,03

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 20

Função de Ligação: Logit

Covariáveis: Variáveis Quantitativas originais

Teste da Razão de Verossimilhança	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Modelo Apenas com Intercepto	1.702,80			
Modelo Final	1.634,58	68,22	31	0,00
Teste das Linhas Paralelas	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Hipótese nula	1.634,58			
Geral	1.642,37	a		
Estatística Qui-Quadrado	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.	
Pearson	4.496,22	4.443	0,28	
Deviance	1.634,58	4.443	1,00	
Pseudo R2				
Cox and Snell	0,0300			
Nagelkerke	0,0564			
McFadden	0,0401			

a - O Log de Verossimilhança do modelo geral é menor que o Log de Verossimilhança do modelo sob a hipótese nula. Isso ocorre porque a convergência não pode ser atingida na estimação do modelo geral. Assim, o teste das linhas paralelas não pôde ser realizado.

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Coefficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	(0,39)	0,84
Intercepto Rating = 1	0,15	0,94
IDHM_2000	(2,84)	0,09
FAT	(0,00)	0,59
INV_GIRO	(0,00)	0,70
INV_FIXO	(0,00)	0,79
FIN	0,00	0,58
EMPREGOS	0,05	0,19
PRAZO	0,02	0,34
TEMPO_EMP	0,01	0,32
IDADE	(0,01)	0,41
REND_SOC	(0,00)	0,76
VR_BENS_SOC	0,00	0,83
BENS_AVAL	0,00	0,67
REND_AVAL	(0,00)	0,74
IND_GARANTIA	(0,00)	0,30
N_FCTO	(0,08)	0,51
Forma Jurídica	0,06	0,75
Giro_Puro	(0,40)	0,04
D1_escol	0,41	0,09
D2_escol	0,26	0,18
D1_exp	1,00	0,00
D2_exp	0,66	0,01
D1_expant	(0,05)	0,82
D2_expant	(0,44)	0,07
Sexo	0,19	0,24
D3_civil	0,04	0,85
D1_inf	0,16	0,56
D2_inf	(0,17)	0,49
D1_cli	(1,17)	0,27
D2_cli	(1,67)	0,12
D1_setor	(0,08)	0,78
D2_setor	0,04	0,85

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Observado	Previsto		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	2023 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	83 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	132 (100%)	-	-

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,58	1,00	0,90	0,05
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,00	0,12	0,04	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,00	0,29	0,06	0,04

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

2004

Modelo 21

Função de Ligação: Negative Log-Log

Covariáveis: Fatores extraídos na Análise fatorial e IDH do Município

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	2.044,73			
Modelo Final	1.947,21	97,52	21	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.809,18			
Geral	1.785,23	23,95	21	0,30
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	5.331,70	5.219	0,14	
Deviance	1.947,21	5.219	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0365			
Nagelkerke	0,0674			
McFadden	0,0477			

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	<i>Coefficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	4,25	0,01
Intercepto Rating = 1	4,85	0,00
FAC1_1	0,01	0,89
FAC2_1	(0,03)	0,66
FAC3_1	(0,08)	0,30
FAC4_1	0,04	0,63
IDHM	2,66	0,08
Forma Jurídica	(0,34)	0,03
Giro_Puro	(0,42)	0,00
D1_escol	(0,23)	0,38
D2_escol	(0,58)	0,01
D1_exp	1,45	0,00
D2_exp	0,89	0,00
D1_expant	(0,08)	0,69
D2_expant	(0,07)	0,74
Sexo	0,02	0,87
D3_civil	0,11	0,51
D1_inf	(0,40)	0,16
D2_inf	(0,44)	0,09
D1_cli	(0,50)	0,48
D2_cli	(0,34)	0,65
D1_setor	0,29	0,30
D2_setor	(0,02)	0,90

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

<i>Observado</i>	<i>Previsto</i>		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	2.362 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	112 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	147 (100%)	-	-

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,5023	0,9838	0,9007	0,0645
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,0073	0,1835	0,0430	0,0259
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,0089	0,3142	0,0564	0,0387

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 22

Função de Ligação: Negative Log-Log Covariáveis: Variáveis Quantitativas originais

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	2.044,73			
Modelo Final	1.934,21	110,52	31,00	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.934,21			
Geral	1.933,02	1,19	31,00	1,00
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	5.747,75	5.209	0,00	
Deviance	1.934,21	5.209	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0413			
Nagelkerke	0,0762			
McFadden	0,0540			

