

**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO
MESTRADO EM ADMINISTRAÇÃO**

EDSON ERTHAL DE MEDEIROS

**RISCO DE INADIMPLÊNCIA EM UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO FUNDAMENTAL
E MÉDIO DO PARANÁ: APLICAÇÃO DA RESOLUÇÃO 2.682/99 DO BANCO
CENTRAL DO BRASIL**

CURITIBA

2007

Livros Grátis

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

Milhares de livros grátis para download.

EDSON ERTHAL DE MEDEIROS

**RISCO DE INADIMPLÊNCIA EM UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO FUNDAMENTAL
E MÉDIO DO PARANÁ: APLICAÇÃO DA RESOLUÇÃO 2.682/99 DO BANCO
CENTRAL DO BRASIL**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Administração da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Administração, área de concentração em Administração Estratégica, sob a orientação do Prof. Dr. Wesley Vieira da Silva.

CURITIBA

2007

TERMO DE APROVAÇÃO

**RISCO DE INADIMPLÊNCIA EM UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO FUNDAMENTAL
E MÉDIO DO PARANÁ: APLICAÇÃO DA RESOLUÇÃO 2.682/99 DO BANCO
CENTRAL DO BRASIL**

Por

EDSON ERTHAL DE MEDEIROS

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre no Programa de Pós-Graduação em Administração, área de concentração em Administração Estratégica, do Centro de Ciências Sociais Aplicadas da Pontifícia Universidade Católica do Paraná.

Prof. Dr. Eduardo Damiano da Silva,

Diretor do Programa.

Prof. Dr. Wesley Vieira da Silva,

Orientador.

Prof. Dr. Adriano Mendonça Souza,

Examinador.

Prof. Dr. Ubiratã Tortato,

Examinador.

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a minha esposa Zuleica e a meus dois filhos Edson e Marcos. Eles foram apoio constante e incondicional. Para realizar este sonho, eles foram privados de momentos que poderíamos ter passado juntos, mas que estive debruçado sobre os livros, artigos e no computador. A minha querida esposa que, nos momentos mais difíceis, foi meu suporte, meu equilíbrio e palavra de estímulo e motivação. A eles dedico esta dissertação, minha vida e minha energia.

AGRADECIMENTOS

Agradeço em primeiro lugar a Deus, que é o provedor de toda sabedoria e inteligência, por Ele ter-me dado forças durante toda a minha caminhada.

Agradeço também a minha família o apoio e a força que me deram para concluir este curso.

Agradeço aos professores do PPAD – PUCPR que me auxiliaram na caminhada da construção do conhecimento.

Agradeço às secretárias do mestrado, especialmente à Luciana, que durante todo o curso foi pessoa constante, recebendo meus trabalhos, minhas ligações e sempre me tratando com cortesia e amizade.

Agradeço a meus companheiros de curso, em especial ao Gustavo e ao Alexandre, que sempre foram parceiros especiais em momentos de angústia e de trabalho pesado.

Agradeço também à Liliane, que muito me auxiliou na parte estatística deste trabalho.

Agradeço à instituição, que durante o trabalho chamei de IEFM, na qual trabalho, que cedeu as informações necessárias para que este trabalho fosse realizado e me concedeu o patrocínio financeiro necessário para poder realizar este projeto.

Não poderia deixar de agradecer ao Prof. Doutor Wesley Vieira da Silva, meu orientador, que, de forma sincera e constante, sempre esteve acompanhando este trabalho. Para mim ele é mais que um Mestre; é um amigo.

RESUMO

As Instituições de ensino fundamental e médio privadas têm-se deparado com um grande desafio: diminuição da taxa de natalidade e com isso menos discentes disponíveis, aumento do número de estabelecimentos de ensino, acirrando a concorrência e taxas de inadimplência ascendentes. Além desses fatores, o cenário macroeconômico nacional passa por algumas instabilidades, e a legislação de proteção ao consumidor dificulta a cobrança do responsável financeiro inadimplente. Nesse contexto, este trabalho teve por objetivo avaliar o risco de inadimplência numa Instituição de Ensino Fundamental e Médio (IEFM) do Estado do Paraná, visando dar suporte estratégico aos gestores financeiros da IEFM para a tomada de decisões, bem como estabelecer, por meio de uma metodologia científica, a constituição de Provisão para Crédito de Liquidação Duvidosa (PCLD). Foi analisada a inadimplência de uma IEFM a partir da aplicação da classificação dos créditos pela aplicação da Resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil, pelo critério de dias de atraso, da construção de um modelo de *credit scoring* a partir do uso da técnica estatística de regressão logística binária, e a identificação das principais características dos dados agrupados por faixa de atraso de acordo com a Resolução usando a técnica de regressão logística multinomial. Os resultados obtidos indicaram que os modelos utilizados apresentam boa condição de previsão. Ao ser analisada a curva ROC, verificou-se também que o seu valor de 0,986 demonstra um excelente poder de discriminação, que, quando analisado em conjunto com cálculo de adequação do modelo, foi capaz de identificar em 81% os casos classificados por faixa de atraso.

Palavras Chaves: Instituições de Ensino Fundamental e Médio; Inadimplência; Regressão Logística; Resolução 2.682/99.

ABSTRACT

The private Brazilian Schools and High Schools need to deal with some great challenges: the decrease of birth rates (meaning decrease on the quantity of students available), new competitors and the increase in the default rate. In parallel, the Brazilian's macroeconomic situation is instable and the Consumers Protection Act is making it difficult the collection of the delayed payments. In this context, this work objectified: a) evaluates the default risk in a Private High School (Instituição de Ensino Fundamental e Médio – IEFM) within Paraná; b) to give support for the managerial strategic decisions and c) the estimation of the probability of default (Provisão para Crédito de Liquidação Duvidosa – PCLD) using a scientific methodology. To achieve the objectives: a) It has been analyzed the default probability by the application of the procedures described in the Brazilian Central Bank resolution 2,682/99, by its criteria of delay in days; b) it has been applied the technique of Credit Scoring to build a default model using logistic regression as support and c) It has been analyzed also the main characteristics of the credits classified by rating under the resolution 2,682/99 criteria, using multinomial logistic regression as support. The results showed that the models fit adequately the data and that they have good predicted capability. The results of the ROC Curve analyses, 0,986, showed that the multinomial logistic regression model has an excellent discriminate power and when combined with the analysis of the model adequacy, it was capable of identify adequately 81% of the credits classified by rating under the resolution 2,682/99 criteria.

Key words: Probability of Default; Educational Institutions; Logistic Regression, Resolution 2,682/99.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Comportamento da taxa de natalidade no Brasil	13
Figura 2 - Percentual de inadimplência de 1996 a 2005.	20
Figura 3 - Cronologia da inadimplência, insolvência e falência.....	33
Figura 4 – Tipos de riscos financeiros.....	34
Figura 5 – Variável X_1 = renda não discrimina os grupos	38
Figura 6 – Variável X_2 = casa própria, discrimina os grupos	39
Figura 7 – Abordagem ao gerenciamento de risco para toda empresa.....	52
Figura 8 – Ciclo básico da gestão de riscos	53
Figura 9 – Curva assintótica da regressão logística.....	65
Figura 10 – Distribuição percentual da variável “Faixa_Renda”	77
Figura 11 – Distribuição percentual da variável “Situação_AD_IN”.....	78
Figura 12 – Formato da Curva ROC para o modelo binário	86
Figura 13 – Formato da curva ROC para o modelo multinomial	97

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Principais causas da inadimplência no Brasil.....	14
Quadro 2 – Exemplo de amostra de clientes	37
Quadro 3 – Quadro de classificação de risco.....	48
Quadro 4 – Esquema metodológico da pesquisa.....	57
Quadro 5 – Curva ROC e a interpretação de seus índices	74
Quadro 6 – A relação entre a IEFM e a gestão de riscos.....	106

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Receita, inadimplência e PCLD – valores corrigidos	16
Tabela 2 – Classificação dos dados analisados pelos critérios da Resolução 2.682/99	79
Tabela 3 - Resultado do matriz de correlação de <i>Spearman</i>	81
Tabela 4 – Estimação dos coeficientes da regressão logística binária	83
Tabela 5 – Estatística Qui-quadrado	84
Tabela 6 – Estatística de pseudos r^2	85
Tabela 7 – Estatística do teste de Hosmer-Lemeshow	85
Tabela 8 – Modelo da regressão logística para a categoria “0 parcelas em atraso” ..	88
Tabela 9 – Modelo da regressão logística para a categoria “1 parcela em atraso” ..	89
Tabela 10 – Modelo da regressão logística para a categoria “2 parcelas em atraso” ..	90
Tabela 11 – Modelo da regressão logística para a categoria “3 parcelas em atraso” ..	91
Tabela 12 - Modelo da regressão logística para a categoria “4 parcelas em atraso” ..	92
Tabela 13 – Modelo da regressão logística para a categoria “5 parcelas em atraso” ..	93
Tabela 14 – Teste de adequação do modelo aos dados.....	94
Tabela 15 – <i>Likelihood</i> teste.....	94
Tabela 16 – Teste da contribuição das variáveis ao modelo.....	95
Tabela 17 – Matriz de classificação	96
Tabela 18 – Coeficientes utilizados no cálculo do <i>rating</i>	98
Tabela 19 – Classificação dos dados no <i>credit scoring</i>	98
Tabela 20 – Saldo em reais (R\$) dos dados classificados	98
Tabela 21 – Cálculo do valor recuperado e da perda líquida	99
Tabela 22 – Cálculo da probabilidade de perda potencial.....	101
Tabela 23 – Cálculo do valor recuperado e da perda líquida	102
Tabela 24 – Cálculo da probabilidade de perda potencial.....	102

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
1.1 APRESENTAÇÃO DO CONTEXTO.....	12
1.2 DELIMITAÇÃO DA PESQUISA.....	15
1.3 CONTEXTUALIZAÇÃO E FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA.....	15
1.4 OBJETIVOS	18
1.4.1 Objetivo geral	18
1.4.2 Objetivos específicos.....	18
1.5 JUSTIFICATIVA TEÓRICA E PRÁTICA.....	19
1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO.....	20
1.7 LIMITAÇÕES DA PESQUISA	21
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICO–EMPÍRICA	23
2.1 RISCO E INCERTEZA	27
2.2 TIPOS DE RISCOS.....	28
2.2.1 Riscos do negócio	29
2.2.2 Riscos estratégicos	29
2.2.3 Riscos financeiros	30
2.3 MODELOS QUANTITATIVOS DE ANÁLISE DE CRÉDITO.....	36
2.3.1 Modelos de previsão de risco de inadimplência.....	37
2.4 MODELOS TRADICIONAIS DE ANÁLISE DE RISCO DE CRÉDITO.....	39
2.4.1 Sistemas especialistas	40
2.4.2 Modelos de pontuação de crédito (<i>credit scoring</i>).....	44
2.4.3 A Técnica de <i>rating</i> e a Resolução 2.682/99 do BACEN	46
2.5 O GERENCIAMENTO DE RISCOS	49
2.5.1 O processo de gestão de riscos	52
3 METODOLOGIA DA PESQUISA	54
3.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA.....	54
3.2 AS PERGUNTAS DE PESQUISA	58
3.3 PROCESSO DE AMOSTRAGEM	58
3.4 COLETA E TRATAMENTO DOS DADOS.....	59
3.5 A ORGANIZAÇÃO PESQUISADA	60
3.6 DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS.....	60

3.7 MODELAGEM POR MEIO DA REGRESSÃO LOGÍSTICA.....	63
3.7.1 Representação da variável dependente binária	64
3.7.2 O modelo de regressão logística binário	66
3.7.3 O modelo de regressão logística multinomial.....	69
4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS DADOS	75
4.1 ANÁLISE DESCRITIVA DA AMOSTRA	75
4.2 APLICAÇÃO DA RESOLUÇÃO 2.682/99 DO BANCO CENTRAL DO BRASIL..	79
4.3 ADEQUAÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA BINÁRIA.....	80
4.4 ADEQUAÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA MULTINOMIAL....	87
4.5 O MODELO DE CREDIT SCORING	97
4.6 O CÁLCULO DA PERDA POTENCIAL	100
4.7 O CÁLCULO DO MODELO DE RISCO DE INADIMPLÊNCIA COM BASE NAS TAXAS HISTÓRICAS DA IEFM	101
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES.....	104
REFERÊNCIAS.....	108
APÊNDICE	115
ANEXO.....	118

1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo, pretende-se dar ao leitor uma idéia do que é abordado na parte introdutória da pesquisa, sendo sumarizado da seguinte forma: a seção 1.1 traz a apresentação do trabalho; a seção 1.2 refere-se à delimitação do trabalho; a seção 1.3 trata da contextualização e formulação do problema de pesquisa; a seção 1.4 refere-se aos objetivos geral e específicos; a seção 1.5 trata das justificativas teórica e prática; a seção 1.6 trata da estruturação dos capítulos do trabalho e a seção 1.7 mostra as principais limitações desta pesquisa.

1.1 APRESENTAÇÃO DO CONTEXTO

A inadimplência é um dos maiores problemas das instituições de ensino que não fazem parte do sistema público de ensino. Este trabalho versa sobre o risco de inadimplência nestas instituições, impactos desta inadimplência na estrutura da administração escolar e propor uma metodologia científica para constituição de Provisão para Crédito de Liquidação Duvidosa (PCLD), ou simplesmente Provisão para Devedores Duvidosos (PDD), a partir da Resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil.

O setor educacional do Brasil passa por um momento de transformação e adaptação. Escolas, colégios, faculdades e universidades, de forma desenfreada, foram abertas tornando a disputa pelo potencial discente cada vez mais acirrada e menos criteriosa.

As Instituições de Ensino Fundamental e Médio (IEFM) privadas estão sendo confrontadas com a realidade de uma taxa de natalidade decrescente como mostra a Figura 1.

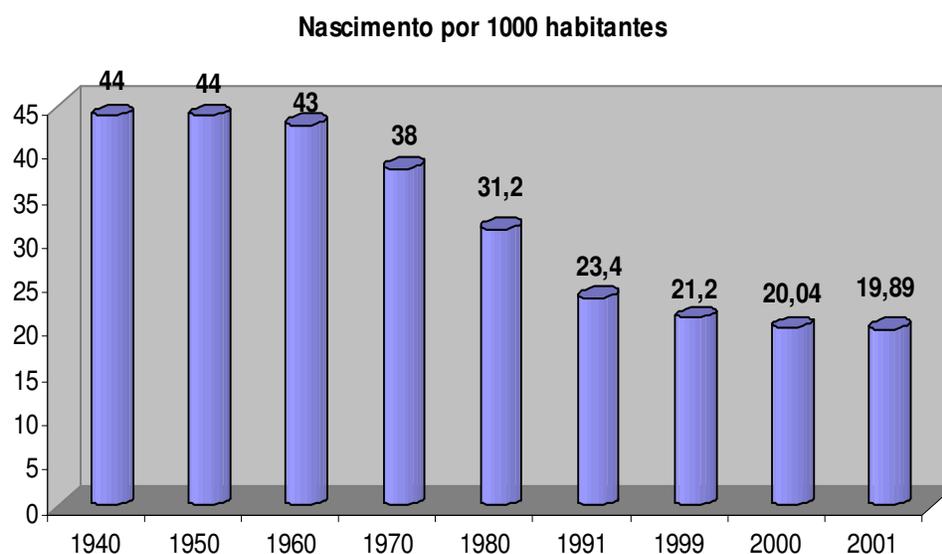


Figura 1 - Comportamento da taxa de natalidade no Brasil

Fonte: Censo IBGE e *World Bank* 1940-2001
Atlas Geográfico do Brasil – Editora Melhoramentos

Nas IEFM privadas, percebe-se a existência de inúmeras dificuldades financeiras, levando-as a uma situação de natureza paradoxal ano a ano, em função da elevação do número de novos estabelecimentos e conseqüente aumento de oferta de vagas. Este aspecto contrapõe-se à realidade apontada pelas pesquisas do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) nos Censos 1940 a 2001, nas quais década após década existe um decréscimo nas taxas de natalidade, trazendo como conseqüência, no longo prazo, menos discentes disponíveis, sejam eles com baixa, ou com elevada capacidade de pagamento das mensalidades escolares.

Ao se analisar o atual cenário visando compreender o que está acontecendo no Brasil no que tange à situação real da inadimplência nas escolas privadas, suas causas e conseqüências, pode-se entender o meio o qual o discente está inserido e os motivos macroeconômicos, como a renda e o emprego, que afetam suas condições de pagamento.

De acordo com dados da Associação Comercial de São Paulo (ACSP), no ano de 2006, os fatores mais relevantes da causa de inadimplência de pessoa física encontram-se no Quadro 1.

Ranking	Fatores causadores da inadimplência no Brasil	(%)
1º.	Perda de emprego do chefe da família ou de membros da família;	51%
2º.	Ter sido fiador, avalista ou emprestou o nome;	15%
3º.	Descontrole financeiro;	10%
4º.	Queda na renda familiar;	5%
4º.	Doença na família;	5%
6º.	Atraso no recebimento de salários ou renda;	2%
7º.	Outros.	12%

Quadro 1 – Principais causas da inadimplência no Brasil
 Fonte: *Site* da Associação Comercial de São Paulo – <http://www.acsp.com.br>
 Nota: Pesquisa realizada em março/2006

O mesmo estudo mostra que, na prioridade de pagamento quando da disponibilidade de recursos, o consumidor do serviço segue a distribuição ordenada do maior para o menor para honrar seus compromissos: financiamento da casa; financiamento do carro; água, luz, telefone, cartão de crédito, saúde, educação, lazer e outros.

Tal como foi constatado, para o devedor, a educação não é considerada uma prioridade, já para as IEFM privadas, o recebimento dos valores é prioridade, pois, ao fornecer seus serviços, incorre em custos que devem ser honrados com os recursos oriundos dos usuários desses serviços educacionais.

Notadamente no mercado brasileiro de educação, os discentes das IEFM privadas originam-se em sua maioria, das classes média e alta, enquanto no ensino universitário privado os discentes, em sua maioria, advêm das classes média e baixa, situação em que um amplo estudo deve ser levado em conta.

Conforme evidencia Rodrigues (2001), os índices de inadimplência são sensíveis à escolaridade. Os menores índices são encontrados na educação infantil, na qual o pai ou responsável financeiro é incumbido de honrar o compromisso financeiro. Existe uma preocupação real em não deixar o infante em situação de risco ou desprivilegiada em relação aos demais alunos, mesmo que a lei o proteja. Estudos mostram ainda que a inadimplência é maior nos cursos universitários e de línguas nos quais o aluno trabalha e paga seu estudo.

Outro fator que afeta as IEFM privadas é a legislação atual que, de alguma forma, deixa o devedor impune sob o pretexto de não prejuízo ao menor, beneficiando-se com uma legislação branda, multas insignificantes e protecionismo infundado, dificultando assim, por parte do credor, o recebimento dos valores

devidos.

1.2 DELIMITAÇÃO DA PESQUISA

É objeto desta pesquisa uma IEFM privada filantrópica com atuação no Estado do Paraná. Os dados foram extraídos de um questionário estruturado e aplicado junto aos responsáveis financeiros dos discentes vinculados à entidade educacional estudada.

1.3 CONTEXTUALIZAÇÃO E FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA

Numa IEFM privada filantrópica, como é o caso estudado e, de acordo com a legislação vigente, o lucro que é chamado de variação patrimonial positiva, não é repartido entre controladores ou proprietários, e sim reinvestido na própria atividade, proporcionando melhorias no aparato tecnológico, expansão, conservação e manutenção da estrutura física, capacitação e treinamento dos docentes.

Na IEFM privada pesquisada detectou-se que os valores não recebidos trouxeram grande prejuízo no desenvolvimento de suas atividades e na falta de capacidade para novos investimentos necessários para sua manutenção e crescimento.

Ao comparar os valores na rubrica investimentos nos últimos 10 anos, de acordo com os balanços patrimoniais da entidade, no período de 1996 a 2005, em valores históricos eles somam R\$ 8,5 milhões, enquanto as perdas ocasionadas pelo inadimplemento dos créditos oriundos da taxa de mensalidade, nesse período, somam R\$ 11,6 milhões.

Notou-se também que, a Provisão para Créditos de Liquidação Duvidosa (PCLD) apresentadas no balanço patrimonial e assimiladas nas Demonstrações de Resultados dos Exercícios (DRE) da entidade em estudo, não espelharam a realidade confirmada pelas perdas reais dos créditos não recebidos.

A Tabela 1 evidencia os últimos dez anos dos valores das perdas com inadimplência discente na instituição estudada:

Tabela 1 – Receita, inadimplência e PCLD – valores corrigidos

Ano	Prevista	Recebida	Inadimplência	(%) Inadimplência	PCLD	PCLD
1996	16.796.243,43	15.122.227,31	1.674.016,12	9,97%	559.522,34	(1.114.493,78)
1997	18.552.065,86	15.818.795,73	2.733.270,13	14,73%	816.307,38	(1.916.962,75)
1998	17.964.421,90	15.528.519,40	2.435.902,50	13,56%	1.302.083,52	(1.133.818,98)
1999	16.303.516,46	14.066.669,59	2.236.846,87	13,72%	1.600.422,37	(636.424,50)
2000	15.173.681,41	13.060.928,03	2.112.753,38	13,92%	1.496.832,42	(615.920,96)
2001	9.211.838,92	8.036.915,65	1.174.923,27	12,75%	747.988,25	(426.935,02)
2002	9.843.850,84	8.913.912,18	929.938,66	9,45%	501.401,10	(428.537,52)
2003	11.484.706,20	10.203.662,96	1.281.043,24	11,15%	562.553,22	(718.490,02)
2004	14.052.519,13	12.713.278,19	1.339.240,94	9,53%	839.425,01	(499.815,93)
2005	17.441.943,90	15.850.740,12	1.591.203,78	9,12%	939.953,86	(651.249,92)

Nota: valores corrigidos com base no Índice Geral de Preços – disponibilidade Interna (IGP-DI)

Informações preliminares do Censo Escolar de 2005 apontam a diminuição do número de discentes no Brasil de aproximadamente 700 mil. Em 2004, o censo apontava o valor total de 56,1 milhões de estudantes contra 55,4 milhões em 2005. O Ministério da Educação (MEC) justifica tal diminuição argumentando que: “a queda na taxa de natalidade e o fato de um maior número de estudantes passarem de série, reduz o contingente de alunos atrasados nos anos iniciais do ensino fundamental” (JORNAL DA CIÊNCIA, 5 de outubro de 2005).

Nota-se, por um lado, que investimentos substanciais feitos pelos governos estaduais e municipais melhoram a qualidade dos estabelecimentos públicos, e faz com que haja migração de parte dos alunos de instituições particulares para complexos educacionais do sistema público de ensino.

Por outro lado, as mantenedoras das IEFM também vêm se preocupando com o elevado crescimento da demanda por alunos da classe “C” da população brasileira. O poder aquisitivo dessa classe social não permite que as mensalidades sejam reajustadas às necessidades organizacionais.

Percebe-se ainda a queda paulatina na renda média familiar do brasileiro, pressionando para baixo, na maioria das vezes, as mensalidades escolares. À medida que a renda familiar diminui, as receitas das IEFM privadas também diminuem, contribuindo com os índices de inadimplência e com a redução de financiamentos públicos e privados para o setor.

A inadimplência é um fato que atinge todos os setores da economia nos dias de hoje, não importando qual o ramo de atividade ou a camada social. Como não poderia deixar de ser, as IEFM privadas têm sentido este aperto e, de modo incessante, buscam driblar o problema.

Segundo dados da Confederação Nacional dos Estabelecimentos de Ensino (CONFENEN), a taxa média de inadimplência de 2005 foi de 35%. O Sindicato dos Estabelecimentos de Ensino do Estado de São Paulo (SIEEESP) indica que os percentuais de pagamentos de mensalidades pendentes nas escolas particulares, no Estado de São Paulo, de 2003 a 2005, foram, respectivamente, 19%, 11,3% e 15%.

Enquanto em outros setores da economia, como o bancário, o comércio, a indústria, existe a cultura de cobrança estabelecida além de uma política de recuperação de crédito definida; no setor educacional, a legislação e a relação credor versus discente constituem um dos fatores complicadores na recuperação de crédito.

De acordo com Rodrigues (2001), “cobrança educacional é toda ação realizada pela escola, ou por um terceiro, visando reduzir a inadimplência”. Com base nessa afirmação, pode-se afirmar que todas as vezes que um estabelecimento de ensino toma uma decisão objetivando melhorar os níveis de inadimplência estará utilizando técnicas de cobrança educacional.

No entanto, vale ressaltar que, tendo em vista as características da atividade, a cobrança não pode utilizar exatamente as mesmas práticas e legislação adotadas pelos estabelecimentos industriais ou comerciais. Rodrigues (2001) afirma que:

Na elaboração da sua política de cobrança, a escola deverá ser tão criativa quanto é ao desenvolver o seu plano pedagógico, ao criar espaços recreativos, ou ainda escolher um determinado tema a ser estudado pelos alunos.

Um fator essencial para a cobrança educacional é que ela deve ser realizada de forma que a instituição alcance seus objetivos na redução dos valores a receber sem, com isso, estimular a evasão do discente. Nesse cenário, a prudência se faz necessária, pois ela deverá agir dentro da lei que, de uma forma geral, protege o devedor. Pautando-se nas conjecturas anteriores, o presente trabalho procura responder à seguinte pergunta de pesquisa:

Qual a relação existente entre os fatores sócio-econômicos dos responsáveis financeiros pesquisados e o risco de inadimplência em uma IEFM privada do Estado do Paraná?

Na visão de Lakatos e Marconi (1991), o problema de pesquisa pode ser visto como um enunciado claro, compreensível e operacional, que deverá ser solucionado por meio de uma pesquisa ou a partir de processos científicos. Com o objetivo de alcançar a compreensão do fenômeno estudado, tal pesquisa será orientada a responder ao questionamento anterior.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 **Objetivo geral**

Determinar o risco de inadimplência em uma IEFM, composta por 20 unidades educacionais, privada, no Estado do Paraná, baseando-se na Resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil.

1.4.2 **Objetivos específicos**

Os objetivos específicos são:

- realizar o levantamento junto aos responsáveis financeiros dos discentes regularmente matriculados, considerados adimplentes e inadimplentes;
- estabelecer com base na Resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil (BACEN) um sistema de classificação de risco ou *rating* dos responsáveis financeiros;

- estabelecer uma métrica científica para constituição de Provisão para Crédito de Liquidação Duvidosa (PCLD);
- evidenciar valores ou percentuais ótimos para definição de provisão para créditos de liquidação duvidosa (PCLD);
- estabelecer um conjunto de ações junto aos gestores financeiros da instituição pesquisada de modo a proceder ao gerenciamento eficaz dos riscos de inadimplência.

1.5 JUSTIFICATIVA TEÓRICA E PRÁTICA

Como afirma Barth (2004), a teoria que justifica a inadimplência creditícia com certeza envolve aspectos e conceitos econômicos, psicológicos e sociológicos. No entanto, para a análise dos dados, quer eles estejam numa ficha cadastral, em bancos de dados, quer em demonstrativos financeiros com objetivo de se conceder crédito a uma pessoa física ou jurídica, faz-se necessário estabelecer um modelo de previsibilidade de inadimplência.

A literatura apresenta numerosos relatos de utilização de métodos quantitativos para o estabelecimento de modelos de previsão para a concessão de crédito ou inadimplência, mas em sua grande maioria voltada para o mercado financeiro, bancos e consumo.