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Coefficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	3,91	0,02
Intercepto Rating = 1	4,52	0,01
IDHM_2000	2,68	0,08
FAT	0,00	0,48
INV_GIRO	0,00	0,21
INV_FIXO	(0,00)	0,30
FIN	(0,00)	0,20
EMPREGOS	0,04	0,17
PRAZO	0,01	0,75
TEMPO_EMP	(0,01)	0,49
IDADE	(0,01)	0,42
REND_SOC	(0,00)	0,27
VR_BENS_SOC	0,00	0,20
BENS_AVAL	0,00	0,101
REND_AVAL	0,00	0,63
IND_GARANTIA	(0,01)	0,06
N_FCTO	(0,14)	0,15
Forma Jurídica	(0,34)	0,03
Giro_Puro	(0,44)	0,01
D1_escol	(0,24)	0,34
D2_escol	(0,59)	0,01
D1_exp	1,41	0,00
D2_exp	0,92	0,00
D1_expant	(0,06)	0,77
D2_expant	(0,04)	0,86
Sexo	0,04	0,78
D3_civil	0,11	0,53
D1_inf	(0,38)	0,18
D2_inf	(0,43)	0,101
D1_cli	(0,48)	0,49
D2_cli	(0,31)	0,69
D1_setor	0,30	0,28
D2_setor	0,01	0,97

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Observado	Previsto		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	2.362 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	112 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	147 (100%)	-	-

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,49	1,00	0,90	0,07
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,00	0,19	0,04	0,03
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,00	0,32	0,06	0,04

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 23

Função de Ligação: Logit

Covariáveis: Fatores extraídos na Análise fatorial e IDH do Município

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	2.044,73			
Modelo Final	1.946,52	98,20	21	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.946,52			
Geral	1.938,12	8,40	21	0,99
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	5.308,44	5.219	0,19	
Deviance	1.946,52	5.219	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0368			
Nagelkerke	0,0679			
McFadden	0,0480			

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	<i>Coefficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	4,41	0,01
Intercepto Rating = 1	5,05	0,00
FAC1_1	0,02	0,83
FAC2_1	(0,04)	0,63
FAC3_1	(0,08)	0,28
FAC4_1	0,04	0,58
IDHM	2,86	0,08
Forma Jurídica	(0,37)	0,03
Giro_Puro	(0,44)	0,00
D1_escol	(0,23)	0,39
D2_escol	(0,60)	0,01
D1_exp	1,58	0,00
D2_exp	0,98	0,00
D1_expant	(0,07)	0,72
D2_expant	(0,07)	0,77
Sexo	0,01	0,93
D3_civil	0,09	0,60
D1_inf	(0,40)	0,18
D2_inf	(0,45)	0,1002
D1_cli	(0,52)	0,49
D2_cli	(0,35)	0,67
D1_setor	0,29	0,32
D2_setor	(0,03)	0,90

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

		Previsto		
Observado	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
	Atraso de 0 a 15 dias	2.362 (100%)	-	-
	Atraso de 16 a 60 dias	112 (100%)	-	-
	Atraso superior a 60 dias	147 (100%)	-	-

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,54	0,98	0,90	0,06
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,01	0,15	0,04	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,01	0,31	0,06	0,04

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 24

Função de Ligação: Logit

Covariáveis: Variáveis Quantitativas originais

Teste da Razão de Verossimilhança	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Modelo Apenas com Intercepto	2.044,73			
Modelo Final	1.933,52	111,21	31	0,00
Teste das Linhas Paralelas	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Hipótese nula	1.933,52			
Geral	1.934,75	a		
Estatística Qui-Quadrado	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.	
Pearson	5.800,08	5.209,0	0,00	
Deviance	1.933,52	5.209,0	1,00	
Pseudo R2				
Cox and Snell	0,0415			
Nagelkerke	0,0767			
McFadden	0,0544			

a - O Log de Verossimilhança do modelo geral é menor que o Log de Verossimilhança do modelo sob a hipótese nula. Isso ocorre porque a convergência não pode ser atingida na estimação do modelo geral. Assim, o teste das linhas paralelas não pôde ser realiza

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Coeficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	4,06	0,02
Intercepto Rating = 1	4,70	0,01
IDHM_2000	2,87	0,08
FAT	0,00	0,44
INV_GIRO	0,00	0,18
INV_FIXO	(0,00)	0,32
FIN	(0,00)	0,17
EMPREGOS	0,04	0,18
PRAZO	0,01	0,64
TEMPO_EMP	(0,01)	0,49
IDADE	(0,01)	0,38
REND_SOC	(0,00)	0,26
VR_BENS_SOC	0,00	0,30
BENS_AVAL	0,00	0,12
REND_AVAL	0,00	0,69
IND_GARANTIA	(0,01)	0,06
N_FCTO	(0,15)	0,15
Forma Jurídica	(0,38)	0,03
Giro_Puro	(0,46)	0,01
D1_escol	(0,24)	0,36
D2_escol	(0,62)	0,01
D1_exp	1,54	0,00
D2_exp	1,02	0,00
D1_expant	(0,06)	0,76
D2_expant	(0,04)	0,85
Sexo	0,03	0,85
D3_civil	0,09	0,62
D1_inf	(0,38)	0,20
D2_inf	(0,44)	0,11
D1_cli	(0,50)	0,50
D2_cli	(0,31)	0,70
D1_setor	0,30	0,31
D2_setor	(0,01)	0,97

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

		Previsto		
Observado	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
	Atraso de 0 a 15 dias	2.362 (100%)	-	-
	Atraso de 16 a 60 dias	112 (100%)	-	-
	Atraso superior a 60 dias	147 (100%)	-	-

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,53	1,00	0,90	0,07
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,00	0,15	0,04	0,03
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,00	0,32	0,06	0,04

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

2005

Modelo 25

Função de Ligação: Negative Log-Log

Covariáveis: Fatores extraídos na Análise fatorial e IDH do Município

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	1.462,97			
Modelo Final	1.367,84	95,13	22	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.367,84			
Geral	1.356,39	11,45	22	0,97
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	5.036,32	5.150	0,87	
Deviance	1.367,84	5.150	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0361			
Nagelkerke	0,0836			
McFadden	0,0650			

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	<i>Coefficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	5,54	0,00
Intercepto Rating = 1	6,27	0,00
FAC1_1	(0,17)	0,07
FAC2_1	0,10	0,22
FAC3_1	(0,03)	0,70
FAC4_1	0,11	0,14
FAC5_1	(0,17)	0,21
IDHM	1,06	0,60
Forma Jurídica	0,15	0,52
Giro_Puro	(0,85)	0,00
D1_escol	0,45	0,09
D2_escol	0,47	0,03
D1_exp	1,31	0,00
D2_exp	0,79	0,00
D1_expan	0,15	0,54
D2_expan	0,00	1,00
Sexo	(0,17)	0,31
D3_civil	(0,53)	0,03
D1_inf	(0,23)	0,49
D2_inf	(0,29)	0,34
D1_cli	0,64	0,22
D2_cli	0,47	0,43
D1_setor	0,06	0,83
D2_setor	0,54	0,11

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

		Previsto		
Observado		Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
	Atraso de 0 a 15 dias	2421 (100%)	-	-
	Atraso de 16 a 60 dias	84 (100%)	-	-
	Atraso superior a 60 dias	82 (100%)	-	-

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,47	1,00	0,94	0,05
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,00	0,23	0,03	0,03
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,00	0,30	0,03	0,03

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 26

Função de Ligação: Negative Log-Log Covariáveis: Variáveis Quantitativas originais

Teste da Razão de Verossimilhança	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Modelo Apenas com Intercepto	1.462,97			
Modelo Final	1.353,82	109,16	31	0,00
Teste das Linhas Paralelas	- 2 Log de Verossimilhança	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.
Hipótese nula	1.353,82			
Geral	1.357,41	a		
Estatística Qui-Quadrado	Qui-Quadrado	Graus de Lib.	Sig.	
Pearson	4.979,26	5.141	0,95	
Deviance	1.353,82	5.141	1,00	
Pseudo R2				
Cox and Snell	0,0413			
Nagelkerke	0,0957			
McFadden	0,0746			

a - O Log de Verossimilhança do modelo geral é menor que o Log de Verossimilhança do modelo sob a hipótese nula. Isso ocorre porque a convergência não pode ser atingida na estimação do modelo geral. Assim, o teste das linhas paralelas não pôde ser realiza

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Coefficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	3,88	0,05
Intercepto Rating = 1	4,62	0,02
IDHM_2000	1,10	0,59
FAT	(0,00)	0,07
INV_GIRO	(0,00)	0,20
INV_FIXO	0,00	0,11
FIN	0,00	0,09
EMPREGOS	0,03	0,44
PRAZO	(0,05)	0,02
TEMPO_EMP	0,00	0,63
IDADE	(0,00)	0,86
REND_SOC	(0,00)	0,92
VR_BENS_SOC	(0,00)	0,31
BENS_AVAL	0,00	0,00
REND_AVAL	0,00	0,89
IND_GARANTIA	(0,01)	0,10
N_FCTO	(0,14)	0,24
Forma Jurídica	0,16	0,50
Giro_Puro	(0,88)	0,00
D1_escol	0,47	0,08
D2_escol	0,47	0,03
D1_exp	1,23	0,00
D2_exp	0,71	0,00
D1_expant	0,17	0,50
D2_expant	0,01	0,98
Sexo	(0,15)	0,38
D3_civil	(0,52)	0,04
D1_inf	(0,19)	0,57
D2_inf	(0,28)	0,36
D1_cli	0,62	0,25
D2_cli	0,45	0,46
D1_setor	0,06	0,83
D2_setor	0,56	0,102

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Observado	Previsto		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	2421 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	84 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	82 (100%)	-	-

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,39	1,00	0,94	0,06
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,00	0,25	0,03	0,03
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,00	0,36	0,03	0,03