No Brasil, basicamente não existem estudos estruturados voltados para as instituições de ensino e, quando muito se encontram, são modelos incipientes que carecem da acuracidade científica. O presente estudo busca avaliar o risco de inadimplência, procurando modelar esta variável levando-se em conta a especificidade da IEFM privada estudada.

Ao analisar a representatividade dos valores não recebidos na IEFM em estudo, bem como a PCLD estimada e a inadimplência refletida nos demonstrativos financeiros, nota-se o distanciamento da previsão baseada na média que muitas vezes é mensurada de modo subjetivo em comparação com os valores efetivamente não recebidos.

Como pode ser visto na Figura 2, os índices de inadimplência são representativos, principalmente ao se detectar que na IEFM avaliada busca-se a

otimização dos recursos para aplicá-los nos investimentos necessários para sustentação e viabilização dos seus objetivos.

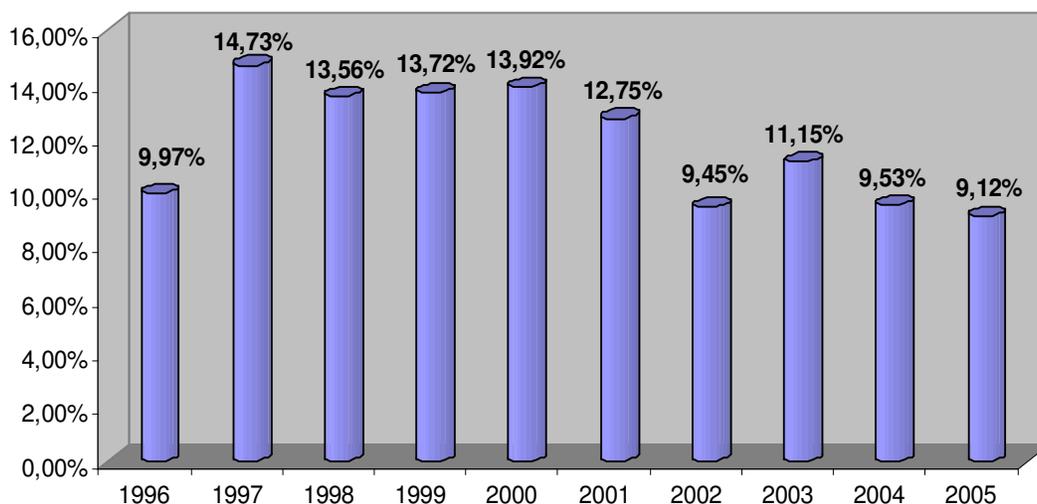


Figura 2 - Percentual de inadimplência de 1996 a 2005.
Fonte: Demonstrações financeiras da IEFM estudada.
Nota: Dados em 31/12 de cada ano.

O presente estudo visa atender às necessidades de critérios objetivos, claros e embasados em práticas estatísticas e fornecer dados sólidos aos gestores para que eles possam tomar medidas corretivas necessárias para enfrentar os problemas abordados nesta pesquisa.

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

A dissertação está estruturada em cinco capítulos que podem ser brevemente sumarizados como segue:

- Capítulo I: encontra-se a apresentação do contexto, a delimitação do trabalho, a contextualização e formulação do problema de pesquisa, o objetivo geral e os objetivos específicos, as justificativas teórica e prática, além das limitações da pesquisa.

- Capítulo II: encontra-se a fundamentação teórico-empírica, na qual estão contempladas as seções referentes ao risco e incerteza, os tipos de risco, os modelos quantitativos de análise de crédito, os modelos tradicionais de análise de risco de crédito, assim como tece breves considerações sobre o gerenciamento de risco.
- Capítulo III: refere-se à parte metodológica do trabalho. Nele estão contemplados a coleta e o tratamento dos dados, a caracterização da pesquisa, a organização pesquisada, a definição constitutiva e operacional das variáveis e algumas considerações sobre a modelagem Logit binária e multinomial.
- Capítulo IV: neste capítulo serão contempladas a apresentação e a análise dos dados coletados, que podem ser sumarizadas como segue: a seção 4.1 refere-se à análise descritiva da amostra coletada; a seção 4.2 trata da aplicação da Resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil; a seção 4.3 refere-se à adequação do modelo de regressão logística binária aos dados coletados; a seção 4.4 trata da adequação do modelo de regressão logística multinomial aos dados coletados; a seção 4.5 refere-se ao modelo de *credit scoring* formulado; a seção 4.6 trata do cálculo da perda potencial do modelo proposto, e a seção 4.7 refere-se ao cálculo do modelo de risco de inadimplência com base nas taxas históricas da IEFM.
- Capítulo V: refere-se às considerações finais e algumas sugestões para realização de trabalhos futuros.

1.7 LIMITAÇÕES DA PESQUISA

Como fatores limitantes ao desenvolvimento deste trabalho, são enumerados aqueles considerados mais relevantes:

- a avaliação do risco de inadimplência está ancorada de modo especial em informações prestadas pelo responsável financeiro dos discentes regularmente matriculados na instituição de ensino, o que torna a análise menos confiável caso estes agentes não repassem tais informações corretas à instituição;
- os dados utilizados neste trabalho referem-se ao final de 2006, data em que ocorreu a sua coleta, o que torna necessário refazer as estimativas em períodos subseqüentes, de modo a validar a metodologia proposta;
- o fato de estar trabalhando com uma amostra intencional (amostragem não probabilística), inviabiliza a extrapolação para a instituição de ensino como um todo;
- em função da modelagem de a pontuação de crédito (*credit scoring*) ser caracterizada como estática, uma vez que não se considera o prazo até a inadimplência, isso faz com que tal escoragem seja revista a cada semestre, por exemplo, de forma a manter sua capacidade preditiva.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICO-EMPÍRICA

Crédito significa crer, confiar. É uma palavra originada do latim chamada de *credere*. Para haver o objeto deste estudo é necessário que exista credor e cliente, e que a relação entre os dois seja de confiança. Como afirma Blatt (2000), o cliente confia que a mercadoria comprada ou os serviços fornecidos estejam de acordo com sua expectativa, e o credor confia que seu cliente pagará integralmente o crédito devido.

A análise de crédito é um processo que envolve a junção de todas as informações disponíveis a respeito de um determinado tomador de crédito, podendo ser pessoa física ou jurídica, com o objetivo de decidir sobre a concessão ou não de crédito.

A busca por vendas maiores, por fornecimento de serviços e a concorrência têm feito as organizações concederem crédito de forma intensa, levando à geração de créditos ruins. As empresas por sua vez precisam cada vez mais de ferramentas e sistemas que possam identificar os créditos problemáticos e proteger-se deles.

Toda decisão que diz respeito à produção de um bem ou serviço possui um componente relativo de risco a ela associado. Ao decidir aplicar seus recursos financeiros em determinada organização, os acionistas, proprietários ou a organização esperam auferir determinado retorno em função desses investimentos que, normalmente, é proporcional aos riscos que foram incorridos na decisão.

As mudanças testemunhadas na economia brasileira após a introdução do Plano Real, em julho de 1994, alçaram a questão de administração de risco de crédito e inadimplência a uma posição de destaque nas instituições financeiras locais. Antes disso, a alta inflação havia inibido o crescimento do mercado de empréstimos no país.

Prado, Bastos e Duarte Jr. (2000) mostram que, ao invés de emprestar aos clientes do setor privado a um risco de crédito maior, os grandes bancos comerciais preferiam financiar a dívida interna do país a um risco de crédito menor, com maior liquidez, e ainda assim cobrar taxas de juros substanciais.

A expansão das operações de crédito no Brasil após o Plano Real foi abrangente em vários segmentos da economia; entretanto, as operações de crédito para pessoas físicas são as que mais cresceram nos últimos anos. As informações

divulgadas pelo Banco Central do Brasil para cada modalidade de crédito do sistema financeiro nacional mostram que, já no início de 2001, o saldo total das operações concedidas a pessoas físicas representava o volume superior a 50% do saldo total das operações concedidas a pessoas jurídicas.

Marshall (2002) mostra que a avaliação e o gerenciamento adequado dos riscos permitem à organização maior utilização de financiamentos a partir de dívidas. Ele ainda menciona que o endividamento acaba criando mecanismos de economia fiscal relativos a juros; isto é, os pagamentos de juros sobre o endividamento são deduzidos ao se mensurar o lucro tributável. Em contrapartida, tais organizações não podem deduzir dividendos de seu lucro, porque aumenta a possibilidade de virem a passar dificuldades financeiras justificando deste modo a gerência de possíveis perdas catastróficas.

Securato (2002) evidencia que, com todo o esforço realizado e por mais positiva que seja a avaliação em relação ao crédito a ser concedido, só é possível conhecer o resultado da operação em seu vencimento, quando ocorre o recebimento ou não do valor pactuado pela operação de crédito. Esta falta de certeza quanto ao resultado do processo é que cria condição de risco na operação creditícia.

Atualmente, o crédito passou a ganhar espaço por parte dos sistemas financeiros, não somente em função da escassez de recursos, mas também como um risco que necessita ser controlado em situações da grande volatilidade existente no mercado.

Sanvicente e Minardi (1999) mencionam que, quando há concessão de um crédito, uma preocupação relevante está associada à possibilidade de que o cliente venha a ter sua capacidade de pagamento comprometida, não honrando assim os compromissos que foram assumidos.

Silva (2003) e Barth (2004) apresentam diversas ferramentas possuidoras de suporte estatístico significativo que são usadas na avaliação do risco de crédito, a saber: os sistemas especialistas, *credit scoring*, *behaviour scoring*, *rating*, redes neurais, algoritmos genéticos, análise discriminante, regressão logística, dentre outras.

A análise de crédito acaba envolvendo as habilidades de se tomar uma decisão dentro de incertezas, ser constantemente mutável, trabalhar com informações incompletas e em situações complexas, de forma a chegar a uma

conclusão clara e factível de ser implementada.

Nas visões de Zamora (1990), Emery e Finnerty (1997, p.184-185), Vaughan (1997, p. 78-79) e Bessis (1998, p. 23-28), as abordagens comumente reportadas sobre o significado do que venha a ser o risco podem ser sumarizadas como: (a) chance ou possibilidade de perdas; (b) dispersão ou probabilidade de perdas em relação aos resultados esperados e (c) incertezas.

As formas de se “acreditar” no cliente podem ser resumidas em qualitativas (subjetivas, levando-se em conta a opinião de quem está avaliando o crédito) e quantitativas (objetivas ou econométricas, uma vez que se utilizam modelos com forte apelo matemático). As formas qualitativas têm a vantagem de tratar caso a caso; porém, possuem a desvantagem da grande dependência da experiência do analista, do baixo volume de produção na análise e do envolvimento pessoal e até mesmo emocional da concedente.

Contrariamente, as formas quantitativas de concessão de crédito baseiam-se em modelos estatísticos ou econométricos, sobre as características dos clientes e sua relação com os produtos e (ou) serviços, possuindo, como grande desvantagem, a impessoalidade e a rigidez de avaliação. Bernstein (1997) afirma que:

(...) a capacidade de administrar o risco e, através dela, atingir a disposição para assumi-lo, efetuando seleções progressivas, são elementos imprescindíveis à geração da energia que impulsiona o sistema econômico.

Ocorre, porém, que os métodos mencionados até o presente momento não mensuram o risco de não recebimento após a ocorrência do atraso, nem mesmo dos valores a vencer; eles apenas mensuram o risco daqueles valores já vencidos, o que os torna limitados, uma vez que acabam restringindo-se a modelos de classificação dos clientes, sem calcular o valor do risco da carteira de contas a receber por parte da organização.

Conforme mostra Barth (2004), as empresas que, de alguma forma, concedem crédito, necessitam de ferramentas que, de modo razoavelmente objetivo, possam classificar os potenciais clientes tomadores de crédito de acordo com a probabilidade futura de se tornarem inadimplentes.

A previsão de inadimplência é fundamentada com base em dados e análises de casos históricos de clientes que receberam crédito e seu comportamento adimplente ou inadimplente. Os modelos se utilizam desses casos para estabelecer

relações que possam ser úteis e aplicáveis aos futuros clientes.

As amostras devem estar divididas e classificadas entre adimplentes e inadimplentes, além de mostrar suas características. A literatura relata a utilização de métodos quantitativos para o estabelecimento de modelos de previsão de risco de crédito, dentre os quais tem-se: Boggess (1967), Sinkey (1975), Altman et al (1994), Varetto (1998) e Saunders (1999).

Scherr (1989) mostra que a concessão de crédito tem sido um dos principais componentes do crescimento do padrão de vida dos consumidores e do lucro das empresas, em função de o crédito representar um fator de alavancagem da capacidade de gastos de indivíduos e empresas, o que, em última instância, gera um efeito multiplicador na produção e na renda da economia.

Notadamente, o objetivo conceitual dos modelos mencionados é obter um conjunto de informações sobre o comprador, demonstrando sua real capacidade de honrar os compromissos assumidos num determinado período de tempo.

Por outro lado, Souza e Chaia (2000) revelam que a política de crédito pós-concessão não se restringe à aprovação de limites e (ou) à concessão aos consumidores, mas também o monitoramento do desempenho, bem como os instrumentos ou técnicas usadas para a recuperação de valores em atraso.

Os autores reportados anteriormente apresentam três fases que devem ser seguidas por parte da organização para o gerenciamento estratégico dos créditos: (a) adoção de estratégias de monitoramento dos valores a receber, revertendo falhas no processo de análise de crédito; (b) definição das políticas de cobrança e recuperação de créditos vencidos. A eficiência dessas políticas pode ser mensurada observando-se a quantidade de consumidores inadimplentes ou insolventes da carteira da organização; (c) adoção de uma política de crédito adequada ao negócio da organização, englobando processos eficientes de avaliação e concessão de crédito, bons mecanismos de monitoramento das posições dos clientes inadimplentes para a recuperação rápida de valores inadimplentes. Ao agir dessa forma, esses autores indicam que as organizações poderão evitar problemas causados por projeções de fluxo de caixa que não se realizarão.