Função de Ligação: Negative Log Log

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 27

Função de Ligação: Logit

Covariáveis: Fatores extraídos na Análise fatorial e IDH do Município

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	1.462,97			
Modelo Final	1.367,21	95,77	22	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.367,21			
Geral	1.355,83	11,37	22	0,97
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	5.044,39	5.150	0,85	
Deviance	1.367,21	5.150	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0363			
Nagelkerke	0,0841			
McFadden	0,0655			

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	<i>Coefficiente estimado</i>	<i>Sig.</i>
Intercepto Rating = 0	5,73	0,00
Intercepto Rating = 1	6,50	0,00
FAC1_1	(0,17)	0,08
FAC2_1	0,11	0,18
FAC3_1	(0,04)	0,67
FAC4_1	0,12	0,14
FAC5_1	(0,17)	0,21
IDHM	1,14	0,59
Forma Jurídica	0,15	0,54
Giro_Puro	(0,90)	0,00
D1_escol	0,47	0,09
D2_escol	0,51	0,03
D1_exp	1,41	0,00
D2_exp	0,86	0,00
D1_expan	0,18	0,49
D2_expan	0,02	0,94
Sexo	(0,18)	0,30
D3_civil	(0,57)	0,03
D1_inf	(0,24)	0,49
D2_inf	(0,30)	0,34
D1_cli	0,68	0,25
D2_cli	0,52	0,44
D1_setor	0,08	0,81
D2_setor	0,57	0,102

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Previsto			
Observado	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	2421 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	84 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	82 (100%)	-	-

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,52	1,00	0,94	0,05
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,00	0,18	0,03	0,02
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,00	0,30	0,03	0,03

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Modelo 28

Função de Ligação: Logit

Covariáveis: Variáveis Quantitativas originais

<i>Teste da Razão de Verossimilhança</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Modelo Apenas com Intercepto	1.462,97			
Modelo Final	1.353,62	109,36	31	0,00
<i>Teste das Linhas Paralelas</i>	<i>- 2 Log de Verossimilhança</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>
Hipótese nula	1.353,62			
Geral	1.344,98	8,64	31	1,00
<i>Estatística Qui-Quadrado</i>	<i>Qui-Quadrado</i>	<i>Graus de Lib.</i>	<i>Sig.</i>	
Pearson	4.970,48	5.141	0,95	
Deviance	1.353,62	5.141	1,00	
<i>Pseudo R2</i>				
Cox and Snell	0,0414			
Nagelkerke	0,0958			
McFadden	0,0747			

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Coeficiente estimado	Sig.
Intercepto Rating = 0	3,96	0,06
Intercepto Rating = 1	4,73	0,03
IDHM_2000	1,15	0,59
FAT	(0,00)	0,07
INV_GIRO	(0,00)	0,21
INV_FIXO	0,00	0,102
FIN	0,00	0,08
EMPREGOS	0,03	0,45
PRAZO	(0,06)	0,02
TEMPO_EMP	0,00	0,70
IDADE	(0,00)	0,88
REND_SOC	(0,00)	0,92
VR_BENS_SOC	(0,00)	0,32
BENS_AVAL	0,00	0,01
REND_AVAL	0,00	0,79
IND_GARANTIA	(0,01)	0,12
N_FCTO	(0,15)	0,23
Forma Jurídica	0,16	0,52
Giro_Puro	(0,94)	0,00
D1_escol	0,49	0,08
D2_escol	0,51	0,03
D1_exp	1,33	0,00
D2_exp	0,78	0,00
D1_expant	0,20	0,44
D2_expant	0,04	0,89
Sexo	(0,16)	0,37
D3_civil	(0,56)	0,03
D1_inf	(0,21)	0,55
D2_inf	(0,30)	0,35
D1_cli	0,65	0,28
D2_cli	0,50	0,46
D1_setor	0,09	0,79
D2_setor	0,58	0,103

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Observado	Previsto		
	Atraso de 0 a 15 dias	Atraso de 16 a 60 dias	Atraso superior a 60 dias
Atraso de 0 a 15 dias	2421 (100%)	-	-
Atraso de 16 a 60 dias	84 (100%)	-	-
Atraso superior a 60 dias	82 (100%)	-	-

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Pad.
Probabilidade de pertencer à Categoria 0	0,46	1,00	0,94	0,06
Probabilidade de pertencer à Categoria 1	0,00	0,19	0,03	0,03
Probabilidade de pertencer à Categoria 2	0,00	0,35	0,03	0,03