Securato e Perobelli (2000) também enfatizam que o risco de crédito já é e será cada vez mais o centro das atenções do mundo financeiro, a ponto de os órgãos reguladores estarem sempre atentos e prontos a tomarem medidas sobre essa questão. Além disso, é inegável que diversas crises ocorridas no Brasil com

algumas instituições financeiras têm revelado essa preocupação, a ponto de se desenvolverem técnicas sofisticadas de gestão do risco de crédito de forma a evitar prejuízos para aqueles que concederam crédito financeiro.

2.1 RISCO E INCERTEZA

Constata-se que a indeterminação e as perdas encontram-se presentes na maioria das definições, ficando implícita à noção de resultados indeterminados. Logo, quando o risco se encontra presente deve haver ao menos dois possíveis resultados: a certeza, cuja probabilidade é igual a zero, ou a incerteza, cuja probabilidade é igual à unidade.

Já os autores Emery e Finnerty (1997), Gitman (1997), Ross et al (1998) e Tosta de Sá (1999) definem o risco como a mensuração da variabilidade e a mensuração da possibilidade de um resultado negativo. No que diz respeito à avaliação do risco de crédito, esta traz consigo a grande dificuldade, que é a de poder prever, antecipadamente, se um determinado cliente, a quem está sendo concedido o crédito – ou em quem o fornecedor do crédito está “acreditando” – irá honrar o compromisso assumido.

A Treasury Board Secretariat - TBS (2001) - define risco como:

a incerteza que acompanha eventos e resultados futuros. É a expressão da probabilidade e do impacto de um evento que possa, potencialmente, afetar a consecução dos objetivos de uma organização.

Bernstein (1997) procura fazer uma abordagem do tema riscos de forma abrangente, procurando avaliar de forma evolutiva a importância de seu papel na sociedade. Ao analisar os resultados encontrados, Bernstein afirma que, a partir do momento em que a humanidade buscou colocar o futuro a serviço do presente, houve uma profunda mudança nos sistemas econômicos até então vigentes.

Nesse contexto, ele concluiu que ao dedicar-se à maior compreensão sobre riscos e suas prováveis conseqüências, a sociedade passa a atuar de forma mais intensa na busca do crescimento econômico, da melhoria da qualidade de vida e do progresso tecnológico. Na visão de Bernstein (1997, p. 2),

a capacidade de definir o que poderá acontecer no futuro e de optar entre várias alternativas é central às sociedades contemporâneas. A administração do risco nos guia por uma ampla gama de tomada de decisões, da alocação de riqueza à salvaguarda da saúde pública, da condução da guerra ao planejamento familiar, do pagamento de prêmios de seguros ao uso do cinto de segurança, da plantação de milho à venda de flocos de milho.

Para a *Federation of European Risk Management Association – FERMA* (2003) - risco pode ser definido como a combinação da probabilidade de um acontecimento e de suas conseqüências. Coimbra (2005), por sua vez, define risco como uma escolha que envolve a tomada de decisão, a qual deve estar baseada em critérios coerentes e mensuráveis, o que implicaria a necessidade de se medir e gerir os riscos.

Conforme Hill e Dinsdale (2003), risco não é algo que esteja esperando para ser medido independentemente da mente dos atores, cultura, políticas ou visões do mundo ao redor, ele é intrinsecamente subjetivo.

2.2 TIPOS DE RISCOS

Ao estudar riscos, segundo Jorion (2000), eles são definidos em três tipos: do negócio, estratégicos e financeiros. Percebe-se que essa classificação é bastante abrangente em função de existirem diversas classificações a partir de outros autores consagrados na literatura especializada.

Silva Neto (1999) classifica o risco global em quatro grandes grupos: mercado, crédito, operacional e legal. Para Duarte Júnior (2005), tal classificação é relevante, pois desta maneira os riscos são considerados e elencados pelos tipos de fatores que originam a incerteza sobre cada tipo de risco.

Saunders (2000) classifica os riscos de forma diferente dos autores supracitados, procurando pormenorizar os componentes do risco da seguinte forma:

- ❑ risco de variação da taxa de juro;
- ❑ risco de mercado;
- ❑ risco de operações fora do balanço;
- ❑ risco tecnológico e operacional;

- ❑ risco de câmbio;
- ❑ risco soberano;
- ❑ risco de liquidez;
- ❑ risco de insolvência;
- ❑ risco de crédito;
- ❑ outros riscos e interações de risco.

Muermann e Oktem (2002) enfatizam que as categorias definidas anteriormente são delimitadas a partir de suas causas ou efeitos. Do momento em que foi realizada esta delimitação, deve-se passar para os próximos passos que dizem respeito ao gerenciamento de riscos, referindo-se neste caso à etapa de mensuração e a seleção do método apropriado para sua gestão.

2.2.1 Riscos do negócio

Riscos assumidos e assumidos de forma voluntária, quando se busca criar vantagem competitiva em relação à concorrência e agregar valor à organização e (ou) a seus acionistas. Estes riscos estão diretamente ligados à posição setorial no cenário econômico em que a organização está inserida. Estas diferenciações podem ser inovações tecnológicas, criação e desenvolvimento de produtos ou serviços, alavancagem operacional e estratégias diferenciadas de marketing. São riscos que a organização pode mensurar, e através de suas ações dimensionar sua exposição a eles.

2.2.2 Riscos estratégicos

São oriundos das variações e mudanças nos cenários: econômico (nacional e internacional), político e conjuntural. Riscos desse tipo são um desafio para a

organização, pois não são elimináveis. Para minimizar seu impacto sobre a organização faz-se necessário diversificar os negócios, atuar em ramos que tenham sensibilidades diferentes para o mesmo aspecto de risco, além de ser desejável atuar em países distintos para escapar de situações econômicas, políticas e conjunturais que possam afetar a atuação da organização. Este tipo de risco é considerado não-administrável pela organização.

2.2.3 Riscos financeiros

Estão vinculados diretamente às variações positivas e negativas dos mercados financeiros nos quais a organização está inserida, variações de fatores financeiros, tais como: taxas de juros, taxa de câmbio, condições de financiamentos, preços de commodities e ações produzem riscos para as organizações.

As exposições a fatores de riscos do tipo financeiro podem ser cuidadosamente controladas por meio de uma atuação equilibrada e prudente no mercado. As organizações devem concentrar-se em desempenhar seu papel produtivo e administrar de forma parcimoniosa sua exposição aos riscos financeiros.

A categorização dos riscos de ordem financeira na literatura pode variar de acordo com cada autor, mas neste trabalho opta-se pela classificação evidenciada por Jorion (2000), que as divide em cinco: mercado, crédito, liquidez, operacionais e legais.

2.2.3.1 Riscos de mercado

Originam-se das variações de precificação de ativos e passivos financeiros, que podem ser medidas pelas oscilações das posições assumidas e pela mudança nos resultados.

Duarte Jr. (1999) conceitua o risco de mercado como uma “medida da incerteza” vinculada aos retornos aguardados de um investimento em consequência de alterações em componentes do mercado como taxa de juros, taxas de câmbio, preços de *commodities* e ações.

2.2.3.2 Riscos de crédito

Riscos de crédito acontecem no momento em que as contrapartes participantes da negociação não esperam ou não têm condições de atender as suas responsabilidades de pagamento.

Em termos gerais, o risco de crédito também pode ocasionar perdas oriundas do declínio da classificação (*rating*) das contrapartes e da redução no preço de mercado de suas obrigações ou direitos. Tal degradação de *rating*, mesmo que não origine inadimplência imediata, constitui uma ampliação na expectativa de não pagamento no futuro. Podem também ser inseridos no grupo de risco de crédito:

- risco soberano: países que impõem sanções ou restrições que inviabilizem as contrapartes de cumprir seus compromissos e obrigações contratuais;
- risco de liquidação financeira: probabilidade de uma contraparte descumprir suas obrigações quando a outra já houver liquidado e (ou) cumprido suas obrigações.

Como o escopo deste trabalho é o risco de crédito e/ou inadimplência, faz-se necessário um embasamento mais profundo deste tipo de risco.

Segundo Shrickel (1998), crédito é todo ato de vontade ou disposição de alguém de ceder, temporariamente, parte de seu patrimônio a um terceiro, com a perspectiva de que esta parcela retorne a sua propriedade de forma integral quando da conclusão do período acordado. Integralmente pode ser entendido como principal somado aos juros, ou seja, agregado aos custos de uso deste capital pela contraparte. Duarte Jr. (1999) conceitua risco de crédito como:

medida das perdas potenciais de um fundo de investimento decorrentes de uma obrigação não honrada, ou da capacidade modificada de uma contraparte em honrar seus compromissos, resultando em perda financeira.

De acordo com Silva (1988), o risco de crédito é caracterizado pelos vários fatores que poderão colaborar para que o credor não receba do devedor o pagamento no tempo contratado. Santos (2000, p. 15) enuncia: “o crédito inclui duas noções fundamentais: confiança expressa na promessa de pagamento; e o tempo, que se refere ao período fixado entre a aquisição e a liquidação da dívida”.

Os modelos primitivos quantitativos de risco de crédito baseiam-se em informações, dados e fatos contábeis. Tais modelos objetivam evidenciar dados analíticos que possibilitem apontar as organizações que se tornam insolventes daquelas que são solventes.

Existe na literatura de risco de crédito alguma confusão de conceitos em relação à inadimplência, insolvência e falência, tendo em vista que existem muitas definições similares e conceitos em comum.

Inadimplência: circunstância em que uma das contrapartes descumpra o prazo estabelecido em contrato ou a um empenho a que estava vinculada, dentro do prazo contratado ou nas regras acordadas. De acordo com o Código Civil Brasileiro (Lei nº. 10.406, de 10/01/2002), o artigo 390 diz que “o devedor é ávido por inadimplente desde o dia em que executou o ato de que se devia abster”. Num contrato de crédito, o devedor deve abster-se do ato de não pagar na data correta e no montante correto. No caso de um contrato de crédito, a inadimplência se caracteriza pelo atraso do pagamento integral acordado, que é o valor da dívida com os custos e juros adicionados, ou da parcela desta.

Insolvência: para França (1977) insolvência é a situação em que o devedor está incapacitado definitivamente de adimplir, de forma regular, por motivo de desequilíbrio patrimonial.

Falência: França (1977) afirma que a insolvência pode ser caracterizada como:

a execução coletiva do devedor comerciante insolvente, à qual concorrem todos os credores, e, que tem por fim arrecadar o patrimônio disponível, verificar os créditos, solver o passivo e liquidar o ativo, mediante rateio, observadas as preferências legais.

Analisando-se os conceitos anteriores, nota-se uma inter-relação entre eles. Existe também um fator cronológico que pode ser visto como: primeiro ocorre a

inadimplência, depois a insolvência e, posteriormente, vem a falência, tal como pode ser visto na Figura 3.

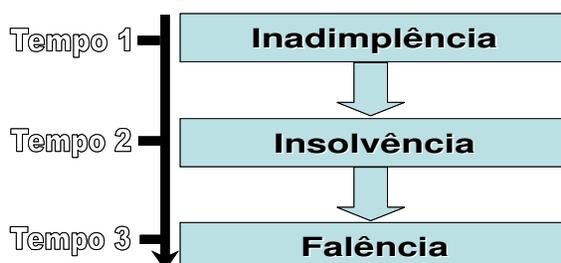


Figura 3 - Cronologia da inadimplência, insolvência e falência

Segundo Schrickel (1998), o risco é inerente à concessão de crédito/empréstimo. Não existe um sem o outro, ou seja, não existe concessão de crédito sem risco. Ele sempre está lá e o desafio é mensurá-lo de forma adequada. Entretanto, o risco deve sempre ser razoável e compatível com o retorno desejado.

De acordo com as definições acima expostas, destacam-se as duas principais dimensões do risco de crédito:

- expectativa de recebimento da importância integral dos pagamentos;
- prazo estipulado.

Risco de crédito é a probabilidade do não recebimento integral no prazo acordado. Portanto, pode-se entender que risco é o grau de incerteza que envolve uma operação de crédito.

Nota-se que a cada concessão de crédito, o credor admite o risco do inadimplemento, ou seja, o contratante pode não cumprir o compromisso de adimplir por inúmeros motivos.

As razões que levam o tomador ou contratante a não quitar sua dívida podem estar relacionadas: ao seu caráter, a sua capacidade de gerir os negócios, fatores externos desfavoráveis, a insuficiência de geração de caixa, entre outros.

Duarte Jr. (2005) mostra que o risco de crédito abrange vários riscos: risco de inadimplência, risco de degradação, risco de garantia, risco soberano e risco de concentração de crédito, tal como se encontra evidenciado na Figura 4, com as respectivas definições.

Risco de Inadimplência	Perdas potenciais decorrentes de uma contraparte não poder fazer os pagamentos devidos de juros ou principal no vencimento destes.
Risco de Degradação	Perdas potenciais devido à redução de <i>rating</i> de uma contraparte.
Risco de Garantia	Perdas potenciais devido à redução do valor de mercado das garantias de um empréstimo.
Risco de Soberano	Perdas potenciais decorrentes de uma mudança na política nacional de um país que afete sua capacidade de honrar seus compromissos.
Risco de Concentração de Crédito	Perdas potenciais diante da concentração da exposição de crédito em poucas contrapartes.

Figura 4 – Tipos de riscos financeiros

Fonte: Duarte Jr. (2005, p. 5-6)

Cabe salientar que a classificação dos riscos não obedece a uma regra única e absoluta; ela varia de uma instituição para outra, porém, a estrutura definida a partir da Figura 4 é bastante usual no mercado nacional.

2.2.3.3 Riscos de liquidez

Podem ser vistos como um risco derivado das condições do mercado. Os riscos relativos à liquidez podem ser analisados sob duas perspectivas:

- risco de negociabilidade: ocorre quando uma negociação não pode ser concluída com agilidade e a custo baixo sem causar impacto representativo nos preços vigentes no mercado devido à pouca atividade ou ausência de contraparte;
- risco de refinanciamento: refere-se à incapacidade de cumprir as próprias obrigações de liquidação, o que pode forçar ao pagamento antecipado dos haveres.

2.2.3.4 Riscos operacionais

Estão relacionados às potenciais perdas oriundas de sistemas inadequados, má administração, controles deficientes ou falha humana incluindo o risco de execução. São componentes dos riscos operacionais as fraudes e risco de modelo para estabelecimento de preço e controle.

O Comitê da Basileia (BIS, 1997) conceitua risco operacional como o risco de perdas que tem sua origem nos processos, pessoas e sistemas internos inadequados, deficientes e falhos, ou de eventos externos.

2.2.3.5 Riscos legais

Aparecem quando um dos atores não possui legitimidade legal ou regulatória para dar prosseguimento à negociação. Estão inclusos também os riscos de regulamentação, que são pertinentes às atividades que podem violar a legislação e as regulamentações vindas do poder público.

Para Brito (2003), o risco legal é decorrente de questionamentos jurídicos que dizem respeito às transações ocorridas que de alguma forma contrariam as expectativas da organização e se tornam fonte potencial de perdas, que afetarão negativamente a organização. Brito (2003) ainda acrescenta a essa lista:

- riscos de controle interno;
- riscos de reputação ou imagem;
- risco sistêmico;
- risco humano;
- risco de liquidação.

Embora não haja consenso acerca desse tipo de risco, de forma geral, pode-se dizer que se refere à incerteza dos retornos de uma dada instituição, caso seus contratos não possam ser legalmente amparados, em função da insuficiência de

documentos, insolvência ou ilegalidade.

2.3 MODELOS QUANTITATIVOS DE ANÁLISE DE CRÉDITO

A literatura especializada mostra diversos relatos do uso de métodos quantitativos na fundamentação de modelos de previsão para a concessão de crédito. Estes modelos estão fundamentados na análise de amostras de casos nos quais são conhecidas as características individuais e pessoais daqueles que solicitam o crédito e os resultados finais da operação de crédito em que o indivíduo é classificado como adimplente ou inadimplente.

Muitos desses modelos e métodos usam técnicas tradicionais de análise multivariada, como: análise discriminante, regressão logística, regressão múltipla, análise de variância e covariância, correlação canônica, dentre outras apresentadas na literatura estatística.

Hair Jr. et al (2005, p. 26) definem análise multivariada como sendo “todos os métodos estatísticos que simultaneamente analisam múltiplas medidas sobre cada indivíduo ou objeto sob investigação”. Toda análise simultânea de mais de duas variáveis pode, de certo modo, ser considerada análise multivariada.

A análise quantitativa fundamenta-se nos dados do tomador/consumidor. Pode-se usar dados qualitativos, tais como: idade, sexo, estado civil, no caso de pessoas físicas e pequenas empresas, nas quais quem é avaliado é o sócio tomador do empréstimo.

Nesse sentido, é comum usar dados numéricos como, por exemplo, renda, para pessoas físicas; índices coletados das demonstrações financeiras das empresas; valor contábil e valor de mercado. Além disso, existem modelos que utilizam dados econômicos setoriais e macroeconômicos extraídos de séries históricas.

As ferramentas vindas da pesquisa estatística e operacional, tais como análise de sobrevivência, redes neurais, programação matemática, simulação determinística e probabilística e teoria dos jogos, contribuem com o avanço da mensuração do risco de crédito (CAOQUETTE; ALTMAN; NARAYANAN, 1999, p. 117).

2.3.1 Modelos de previsão de risco de inadimplência

A previsão de inadimplência está fundamentada com base em dados de análise de casos históricos de clientes que receberam crédito e de seu comportamento adimplente ou inadimplente. Os modelos se utilizam desses casos para estabelecer relações causais que possam ser úteis e aplicáveis aos futuros clientes.

Conforme Barth (2004), empresas que, de alguma forma concedem crédito, necessitam de ferramentas as quais, de forma razoavelmente objetiva, possam classificar os potenciais clientes tomadores de crédito, de acordo com a probabilidade futura de se tornarem inadimplentes.

As amostras devem estar divididas e classificadas entre adimplentes e inadimplentes, além de mostrar suas características, tal como evidencia o Quadro 2, que exemplifica uma amostra de clientes.

Número de cadastro do cliente	Residência 1= Alugada 2= Própria 3= Outros	Renda		Número de membros na Família	Resultado 1= Adimplente 2= Inadimplente
		1= de 1 a 3 Sal. Mínimo	2= de 3 a 6 Sal. Mínimo		
001	1	3	4	2	
002	2	4	3	1	
003	1	2	5	1	

Quadro 2 – Exemplo de amostra de clientes

Modelos de previsão de crédito são construídos com uma família de técnicas que utilizam as características dos tomadores de crédito de ambos os grupos em que a amostra conhecida está dividida, entre adimplentes e inadimplentes.

O modelo assim construído possibilita a classificação de um novo pretendente ao crédito num dos grupos, avaliando se aquele tomador é um possível cliente adimplente ou um possível cliente inadimplente.

O aspirante ao crédito é considerado possível adimplente, caso as suas características sejam alinhadas com as dos tomadores de crédito conhecidos que

foram adimplentes. De outra forma, é considerado possível inadimplente aquele tomador que, ao se analisarem suas características, sejam alinhadas com as daqueles que se mostraram inadimplentes.

Geralmente, no modelo formulado, cada uma das características observáveis dos pretendentes ao crédito (exemplo: renda, sexo, liquidez, casa própria, etc.) pode ser traduzida por uma variável denominada variável discriminante. Cada uma das variáveis discriminantes, quando examinada individualmente, pode ser boa ou má discriminadora entre os grupos de adimplentes e inadimplentes.

A Figura 5 ilustra uma hipotética variável discriminante " X_1 ", que sozinha não é capaz de permitir boa classificação de um tomador de crédito nos dois grupos. Por exemplo, a variável "renda" se tomada isoladamente, pode não ser uma boa variável discriminante se nos dois grupos, adimplentes e inadimplentes, os valores da renda forem semelhantes.

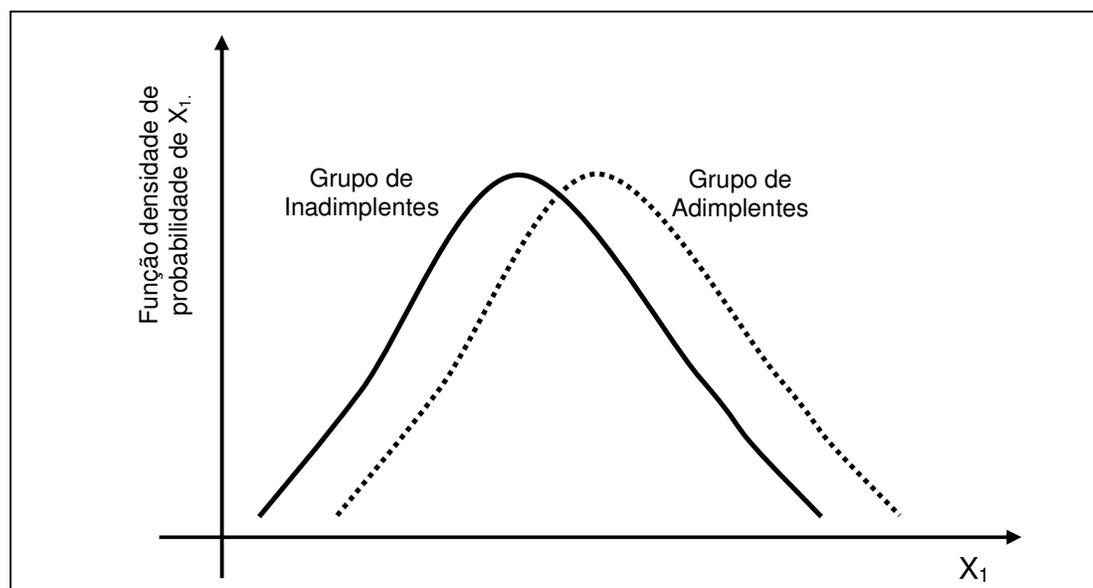


Figura 5 – Variável X_1 = renda não discrimina os grupos

Fonte: Barth (2004, p. 9)

Já na Figura 6 tem-se a presença de uma variável discriminante " X_2 " que, em função de suas características, mostra ser uma boa variável discriminadora.

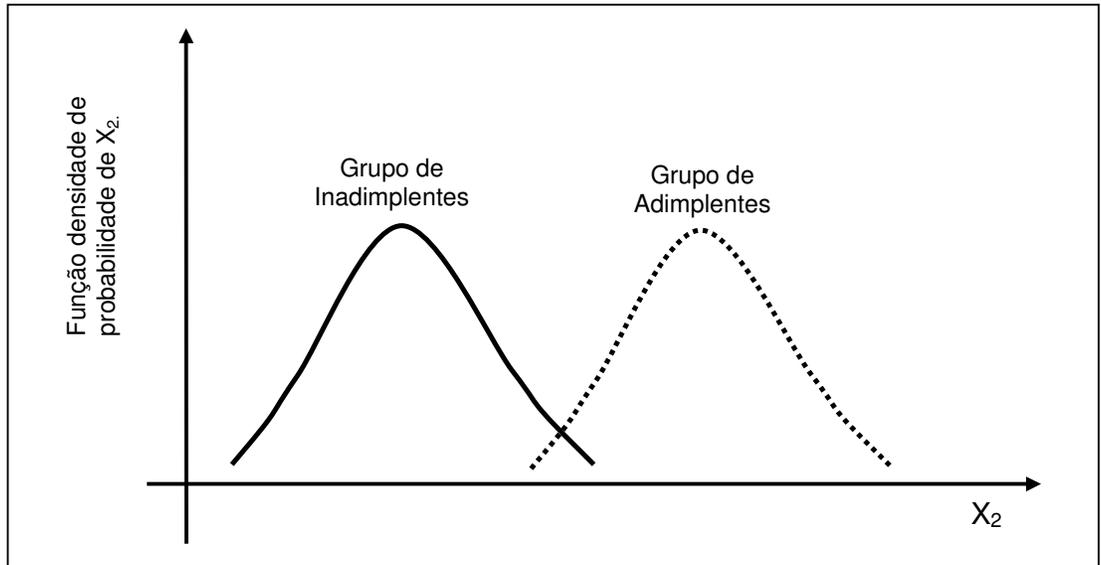


Figura 6 – Variável X_2 = casa própria, discrimina os grupos
 Fonte: Barth (2004, p. 9)

Ao fazer-se a comparação entre os adimplentes e inadimplentes, as distribuições de probabilidades de uma série de variáveis discriminantes, cada uma vinculada à característica observável nos candidatos, pode-se determinar um conjunto de variáveis que deverão pertencer ao modelo de previsão de inadimplência.

2.4 MODELOS TRADICIONAIS DE ANÁLISE DE RISCO DE CRÉDITO

Saunders (2000) divide as abordagens de mensuração do risco de crédito em tradicionais e novas. As tradicionais são conhecidas como: sistemas especialistas, *credit scoring*, *behaviour scoring* e *rating* (sistemas de classificação). Já na abordagem nova, encontram-se os modelos de gestão de carteira ligados à teoria da diversificação de carteiras (MARKOWITZ, 1952).

2.4.1 Sistemas especialistas

A análise clássica do crédito é um sistema especializado que depende, acima de tudo, do julgamento subjetivo de profissionais treinados, sendo considerado o método mais simples de avaliação do risco de crédito, o qual procura emitir um parecer sobre determinada operação de concessão de crédito a partir da atribuição de valores a parâmetros cadastrais (CAOQUETTE; ALTMAN; NARAYANAN, 1999).

Nesse contexto, Brigham e Weston (1979, p.142) apresentam os chamados “C’s” do crédito, que são representados por (5 C’s): caráter, capacidade, capital, colateral (garantias) e condições. No Brasil, Silva (1988) dá sua contribuição incorporando o sexto “C”, denominado pelo autor por conglomerado.

No passado, os bancos e instituições que concediam crédito, em sua maioria, estavam sujeitos quase que exclusivamente a critérios subjetivos para analisar o crédito. Basicamente, essas instituições se utilizavam das informações sobre as diversas características do aspirante ao crédito, tais como os C’s do crédito. Segundo Caouette, Altman e Narayanan (1999, p. 127–129), nos dias de hoje muitos bancos ainda continuam a depender, na maioria das vezes, de uma análise de crédito tradicional para analisar tomadores em potencial.

Santos (2000, p. 47) afirma que a avaliação subjetiva se baseia na experiência adquirida dos analistas, disponibilidade de informações e qualidade dos controles gerenciais.

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

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

Na literatura sobre análise de crédito, encontram-se trabalhos sobre os três C’s (CAOQUETTE; ALTMAN; NARAYANAN, 1999, p. 98), quatro C’s (SCHRICKELI, 1998, p. 47), cinco C’s (GITMAN, 2004, p. 520) ou seis C’s do crédito (SILVA, 1988, p. 130-204), os quais, conforme este último autor, são: Caráter, Capacidade, Capital,

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

2.4.1.1 Caráter

Segundo Securato (2002, p. 35), caráter está relacionado a conceito, ou seja, “modo de agir inerente a um indivíduo”, de acordo com Ferreira (1975, p. 281) “conjunto de traços psicológicos, o modo de ser, de agir e de sentir de um indivíduo”.

Conforme ressalta Silva (1988, p. 130),

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

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

Santos (2000, p. 45) concorda dizendo:

para análise desse critério, é indispensável que existam informações históricas do cliente (internas e externas ao estabelecimento que concede o crédito) que evidenciem intencionalidade e pontualidade na amortização de empréstimos.