Função de Ligação: Logit

Fonte: dados da pesquisa

Anexo VI – Resultados da regressão binária ano a ano

2000 a 2005 - Modelo 29

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	6177,113 ^a	,013	,032
2	6109,137 ^a	,018	,046
3	6067,271 ^a	,021	,054
4	6042,221 ^a	,023	,059
5	6031,965 ^a	,024	,061
6	6027,284 ^a	,024	,062
7	6022,797 ^a	,025	,062
8	6018,658 ^a	,025	,063
9	6014,311 ^a	,025	,064

a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	,000	0	.
2	,029	2	,986
3	6,514	7	,481
4	2,488	6	,870
5	1,657	7	,976
6	4,044	8	,853
7	4,451	8	,814
8	10,392	8	,239
9	9,521	8	,300

Classification Table^a

Observed			Predicted		Percentage Correct
			COD_ATRASO60		
			0	1	
Step 1	COD_ATRASO60	0	11830	0	100,0
		1	869	0	,0
	Overall Percentage				93,2
Step 2	COD_ATRASO60	0	11830	0	100,0
		1	869	0	,0
	Overall Percentage				93,2
Step 3	COD_ATRASO60	0	11830	0	100,0
		1	869	0	,0
	Overall Percentage				93,2
Step 4	COD_ATRASO60	0	11830	0	100,0
		1	869	0	,0
	Overall Percentage				93,2
Step 5	COD_ATRASO60	0	11830	0	100,0
		1	869	0	,0
	Overall Percentage				93,2
Step 6	COD_ATRASO60	0	11830	0	100,0
		1	868	1	,1
	Overall Percentage				93,2
Step 7	COD_ATRASO60	0	11830	0	100,0
		1	868	1	,1
	Overall Percentage				93,2
Step 8	COD_ATRASO60	0	11830	0	100,0
		1	868	1	,1
	Overall Percentage				93,2
Step 9	COD_ATRASO60	0	11830	0	100,0
		1	868	1	,1
	Overall Percentage				93,2

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	
Step 1	giro_puro(1)	-,991	,084	139,832	1	,000	,371	
	Constant	-2,293	,040	3232,942	1	,000	,101	
Step 2	giro_puro(1)	-,942	,084	125,166	1	,000	,390	
	D1_exp(1)	,591	,071	68,962	1	,000	1,806	
	Constant	-2,551	,054	2258,164	1	,000	,078	
Step 3	N_FCTO	-,418	,069	37,001	1	,000	,658	
	giro_puro(1)	-,910	,084	116,411	1	,000	,402	
	D1_exp(1)	,476	,073	42,559	1	,000	1,609	
	Constant	-1,949	,108	325,580	1	,000	,142	
Step 4	N_FCTO	-,394	,069	32,803	1	,000	,674	
	giro_puro(1)	-,885	,085	109,322	1	,000	,413	
	D1_exp(1)	,940	,113	69,663	1	,000	2,560	
	D2_exp(1)	,599	,116	26,671	1	,000	1,820	
	Constant	-2,589	,165	246,122	1	,000	,075	
Step 5	N_FCTO	-,394	,069	32,671	1	,000	,675	
	giro_puro(1)	-,889	,085	110,033	1	,000	,411	
	D1_exp(1)	,943	,113	69,940	1	,000	2,568	
	D2_exp(1)	,597	,116	26,470	1	,000	1,817	
	D1_setor(1)	-,412	,123	11,176	1	,001	,662	
	Constant	-2,210	,199	122,858	1	,000	,110	
Step 6	REND_AVAL	,000	,000	4,379	1	,036	1,000	
	N_FCTO	-,393	,069	32,599	1	,000	,675	
	giro_puro(1)	-,891	,085	110,537	1	,000	,410	
	D1_exp(1)	,947	,113	70,434	1	,000	2,578	
	D2_exp(1)	,601	,116	26,799	1	,000	1,825	
	D1_setor(1)	-,413	,123	11,224	1	,001	,662	
	Constant	-2,244	,200	125,757	1	,000	,106	
Step 7	EMPREGOS	,025	,011	5,241	1	,022	1,025	
	REND_AVAL	,000	,000	4,099	1	,043	1,000	
	N_FCTO	-,392	,069	32,396	1	,000	,675	
	giro_puro(1)	-,889	,085	110,024	1	,000	,411	
	D1_exp(1)	,954	,113	71,319	1	,000	2,595	
	D2_exp(1)	,607	,116	27,284	1	,000	1,835	
	D1_setor(1)	-,407	,123	10,894	1	,001	,666	
		Constant	-2,298	,202	129,724	1	,000	,100
		INV_GIRO	,000	,000	3,887	1	,049	1,000
Step 8	EMPREGOS	,027	,011	6,124	1	,013	1,027	
	REND_AVAL	,000	,000	4,273	1	,039	1,000	
	N_FCTO	-,381	,069	30,314	1	,000	,683	
	giro_puro(1)	-,892	,085	110,598	1	,000	,410	
	D1_exp(1)	,947	,113	70,231	1	,000	2,578	
	D2_exp(1)	,605	,116	27,082	1	,000	1,831	
	D1_setor(1)	-,403	,123	10,715	1	,001	,668	
		Constant	-2,252	,203	123,106	1	,000	,105
		INV_GIRO	,000	,000	4,613	1	,032	1,000
Step 9	EMPREGOS	,027	,011	6,258	1	,012	1,027	
	IDHM_2000	1,804	,877	4,228	1	,040	6,072	
	REND_AVAL	,000	,000	4,418	1	,036	1,000	
	N_FCTO	-,372	,069	28,734	1	,000	,689	
	giro_puro(1)	-,901	,085	112,467	1	,000	,406	
	D1_exp(1)	,958	,113	71,725	1	,000	2,607	
	D2_exp(1)	,614	,116	27,810	1	,000	1,847	
	D1_setor(1)	-,400	,123	10,516	1	,001	,670	
		Constant	-3,706	,736	25,319	1	,000	,025

- a. Variable(s) entered on step 1: giro_puro.
- b. Variable(s) entered on step 2: D1_exp.
- c. Variable(s) entered on step 3: N_FCTO.
- d. Variable(s) entered on step 4: D2_exp.
- e. Variable(s) entered on step 5: D1_setor.
- f. Variable(s) entered on step 6: REND_AVAL.
- g. Variable(s) entered on step 7: EMPREGOS.
- h. Variable(s) entered on step 8: INV_GIRO.
- i. Variable(s) entered on step 9: IDHM_2000.

2000 – Modelo 30

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	851,684 ^a	,007	,012
2	847,100 ^a	,012	,020
3	842,998 ^a	,017	,027

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	7,136	7	,415
2	6,119	8	,634
3	12,851	8	,117

Classification Table^a

Observed			Predicted		
			COD_ATRASO60		Percentage Correct
			0	1	
Step 1	COD_ATRASO60	0	720	0	100,0
		1	167	0	,0
	Overall Percentage				81,2
Step 2	COD_ATRASO60	0	720	0	100,0
		1	167	0	,0
	Overall Percentage				81,2
Step 3	COD_ATRASO60	0	720	0	100,0
		1	167	0	,0
	Overall Percentage				81,2

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 _a	IDHM_2000	5,278	2,168	5,925	1	,015	195,887
	Constant	-5,675	1,740	10,639	1	,001	,003
Step 2 _b	IDHM_2000	5,320	2,183	5,940	1	,015	204,400
	D1_setor(1)	-,704	,315	4,992	1	,025	,495
	Constant	-5,055	1,771	8,150	1	,004	,006
Step 3 _c	IDHM_2000	5,307	2,185	5,902	1	,015	201,843
	D1_expant(1)	-,357	,178	4,033	1	,045	,700
	D1_setor(1)	-,733	,317	5,365	1	,021	,480
	Constant	-4,868	1,775	7,521	1	,006	,008

a. Variable(s) entered on step 1: IDHM_2000.

b. Variable(s) entered on step 2: D1_setor.

c. Variable(s) entered on step 3: D1_expant.

2001 – Modelo 31

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1026,079 ^a	,017	,035
2	1018,415 ^a	,022	,045
3	1010,482 ^a	,027	,055
4	1003,241 ^a	,031	,064
5	998,778 ^a	,034	,070

a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	,000	0	.
2	6,514	8	,590
3	11,751	8	,163
4	4,436	8	,816
5	9,658	8	,290

Classification Table^a

Observed			Predicted		Percentage Correct
			COD_ATRASO60		
			0	1	
Step 1	COD_ATRASO60	0	1415	0	100,0
		1	164	0	,0
	Overall Percentage				89,6
Step 2	COD_ATRASO60	0	1415	0	100,0
		1	162	2	1,2
	Overall Percentage				89,7
Step 3	COD_ATRASO60	0	1415	0	100,0
		1	162	2	1,2
	Overall Percentage				89,7
Step 4	COD_ATRASO60	0	1415	0	100,0
		1	162	2	1,2
	Overall Percentage				89,7
Step 5	COD_ATRASO60	0	1415	0	100,0
		1	162	2	1,2
	Overall Percentage				89,7

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1	giro_puro(1)	-,995	,207	23,137	1	,000	,370
	Constant	-1,876	,093	405,817	1	,000	,153
Step 2	REND_AVAL	,000	,000	4,194	1	,041	1,000
	giro_puro(1)	-,997	,208	22,992	1	,000	,369
	Constant	-1,986	,107	343,993	1	,000	,137
Step 3	REND_AVAL	,000	,000	4,602	1	,032	1,000
	giro_puro(1)	-,953	,209	20,844	1	,000	,386
	D1_exp(1)	,486	,171	8,114	1	,004	1,626
	Constant	-2,181	,132	274,547	1	,000	,113
Step 4	REND_AVAL	,000	,000	4,523	1	,033	1,000
	giro_puro(1)	-,959	,209	21,027	1	,000	,383
	D1_exp(1)	,501	,171	8,555	1	,003	1,650
	D1_setor(1)	-,730	,256	8,132	1	,004	,482
	Constant	-1,528	,259	34,893	1	,000	,217
Step 5	REND_AVAL	,000	,000	4,426	1	,035	1,000
	giro_puro(1)	-,968	,210	21,326	1	,000	,380
	D1_exp(1)	,514	,172	8,954	1	,003	1,672
	sexo(1)	,388	,188	4,275	1	,039	1,475
	D1_setor(1)	-,723	,256	7,950	1	,005	,485
	Constant	-1,806	,294	37,722	1	,000	,164