Pode-se sumarizar a definição a respeito de caráter dizendo que é uma inferência sobre o tomador do financiamento, bem como seus hábitos de pagamento, pontualidade e análise acerca das informações do mercado sobre seu comportamento com outros financiadores.

2.4.1.2 Capacidade

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

De acordo com Securato (2002, p. 35), na pessoa física a capacidade de pagamento está diretamente relacionada à renda. Pode também ser representada pela história do indivíduo na capacidade de pagamento dos compromissos financeiros anteriores.

Segundo Silva (1988), o caráter está associado com a intenção do tomador de saldar sua dívida. É o conjunto de qualidades que diferenciam o devedor em vista de seus hábitos de pagamento. Fazem parte desse contexto: pontualidade nos compromissos anteriores; tradição de pagamento e restrições que possa haver sobre o nome do devedor.

2.4.1.3 Capital

Potencial financeiro para fazer frente aos compromissos financeiros ou contratuais. Fazem parte desta análise dados referentes a renda e as aplicações financeiras.

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

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

2.4.1.4 Colateral

São as garantias adicionais apresentadas pelo devedor a fim de atender às demandas daquele que concede o crédito. Devem ser aplicadas ao colateral as mesmas regras que foram aplicadas ao devedor. Normalmente as garantias colaterais ultrapassam o valor do crédito concedido para proteger o credor.

Colateral pode ser definido como o que está ao lado e que tem direção paralela. Na análise de crédito, de acordo com Silva (1988, p. 155), o colateral refere-se à capacidade do tomador em colocar à disposição garantias suplementares. A garantia é uma obrigação acessória a uma obrigação principal, isto é, colateral, ao lado, paralela.

O autor ainda alerta que, como obrigação auxiliar, o colateral deve ser avaliado como uma fase complementar à análise de crédito, pois as garantias não fazem parte do risco de crédito. Conforme o risco seja identificado durante o processo de análise, o tomador se ajusta às garantias necessárias. Assim, as garantias são desejadas por parte da concedente do crédito com o objetivo de minimizar potenciais riscos que durante o processo foram evidenciados.

2.4.1.5 Conglomerado

Para Silva (1988, p. 164), conglomerado refere-se “à análise não apenas de uma empresa específica que esteja pleiteando crédito, mas também ao exame do conjunto do conglomerado de empresas no qual a pleiteante de crédito esteja contida”. Para esse autor, existe uma disposição de as organizações adotarem as políticas e diretrizes do controlador. Dessa forma, a avaliação também deve levar em conta os fatores que influenciam e regem o grupo de empresas do qual a tomadora de crédito faz parte.

2.4.1.6 Condições

Condições econômicas vigentes e (ou) características dos indivíduos que podem maximizar ou minimizar a capacidade de adimplir do devedor. Para pessoas jurídicas devem levar em conta as políticas governamentais, bem como a conjuntura nacional e internacional, pois podem influenciar de forma importante a capacidade de saldar e honrar contratos do devedor.

Para Silva (1988, p. 140), fica evidente que existe um macro ambiente de que a organização faz parte, que exerce forte influência na atividade empresarial: “nesse macro ambiente estão o governo, a conjuntura internacional e os concorrentes”. As interações desse cenário macro se manifestam de forma positiva, representando oportunidades para a organização, mas trazem dificuldades quando aparecem ameaças.

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

2.4.2 Modelos de pontuação de crédito (*credit scoring*)

Segundo Coradi (2002), o foco central do *scoring* é avaliar a qualidade e as características do futuro tomador de crédito dentro de um grande conjunto de indivíduos, ou seja, de centenas ou até mesmo milhares de indivíduos e organizações. Sendo assim, a principal aplicação das técnicas de *score* é direcionada para grandes volumes de crédito.

Ainda de acordo com Coradi (2002), o critério de *score* é utilizado nas avaliações feitas em grande escala de forma massificada, no qual, a rapidez pode significar um diferencial competitivo.

Os modelos de pontuação de crédito, conhecidos popularmente como *credit scoring*, costumam ser estáticos, dado que não consideram o prazo até a inadimplência, e são construídos com base num par de instantâneos de um ponto no

tempo (KARAKOULAS, 2006).

Nesse sentido, a modelagem por meio de pontuação pode perder a capacidade preditiva durante o período recessivo de uma dada economia, caso as características ou a população de clientes sejam sensíveis aos ciclos econômicos, alterando-se ao longo do tempo. Securato (2002, p. 32) define o *credit scoring* como sendo:

o modelo de avaliação do crédito aplicável a pessoas físicas e jurídicas. Na aplicação às pessoas físicas propõe-se a compilação dos dados constantes na ficha cadastral com parâmetros quantitativos e qualitativos previamente estabelecidos; desta forma, dados obtidos dos clientes são confrontados com os parâmetros a que se referem, e serem pontuados.

Os modelos de pontuação de crédito (*credit scoring*) usam dados sobre as características do devedor para se calcular a probabilidade de inadimplência. Combinando características econômicas e financeiras, deve-se: (a) estabelecer numericamente quais fatores são importantes para explicar o risco e inadimplência; (b) avaliar a importância desses fatores; (c) melhorar a precificação do risco de inadimplência; (d) projetar o montante para devedores duvidosos; (e) calcular as reservas para fazer frente às perdas esperadas pelos devedores duvidosos.

Altman e Haldeman (1995, p. 12) enfatizam que esses modelos de *credit corem* deveriam ser fundamentados na história e não somente em “modas passageiras”, mensurando-se os padrões de riscos ou perdas e, produzindo resultados consistentes ao longo do tempo. Tais autores ainda alertam para o fato de que a escolha de um sistema de *credit corem* deve ser feita de forma cautelosa, procedendo a uma série de testes preliminares nos quais se avalie efetivamente o melhor modelo para a instituição.

Para as IEFM, na dificuldade de se encontrarem informações públicas disponíveis sobre a qualidade do pretendente ao crédito, que no caso das IEFM é o responsável financeiro, normalmente se buscam informações em sistemas instituídos, por exemplo, a Centralização dos Serviços de Bancos S. A. – Serasa - (ÁVILA FILHO, 1992, p. 105), Serviço de Proteção ao Crédito (SPC), entre outros.

Os dados obtidos nesses sistemas permitem que a IEFM faça um julgamento sobre a probabilidade de inadimplência do possível “comprador” de seus serviços. Essas informações também são usadas no sentido de precificar o risco a ser adicionado ao preço das mensalidades.

Parkinson e Ochs (1998, p. 24) procuram classificar os principais modelos usados na avaliação de concessão de crédito, pautando-se em sistemas de *credit corem* em três tipos básicos:

- 1º tipo: *Predictive Scoring* => nesse tipo de sistema **avalia-se se o cliente pagará sua dívida em dia ou com atraso**. Ele é usado antes de se conceder o crédito e depende de uma volumosa quantidade de informações estatísticas sobre o cliente;
- 2º tipo: *Risk Scoring* => esse sistema é usado para **prever se o cliente atual tem maior probabilidade de pagar sua dívida ou de incorrer em inadimplência**. Neste caso, ele avalia o potencial de cobrança dos clientes;
- 3º tipo: *Default Scoring* => nesse tipo de sistema tem-se a **previsão de um determinado cliente candidato ou não à falência**.

Vale salientar que as instituições, de maneira geral, podem fazer uso de um único modelo para ancorar todas as suas decisões de concessão de crédito, ou mesmo utilizar modelos específicos para cada decisão de crédito tomada de acordo com suas especificidades.

2.4.3 A Técnica de *rating* e a Resolução 2.682/99 do BACEN

Securato (2002, p. 183) afirma que as agências de *rating* são organizações que fornecem serviços de análise, operando sob o princípio de “independência, objetividade, credibilidade e *disclosure*”.

No mundo, as agências mais conhecidas são a *Moody's*, a *Standard and Poor's* e a *Fitch IBCA*. No Brasil, existe uma agência nacional, a *SR Rating*, além das filiais destas empresas americanas. Segundo Löffler (2004, p. 696),

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

Conforme Crouhy, Galay e Mark (2004, p. 233), os sistemas de classificação de crédito objetivam a avaliação do risco de crédito, baseando-se tanto em avaliações qualitativas, quanto em quantitativas. Os analistas levam em consideração diversos atributos de uma empresa: gerenciais, financeiros, quantitativos e qualitativos.

Esses analistas avaliam a saúde financeira da empresa e verificam se os lucros e os fluxos de caixa são suficientes para cobrir as obrigações de seu endividamento. Devem ser analisadas a qualidade e a liquidez dos ativos da empresa. Também devem ser analisadas as características do setor da empresa e sua posição relativa nesse setor.

Crouhy, Galay e Mark (2004, p. 236), mostram que o processo de classificação passa por questões de análise de riscos soberanos e macroeconômicos, previsões setoriais e tendências regulatórias, chegando a atributos específicos como a qualidade da gerência e posições operacionais e financeiras.

Em 21 de Dezembro de 1999, o Conselho Monetário Nacional (CMN) por intermédio do Banco Central do Brasil, aprovou a Resolução 2.682 que surgiu para regular a análise de risco efetuada pelas instituições financeiras (VICENTE, 2001), tal como encontra-se no Anexo II deste trabalho.

Essa Resolução é baseada nos modelos internacionais de análise de riscos, principalmente nos modelos de *rating* definidos pelas agências internacionais, a exemplo da Standad & Poors e Moody's, duas das maiores agências na área, nos Estados Unidos (SILVA, 2006).

A Resolução 2.682/99 define que as operações de crédito das Instituições Financeiras devem ser analisadas conforme dois critérios: (a) por ordem crescente de risco (em que "AA" representa risco zero e "H" o maior risco) e (b) por dias vencidos.

Conforme Silva (2006), a Resolução 2.682/99 não define um modelo padrão a ser seguido pelas instituições para a ordenação do risco, mas sim, dá diretrizes para chegar-se ao cálculo do modelo a ser adotado, deixando a cargo das instituições a

adoção do melhor critério de análise. Contudo, quanto ao critério de dias vencidos, a Resolução é bastante clara, fornecendo o percentual a ser empregado em cada uma das classificações dadas, conforme evidencia o Quadro 3:

Nível	% Provisão	Dias de Atraso
AA	0,0	0
A	0,5	1 a 14
B	1,0	15 a 30
C	3,0	31 a 60
D	10,0	61 a 90
E	30,0	91 a 120
F	50,0	121 a 150
G	70,0	151 a 180
H	100,00	superior a 181

Quadro 3 – Quadro de classificação de risco
Nota: Resolução 2682 de 21 de dezembro 1999 do CMN

Segundo Marques (2002), o critério adotado pela Resolução 2.682/99 é extremamente conservador e, por vezes, prejudicial às instituições, porque as obrigam a reservar a maior parcela de recursos na forma de provisões e reservas, que poderia estar sendo mais bem empregada em sua operação para geração de recursos.

Os critérios definidos pelo Banco Central do Brasil, na forma da Resolução 2.682/99, para as Instituições Financeiras, são aqui estendidos a uma Instituição de Ensino Fundamental e Médio (IEFM), para análise de uma amostra não probabilística intencional de sua carteira de clientes e definição do risco de inadimplência, estimado na forma de Provisão para Devedores Duvidosos (PDD). Para estimação do melhor modelo de inadimplência utiliza-se a técnica de regressão logística.

A PDD, também chamada de Provisão para Créditos de Liquidação Duvidosas (PCLD), tem como uma de suas funções fazer com que o resultado contábil das empresas ou instituições espelhe as prováveis perdas decorrentes de insolvência em sua carteira de crédito (nas instituições financeiras ou contas a receber para as demais empresas). A PDD também pode ser considerada uma ferramenta administrativa que demonstra a qualidade da carteira de crédito das empresas, fornecendo bons indícios para avaliação das políticas de crédito em vigor.

Esse sistema de avaliação de risco tem sido utilizado largamente no Brasil e em algumas regiões do mundo, inclusive por autoridades reguladoras, com base na provisão de créditos e alocação de capital em instituições financeiras. Trata-se de uma métrica que avalia uma série de critérios subjetivos (fatores) ou não, atribuindo-se uma nota a cada um deles e, posteriormente, uma nota final ao conjunto dos fatores avaliados. Pautando-se nessa nota final, tem-se a atribuição do rating, isto é, uma classificação de risco para o tomador do empréstimo.

2.5 O GERENCIAMENTO DE RISCOS

O gerenciamento de riscos pode ser visto como um processo sistemático de tomada de decisões visando solucionar possíveis problemas. A gestão eficiente dos riscos pode envolver a adoção racional para a tomada de decisões, pautando-se na premissa de que a estruturação adequada de um processo pode gerar melhores decisões com o passar do tempo.

O que leva um indivíduo a saltar de pára-quedas sem ter uma necessidade aparente? Por que os indivíduos são mais propícios a ter medo de utilizar um transporte aéreo que a dirigir um veículo, embora seja estatisticamente comprovado que acidentes automobilísticos ocorrem com muito mais freqüência que acidentes aéreos?

Não existem respostas fáceis ou simples a esses questionamentos; mas, qualquer que seja a tentativa de responder a essas questões, a palavra “risco” sempre está presente. Segundo Hill e Dinsdale (2003), risco é função tanto da caracterização empírica de risco que geralmente é conceituado como o produto da probabilidade e magnitude da ocorrência de algum evento, bem como, dentro de contextos culturais, sociais e políticos que afetam as reações e percepções das pessoas diante de eventos incertos.

A gestão de riscos é um processo ordenado de tomada de decisões e resolução de problemas. A gestão eficaz de riscos pressupõe uma abordagem racional para a tomada de decisão, fundamentada na premissa de que, com o passar do tempo, haja uma geração de argumentos suficientemente sólidos para produzir decisões de melhor qualidade.

De acordo com Hill e Dinsdale (2003), esse processo deve ser visto como um “ciclo contínuo de aprendizagem e introdução de melhorias”. É evidente que o processo de gestão de riscos está baseado principalmente nos indivíduos, e são eles que devem gerir de forma eficaz esse contexto. Na dimensão individual, os conhecimentos, as competências, os aspectos culturais (background), nas crenças e nos valores serão buscados os modelos mentais para orientar a tomada de decisão. Desta forma, é fundamental que cada indivíduo entenda sua função no processo de gestão de risco.

A capacidade de uma organização gerenciar riscos está diretamente relacionada com as habilidades de seus colaboradores. Ao se analisar uma IEFM e sua gestão de risco, pergunta-se: até que ponto as IEFM gerenciam eficazmente os riscos a que estão expostas?

Gestão de riscos, segundo a *Treasury Board Secretariat* – TBS (2001) - pode ser vista como:

uma abordagem sistemática voltada para o estabelecimento do melhor curso de ação possível em um ambiente marcado por incertezas por meio da identificação, compreensão, atuação objetiva e comunicação das questões que envolvam riscos.

As IEFM enfrentam muitos riscos em suas atividades: por exemplo, a diminuição de discentes de um ano para outro, perda de quadro funcional com habilidades específicas (docentes especialistas em áreas de ensino), inadimplência ou legislação divergente aos interesses da organização. O foco da gestão de risco é aumentar os benefícios e reduzir os custos de setores e atividades nas quais os resultados são incertos.

Segundo Hill e Dinsdale (2003), a gestão de riscos exige por parte dos gestores identificarem as potenciais áreas de risco e tomar medidas preventivas para evitá-los ou ao menos minimizar a exposição da organização. A gestão de risco exige que os limites do subjetivo e do intuitivo sejam transpostos, e se adote uma postura “ativa, sistemática, holística e integrada”. De acordo com os autores supracitados, os riscos podem ser gerenciados mudando-se tanto a natureza de suas conseqüências, como a probabilidade de que determinado evento ocorra. Para que isso aconteça é necessário administrar a atividade ou a situação que gera o risco.

Na prática, ao se buscar a gerência de risco, o que se procura de fato não é gerenciar o risco em si, mas, as situações que o geram. A gestão de risco é importante, pois evita eventos indesejáveis reduzindo a probabilidade e a severidade desses eventos, além de prever os riscos futuros e ensinando a organização a lidar de maneira pró-ativa diante deles; o que abre oportunidades para a criatividade e a inovação (HILL; DINSDALE, 2003).

Meulbroek (2000) sugere que as empresas tenham três maneiras de programar estratégias de gerenciamento de risco: modificando as operações da organização; ajustando suas estruturas de capital; ou utilizando instrumentos pretendidos. A organização deve considerar essas três abordagens de forma integrada a fim de que a meta geral possa ser alcançada. Essa abordagem conjunta requer não somente “planejamento tático”, mas, o “planejamento estratégico”.

Crouhy, Galay e Mark (2004) sugerem limites de risco aos quais as organizações podem permitir aos colaboradores correr, enfatizando que:

Talvez faça sentido deixar claros certos “limites de risco”. Isto é, permitir que a gerência opere dentro de uma determinada zona de preços e taxas, e seja exposta ao risco dentro dessa zona, não permitindo exposição ao risco além desses limites. Nesse caso, os limites devem ser claramente estabelecidos.

Os mesmos autores ainda esquematizam a abordagem para o gerenciamento de risco, tal como pode ser visto na Figura 7.

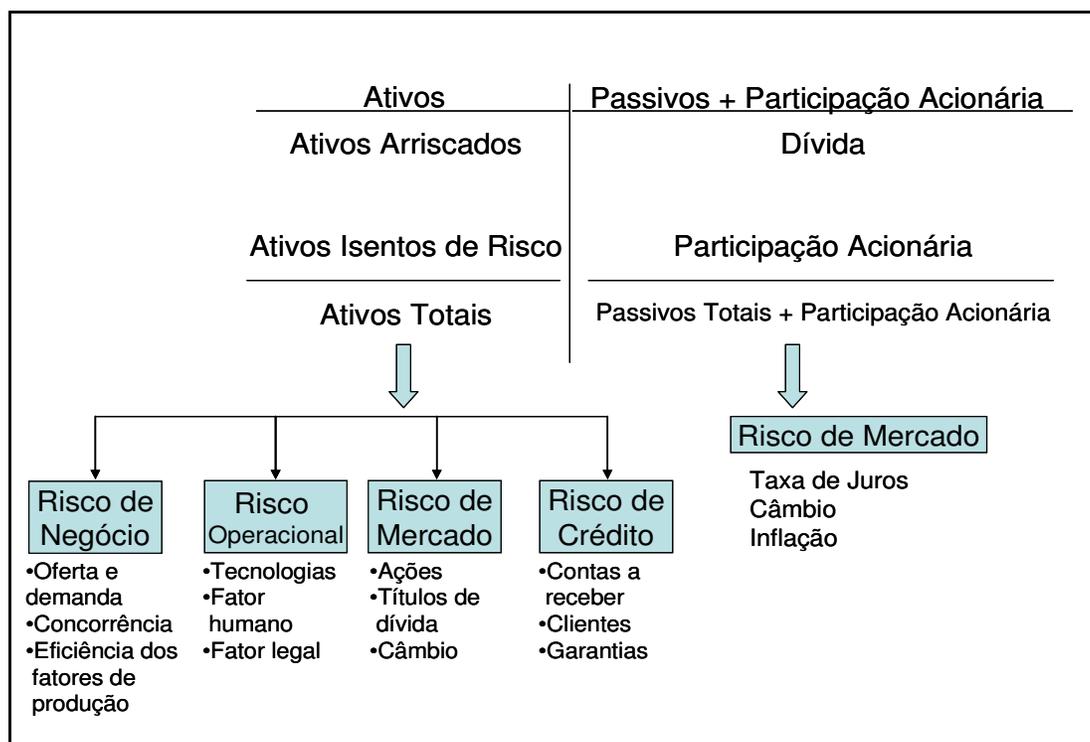


Figura 7 – Abordagem ao gerenciamento de risco para toda empresa
 Fonte: Crouhy, Galay e Mark (2004, p.552))

Wildavsky (1979) ainda afirma que a ascensão do risco torna-se uma pré-condição fundamental para o desenvolvimento do ser humano. Se porventura não se assumissem mais riscos, as inovações técnicas e sociais desapareceriam.

2.5.1 O processo de gestão de riscos

Muitas estruturas diferentes foram desenvolvidas para orientar o processo de gestão de riscos. Segundo Hill e Dinsdale (2003), essas estruturas refletem as circunstâncias específicas da organização na qual são aplicadas. A base desse processo é um ciclo fundamentado em quatro fases evidenciadas na Figura 8.

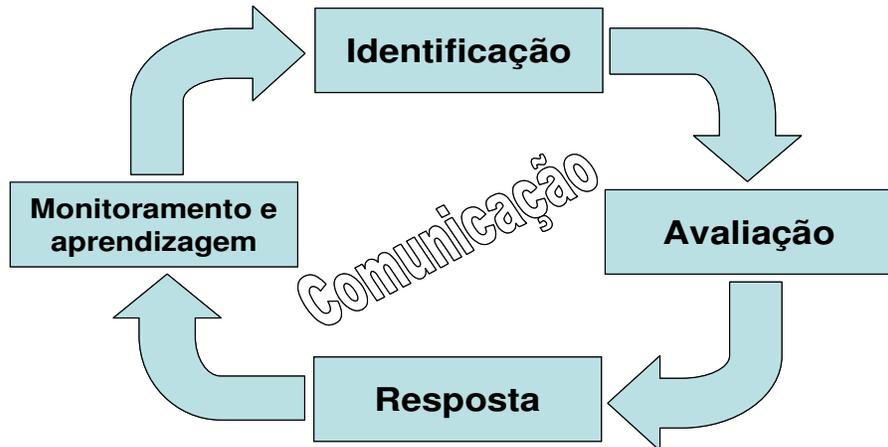


Figura 8 – Ciclo básico da gestão de riscos
Fonte: Hill e Dinsdale, Caderno ENAP (2003, v. 23)

A representação desse ciclo como cadeia contínua de aprendizagem é uma maneira de lembrar aos gestores da organização que a gestão eficaz de riscos depende, em grande parte, da manutenção de um processo regular de *feedbacks*, aprendizagem e introdução de melhorias às atividades da organização, especialmente àquelas que envolvam riscos.

3 METODOLOGIA DA PESQUISA

Neste capítulo, apresentam-se todos os aspectos concernentes à metodologia aplicada nesta pesquisa, podendo ser brevemente sumarizados como: na seção 3.1, tem-se a caracterização da pesquisa; na seção 3.2, tem-se as perguntas de pesquisa; na seção 3.3 encontra-se o processo de amostragem; a seção 3.4 traz a descrição da coleta e tratamento dos dados; na seção 3.5, tem-se um breve histórico sobre a organização pesquisada; na seção 3.6, encontram-se as definições constitutiva e operacional das variáveis a serem modeladas; na seção 3.7, é apresentada uma breve descrição sobre o modelo Logit binário e multinomial.

3.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

O método de pesquisa compõe-se de todas as etapas dispostas de modo sistematizado e seqüencial utilizado num trabalho científico. Nesta pesquisa, o método empregado foi o dedutivo, que é definido por Lakatos e Marconi (1991) como um método no qual a busca por soluções parte de teorias ou leis previamente aceitas.

No que tange à natureza da aplicação esse trabalho pode ser caracterizado como uma Pesquisa Aplicada. Jung (2004, p. 148) destaca:

A pesquisa aplicada tem por objetivo principal a obtenção de um novo produto ou processo. Nesse tipo de pesquisa são utilizados os conhecimentos gerados por pesquisas básicas como também tecnologias existentes.

O mesmo autor ainda enfatiza que esse tipo de pesquisa, além de promover a geração de novos produtos e processo, produz também conhecimentos que são disseminados pelos pesquisadores diretamente em empresas, ou em congressos, feiras, seminários ou mesmo em manuais técnicos.

No que diz respeito aos objetivos da pesquisa, este trabalho pode ser caracterizado como uma Pesquisa Descritiva, pois, como evidencia Vergara (2000, p. 47), a pesquisa descritiva evidencia as características de certa população ou

fenômeno, estabelecendo correlações entre variáveis e definindo sua natureza. "Não têm o compromisso de explicar os fenômenos que descreve, embora sirva de base para tal explicação".

Gil (1991, p. 46) afirma que algumas pesquisas descritivas extrapolam a simples identificação da existência de relações entre variáveis, buscando determinar a natureza dessa relação. Segundo esse autor, "embora definidas como descritivas a partir de seus objetivos, acabam servindo mais para proporcionar uma nova visão do problema, o que as aproxima das pesquisas exploratórias."

Neste caso, após a coleta dos dados, pretende-se realizar uma análise das relações entre as variáveis a serem modeladas visando estabelecer uma análise, *a posteriori*, da determinação dos diferentes efeitos resultantes na organização objeto de investigação.

Em relação aos procedimentos para execução da pesquisa, pode-se classificar essa pesquisa como um Estudo de Caso numa organização educacional de ensino fundamental e médio do Estado do Paraná.

A abordagem por meio do estudo de caso é considerada importante na visão de Jung (2004, p. 158), pois o pesquisador tem como finalidade maior entender "como" e "por quê" funcionam as "coisas". Para Yin (2001, p. 44), um caso pode ser interpretados como

(...) algum evento ou entidade que é menos definido do que um único indivíduo. Já se realizaram estudos de caso sobre decisões, sobre programas de vários tipos, sobre o processo de implantação de alguma coisa em alguma empresa ou entidade e sobre uma mudança organizacional.

Neste contexto, busca-se, por meio do estudo de caso nessa organização educacional, compreender o fenômeno da inadimplência, entendendo concomitantemente as relações entre as variáveis componentes do modelo, além de propor posteriormente um conjunto de ações que visem a um gerenciamento eficaz dos riscos envolvidos nas operações financeiras.

Esta pesquisa também pode ser caracterizada quanto à aquisição de referências bibliográficas. Nesse sentido, o presente trabalho pode ser visto como uma Pesquisa Bibliográfica que tem por finalidade conhecer as diferentes contribuições científicas existentes que já foram realizados acerca dos temas crédito e (ou) inadimplência.

Oliveira (2000, p. 19) enfatiza que a pesquisa bibliográfica acaba se transformando em rotina para os pesquisadores e profissionais que necessitam de constante atualização. Logo, busca-se consultar diversos trabalhos nacionais e (ou) internacionais sobre o tema crédito e (ou) inadimplência como forma de dar suporte teórico ao trabalho proposto.

Esta pesquisa pode ainda ser caracterizada em função do Tempo de coleta e aplicação (dimensão do tempo). Neste caso, o referido trabalho pode ser visto como um Estudo de Corte Transversal.

O estudo transversal em relação ao tempo, na visão de Jung (2004, p. 164), é aquele que se realiza num determinado instante de tempo (t), quando a observação que irá caracterizar a situação ou mesmo qualidade do fenômeno estudado refere-se àquele exato corte temporal. Essa forma de coleta dos dados é relativamente rápida e representa apenas uma parcela da totalidade das características do objeto de investigação.

Em relação aos **Procedimentos Técnicos** utilizados neste trabalho de pesquisa, faz-se o uso do **Método de Levantamento de Campo**. Esse tipo de método foi usado como objetivo de obter informações a partir do questionamento dos entrevistados, tendo como principais vantagens: a facilidade, confiabilidade e a simplicidade. A utilização de perguntas com perguntas predeterminadas reduz a variabilidade de resultados que pode ser causada por diferenças entre os entrevistadores e realça a confiabilidade das respostas, simplificando, desse modo, a codificação, a análise e a interpretação dos dados coletados (MALHOTRA, 2005, p. 136).