- a. Variable(s) entered on step 1: giro_puro.
 b. Variable(s) entered on step 2: REND_AVAL.
 c. Variable(s) entered on step 3: D1_exp.
 d. Variable(s) entered on step 4: D1_setor.
 e. Variable(s) entered on step 5: sexo.

2002 – Modelo 32

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1008,274 ^a	,007	,019
2	1000,987 ^a	,011	,027
3	993,705 ^a	,014	,036

- a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	,000	0	.
2	,136	2	,934
3	,027	3	,999

Classification Table^a

Observed			Predicted		Percentage Correct
			COD_ATRASO60		
			0	1	
Step 1	COD_ATRASO60	0	1921	0	100,0
		1	140	0	,0
	Overall Percentage				93,2
Step 2	COD_ATRASO60	0	1921	0	100,0
		1	140	0	,0
	Overall Percentage				93,2
Step 3	COD_ATRASO60	0	1921	0	100,0
		1	140	0	,0
	Overall Percentage				93,2

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1	giro_puro(1)	-,746	,203	13,567	1	,000	,474
	Constant	-2,381	,102	549,866	1	,000	,092
Step 2	giro_puro(1)	-,685	,204	11,281	1	,001	,504
	D1_exp(1)	,482	,177	7,383	1	,007	1,620
	Constant	-2,598	,135	370,279	1	,000	,074
Step 3	giro_puro(1)	-,624	,206	9,154	1	,002	,536
	D1_exp(1)	1,085	,268	16,395	1	,000	2,959
	D2_exp(1)	,794	,283	7,854	1	,005	2,212
	Constant	-3,410	,321	112,786	1	,000	,033

a. Variable(s) entered on step 1: giro_puro.

b. Variable(s) entered on step 2: D1_exp.

c. Variable(s) entered on step 3: D2_exp.

2003 – Modelo 33

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1097,594 ^a	,006	,017
2	1084,022 ^a	,012	,032
3	1079,928 ^a	,013	,037
4	1075,340 ^a	,015	,042
5	1071,348 ^a	,017	,046

a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	,000	0	.
2	,225	2	,893
3	3,713	7	,812
4	8,091	8	,425
5	11,312	8	,185

Classification Table^a

Observed			Predicted		
			COD_ATRASO60		Percentage Correct
			0	1	
Step 1	COD_ATRASO60	0	2309	0	100,0
		1	147	0	,0
	Overall Percentage				94,0
Step 2	COD_ATRASO60	0	2309	0	100,0
		1	147	0	,0
	Overall Percentage				94,0
Step 3	COD_ATRASO60	0	2309	0	100,0
		1	147	0	,0
	Overall Percentage				94,0
Step 4	COD_ATRASO60	0	2309	0	100,0
		1	147	0	,0
	Overall Percentage				94,0
Step 5	COD_ATRASO60	0	2309	0	100,0
		1	147	0	,0
	Overall Percentage				94,0

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1	D1_exp(1)	,673	,171	15,537	1	,000	1,960
	Constant	-3,033	,119	649,389	1	,000	,048
Step 2	giro_puro(1)	-,696	,198	12,387	1	,000	,499
	D1_exp(1)	,606	,172	12,404	1	,000	1,833
	Constant	-2,780	,133	439,817	1	,000	,062
Step 3	PRAZO	,035	,017	4,216	1	,040	1,035
	giro_puro(1)	-,552	,212	6,749	1	,009	,576
	D1_exp(1)	,631	,173	13,375	1	,000	1,880
	Constant	-3,760	,504	55,698	1	,000	,023
Step 4	PRAZO	,037	,017	4,600	1	,032	1,037
	giro_puro(1)	-,535	,213	6,311	1	,012	,586
	D1_exp(1)	,624	,173	13,047	1	,000	1,867
	D2_inf(1)	-,386	,183	4,427	1	,035	,680
	Constant	-3,666	,506	52,475	1	,000	,026
Step 5	PRAZO	,039	,017	5,260	1	,022	1,040
	giro_puro(1)	-,531	,213	6,222	1	,013	,588
	D1_exp(1)	,590	,174	11,532	1	,001	1,804
	D1_expant(1)	,347	,173	4,009	1	,045	1,415
	D2_inf(1)	-,383	,183	4,351	1	,037	,682
	Constant	-3,883	,520	55,653	1	,000	,021

- a. Variable(s) entered on step 1: D1_exp.
b. Variable(s) entered on step 2: giro_puro.
c. Variable(s) entered on step 3: PRAZO.
d. Variable(s) entered on step 4: D2_inf.
e. Variable(s) entered on step 5: D1_expant.

2004 – Modelo 34

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1202,509 ^a	,012	,035
2	1178,227 ^a	,020	,058
3	1168,394 ^a	,024	,068
4	1162,799 ^a	,025	,073

- a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	,000	0	.
2	,000	1	1,000
3	,539	3	,910
4	1,223	6	,976

Classification Table^a

Observed			Predicted		
			COD_ATRASO60		Percentage Correct
			0	1	
Step 1	COD_ATRASO60	0	2734	0	100,0
		1	160	0	,0
	Overall Percentage				94,5
Step 2	COD_ATRASO60	0	2734	0	100,0
		1	160	0	,0
	Overall Percentage				94,5
Step 3	COD_ATRASO60	0	2734	0	100,0
		1	160	0	,0
	Overall Percentage				94,5
Step 4	COD_ATRASO60	0	2734	0	100,0
		1	160	0	,0
	Overall Percentage				94,5

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1	D1_exp(1)	,970	,165	34,564	1	,000	2,637
	Constant	-3,280	,124	705,003	1	,000	,038
Step 2	D1_exp(1)	1,806	,218	68,486	1	,000	6,083
	D2_exp(1)	1,171	,228	26,294	1	,000	3,226
	Constant	-4,451	,260	293,821	1	,000	,012
Step 3	D2_escol(1)	-,565	,186	9,171	1	,002	,569
	D1_exp(1)	1,810	,219	68,258	1	,000	6,109
	D2_exp(1)	1,198	,230	27,245	1	,000	3,314
	Constant	-4,290	,264	264,567	1	,000	,014
Step 4	giro_puro(1)	-,434	,189	5,303	1	,021	,648
	D2_escol(1)	-,538	,187	8,280	1	,004	,584
	D1_exp(1)	1,757	,220	63,611	1	,000	5,798
	D2_exp(1)	1,170	,230	25,830	1	,000	3,222
	Constant	-4,118	,272	228,824	1	,000	,016

- a. Variable(s) entered on step 1: D1_exp.
 b. Variable(s) entered on step 2: D2_exp.
 c. Variable(s) entered on step 3: D2_escol.
 d. Variable(s) entered on step 4: giro_puro.

2005 - Modelo 35

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	782,183 ^a	,008	,031
2	762,832 ^b	,015	,059
3	755,256 ^b	,017	,069
4	751,544 ^b	,018	,074

- a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.
 b. Estimation terminated at iteration number 7 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	,000	0	.
2	2,347	2	,309
3	3,550	6	,737
4	3,075	6	,799

Classification Table^a

Observed			Predicted		Percentage Correct
			COD_ATRASO60		
			0	1	
Step 1	COD_ATRASO60	0	2731	0	100,0
		1	91	0	,0
Overall Percentage					96,8
Step 2	COD_ATRASO60	0	2731	0	100,0
		1	91	0	,0
Overall Percentage					96,8
Step 3	COD_ATRASO60	0	2731	0	100,0
		1	91	0	,0
Overall Percentage					96,8
Step 4	COD_ATRASO60	0	2731	0	100,0
		1	91	0	,0
Overall Percentage					96,8

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1	D1_exp(1)	1,007	,215	21,890	1	,000	2,737
	Constant	-3,841	,160	577,746	1	,000	,021
Step 2	giro_puro(1)	-,950	,219	18,816	1	,000	,387
	D1_exp(1)	,978	,216	20,488	1	,000	2,659
	Constant	-3,338	,184	327,696	1	,000	,035
Step 3	N_FCTO	-,468	,182	6,623	1	,010	,626
	giro_puro(1)	-,910	,220	17,176	1	,000	,403
	D1_exp(1)	,759	,227	11,219	1	,001	2,137
	Constant	-2,561	,334	58,837	1	,000	,077
Step 4	N_FCTO	-,438	,183	5,751	1	,016	,645
	giro_puro(1)	-,884	,220	16,074	1	,000	,413
	D1_exp(1)	1,275	,333	14,648	1	,000	3,578
	D2_exp(1)	,654	,326	4,020	1	,045	1,924
	Constant	-3,274	,492	44,287	1	,000	,038

a. Variable(s) entered on step 1: D1_exp.

b. Variable(s) entered on step 2: giro_puro.

c. Variable(s) entered on step 3: N_FCTO.

d. Variable(s) entered on step 4: D2_exp.

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](#)