O Quadro 4 evidencia de forma sumarizada a metodologia aplicada na realização do trabalho.

Título do projeto	Risco de inadimplência em uma instituição de ensino fundamental e médio do Paraná: aplicação da Resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil	
Problema de pesquisa	Qual a relação existente entre os fatores sócio-econômicos dos responsáveis financeiros pesquisados e o risco de inadimplência em uma IEFM privada do Estado do Paraná?	
Objetivo geral	Determinar o risco de inadimplência em uma IEFM, composta por 20 unidades educacionais, privada, no Estado do Paraná, baseando-se na Resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil.	
Objetivos específicos	Realizar um levantamento junto aos responsáveis financeiros dos discentes regularmente matriculados, considerados adimplentes e inadimplentes;	
	Estabelecer com base na Resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil (BACEN) um sistema de classificação de risco ou <i>rating</i> dos responsáveis financeiros;	
	Estabelecer uma métrica científica para constituição de Provisão para Crédito de Liquidação Duvidosa (PCLD);	
	Evidenciar valores ou percentuais ótimos para definição de provisão para créditos de liquidação duvidosa (PCLD);	
	Estabelecer um conjunto de ações aos gestores financeiros da instituição pesquisada, de modo a proceder um gerenciamento eficaz dos riscos de inadimplência.	
Suporte metodológico da pesquisa	Classificação da pesquisa	Natureza da aplicação: Pesquisa aplicada;
		Objetivos da pesquisa: Pesquisa descritiva;
		Procedimentos para execução: estudo de caso;
		Aquisição de referências bibliográficas: Pesquisa bibliográfica;
		Dimensão do tempo: Corte transversal;
Procedimentos técnicos: levantamento de campo.		

Quadro 4 – Esquema metodológico da pesquisa

Destaca-se que todas as etapas dispostas no Quadro 4 visam tão somente orientar o pesquisador com relação aos procedimentos cientificamente estabelecidos, pautando-se em métodos já reconhecidos e aceitos, que visam à obtenção de novos conhecimentos.

3.2 AS PERGUNTAS DE PESQUISA

Pautando-se no problema de pesquisa formulado na seção 1.3 no capítulo introdutório desta dissertação, enunciada como: qual a relação existente entre os fatores sócio-econômicos dos responsáveis financeiros pesquisados e o risco de inadimplência em uma IEFM privada do Estado do Paraná?

A pergunta básica da pesquisa é seccionada em três perguntas de pesquisa que visam o norteamento da análise dos dados:

- a) quais valores ótimos são necessários para a constituição da provisão para créditos de liquidação duvidosa (PCLD) na instituição pesquisada?
- b) o modelo estimado para previsão da inadimplência dos responsáveis financeiros possui capacidade preditiva aceitável aos olhos dos gestores financeiros?
- c) quais as principais ações que podem ser propostas aos gestores financeiros da instituição pesquisada, de modo a proceder o gerenciamento eficaz dos riscos de inadimplência?

3.3 PROCESSO DE AMOSTRAGEM

Para a elaboração desta pesquisa, utiliza-se como técnica de amostragem a amostragem não-probabilística, que depende do julgamento do pesquisador para a escolha dos elementos a serem pesquisados. Dentre as técnicas de amostragem existentes, destacam-se a amostragem por conveniência, por julgamento, por quotas e a autogerada (MALHOTRA, 2005, p. 265).

Nesta pesquisa utiliza-se a técnica de amostragem por conveniência que, segundo Hair Jr. et al (2005), esse tipo de amostragem é utilizado quando o pesquisador faz uso dos dados disponíveis para análise, não podendo, contudo, extrapolar os dados, visto que normalmente não se conta com um número de casos suficientes ou com suporte para tal, devendo ficar circunscrito ao fenômeno

estudado.

Para Malhota (2005), a amostragem por conveniência tenta obter uma amostra de elementos com base na conveniência do pesquisador e a seleção das unidades a serem amostradas cabe principalmente ao entrevistador, além de ter a vantagem de ser barata e rápida e com fácil acessibilidade.

3.4 COLETA E TRATAMENTO DOS DADOS

Para a execução deste trabalho foi selecionada uma IEFM, que possui 20 unidades escolares, em 10 cidades localizadas no Estado do Paraná.

Elaborou-se um questionário que visa identificar o perfil sócio-econômico dos responsáveis financeiros dos alunos da IEFM em estudo (considerados como “os clientes” da IEFM). Foram enviados 3.000 questionários, o que corresponde a aproximadamente 30% de uma população total de 9.200 alunos, sendo recebidos um total de 894 questionários. Dos questionários recebidos, 603 ofereceram condição de ser selecionados, ou seja, estavam com todos os dados preenchidos e sem rasura na escolha dos dados.

A classificação de adimplência ou inadimplência baseia-se no fato de existir ou não algum saldo devedor em aberto, relativo ao cadastro do responsável financeiro pelo aluno. Não referenciando nomes ou documentos, o estudo também busca estimar um modelo para prever o valor da Provisão para Devedores Duvidosos a ser constituído com base nos critérios adotados pela Resolução 2.682/99 e utilização das técnicas de *credit scoring* a partir de modelos estatísticos de regressão logística: binária e multinomial.

A regressão logística binária é utilizada para o auxílio da classificação dos créditos dentro das faixas de rating do *credit scoring*. A técnica de regressão logística multinomial é usada com o objetivo de desvendar as principais características dos responsáveis classificados em cada uma das categorias dispostas na Resolução 2.682/99.

3.5 A ORGANIZAÇÃO PESQUISADA

A organização pesquisada e denominada nesta pesquisa de forma genérica “IEFM privada” é uma instituição de ensino presente há mais de 100 anos no Estado do Paraná. Sua rede de escolas conta com 20 instituições de ensino, que são geridas por meio de sua mantenedora sediada na cidade de Curitiba. Os cursos oferecidos vão desde o ensino infantil até o ensino universitário, mas, o escopo deste trabalho limita-se ao ensino fundamental e médio.

Algumas características desta organização são: entidade filantrópica de cunho confessional protestante; possui atualmente (ano de 2006) aproximadamente 800 funcionários e está presente em 10 municípios do Estado do Paraná.

3.6 DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS

Para Jung (2004, p. 108), as variáveis são grandezas que variam ao longo do tempo. E, toda e qualquer metodologia para aquisição de conhecimentos pautando-se no método científico, emprega e leva em consideração as variáveis existentes e que podem interagir com os fenômenos estudados.

O Quadro 5 apresenta as definições das variáveis candidatas que farão parte do modelo a ser estimado no presente trabalho. As variáveis foram estabelecidas com base no trabalho elaborado por Marques (2002). Vale salientar que a variável dependente nesta pesquisa refere-se à inadimplência, enquanto as variáveis independentes são as demais variáveis apresentadas no Quadro 5.

Variável	Codificação	Definição	Mensuração
Estado Civil	(estado_civil)	Refere-se ao estado civil do responsável financeiro.	Mensurado a partir de uma escala adaptada de <i>likert</i> de 3 pontos: 1 = casado, 2 = solteiro e 3 = outros.
Sexo	(sexo)	Refere-se ao gênero do responsável financeiro do discente regularmente matriculado, podendo ser Masculino ou Feminino;	Mensurado usando-se uma variável dicotômica: 1 = masculino e 2 = feminino.
Faixa Etária	(faixa_etária)	Refere-se a faixa etária do responsável financeiro;	Mensurado a partir de uma escala de <i>likert</i> de 5 pontos: 1 = idade igual ou menor de 20 anos, 2 = idade igual a 21anos até 30 anos, 3 = idade igual 31 anos até 40 anos, 4 = idade igual a 41 até 50 anos e 5 = idade igual ou superior a 51 anos;
Tempo de Serviço no Emprego Atual	temp_serv_empreg_atual)	Refere-se ao tempo em que o responsável financeiro está no emprego atual;	Mensurado a partir de uma escala de <i>likert</i> de 5 pontos: 1 = tempo de serviço no mesmo emprego até 3 anos, 2 = tempo de serviço no emprego atual de 3 a 7 anos, 4 = tempo de serviço no emprego atual de 7 a 10 anos, 4 = tempo de serviço no emprego atual de 11 ou mais anos e 5 = desempregado.
Residência Própria ou Alugada	(Residencia)	Determina se a residência do responsável financeiro e própria ou alugada.	Mensurado usando-se uma variável dicotômica: 1 = residência própria e 2 = residência alugada;
Tempo de residência no mesmo imóvel	(temp_residencia)	Refere-se ao gênero do responsável financeiro do discente regularmente matriculado, podendo ser Masculino ou Feminino;	Mensurado da seguinte forma: 1 = tempo de residência de até 3 anos, 2 = tempo de residência de 3 a 7 anos, 3 = tempo de residência de 7 a 10 anos e 4 = tempo de residência igual ou superior a 11 anos.
Quantidade de filhos	qtde_filhos	Refere-se a quantidade de filhos do responsável financeiro;	Mensurado a partir de uma escala de <i>likert</i> de 5 pontos: 1 = responsáveis financeiros com 1 filho, 2 = responsáveis financeiros com 2 filhos, 3 = responsáveis financeiros com 3 filhos, 4 = responsáveis financeiros com 4 filhos e 5 = responsáveis financeiros com 5 ou mais filhos.
Quem é o responsável financeiro?	resp_financeiro	Refere-se a quem é o responsável financeiro do aluno;	Mensurado a partir de uma escala de <i>likert</i> de 5 pontos: 1 = o pai é o responsável financeiro, 2 = a mãe é o responsável financeiro, 3 = ambos (pai e mãe) são os responsáveis financeiros, 4 = parentes são responsáveis financeiros e 5 = outras pessoas são responsáveis financeiros.
O responsável fez algum empréstimo nos últimos dois anos ?	emp_ultim_2anos	Refere-se a se o responsável financeiro pelo aluno fez algum empréstimo nos últimos 2 anos;	Mensurado usando-se uma variável dicotômica: 1 = o responsável financeiro realizou algum empréstimo nos últimos dois anos e 2 = não realizou.
Renda	renda	Refere-se aos rendimentos informados pelos responsáveis financeiros;	Mensurado da seguinte forma: 1 = renda até R\$ 999,00, 2 = renda entre R\$ 1.000,00 e R\$ 2.499,00, 3 = renda entre R\$ 2.500,00 e R\$ 4.999,00 e 4 = renda superior a R\$ 5.000,00.
Quantidade de dependentes de cada responsável financeiro	qtde_dependentes	Refere-se à quantidade de dependentes de cada responsável financeiro;	Mensurado a partir de uma escala de <i>likert</i> de 5 pontos: 1 = um dependente, 2 = 2 dependentes, 3 = 3 dependentes, 4 = 4 dependentes e 5 = cinco ou mais dependentes.

Quadro 5: Definições das variáveis
Fonte: Adaptado de Marques (2002)

Quantidades de veículos	qtde_veiculos	Refere-se à quantidade de veículos do responsável financeiro;	Mensurado da seguinte forma: 1 = aqueles que não possuem veículo, 2 = 1 veículo, 3 = 2 veículos e 4 = 3 ou mais veículos.
Cartão de crédito	cartão_credito	Refere-se ao fato do responsável tem ou não cartão de crédito;	Mensurado usando-se uma variável dicotômica: 1 = o responsável possui cartão de crédito e 2 = se não possui;
Situação profissional atual	situação_profissional	Refere-se ao fato de saber qual é a situação de emprego do responsável financeiro no momento da pesquisa	Mensurado a partir de uma escala de <i>likert</i> de 5 pontos: 1 = empregados do setor privado, 2 = empregados do setor público, 3 = autônomos, 4 = dono ou sócio de empresa e 5 = desempregado.
Se o responsável adquiriu imóveis nos últimos 3 anos?	aquisição_imovel_3anos	Refere-se ao responsável financeiro adquiriu algum bem imóvel nos últimos 3 anos;	Mensurado usando-se uma variável dicotômica: 1 = responsável adquiriu imóveis nos últimos 3 anos e 2 = se não adquiriu.
Cliente Bancário	cliente_bancário	Refere-se ao fato saber se o responsável financeiro é cliente da rede bancária;	Mensurado usando-se uma variável dicotômica: 1 = responsável financeiro é cliente da rede bancária e 2 = não é.
Adimplente e Inadimplente	situação_AD_IN	<u>Adimplentes</u> : refere-se ao responsável financeiro com todas as parcelas das mensalidades escolares efetivamente quitadas até a data de vencimento; <u>Inadimplentes</u> : refere-se ao responsável financeiro com uma ou mais parcelas a mais de 30 dias;	Mensurado usando-se uma variável dicotômica: 1 = adimplentes e 2 = inadimplentes.
Valor da Parcela	valor_parcela	Refere-se ao valor em reais da parcela mensal;	Variável métrica mensurada em moeda corrente brasileira reais (R\$): menor parcela R\$135,00 até a maior parcela de R\$ 408,00.
Quantidade de parcelas em atraso	parcelas_atraso	Refere-se a quantidade de parcelas em atraso	Mensurado a partir de uma escala adaptada de <i>likert</i> de 6 pontos 0 = nenhuma parcela em atraso, 1 = 1 parcela, 2 = duas parcelas, 3 = 3 parcelas, 4 = 4 parcelas, 5 = 5 parcelas e 6 = 6 parcelas em atraso.
Saldo Devedor	saldo_devedor	Refere-se ao saldo devedor do responsável financeiro;	Variável métrica mensurada em moeda corrente brasileira reais (R\$): menor valor R\$ 135,00 e maior valor R\$ 2.448,00.

Quadro 5: Definições das variáveis (Continuação)

Fonte: Adaptado de Marques (2002)

3.7 MODELAGEM POR MEIO DA REGRESSÃO LOGÍSTICA

As pessoas estão a todo instante numa situação em que precisam exercer opções de escolha, que vão desde uma viagem de negócios ao ter que optar por usar o transporte aéreo, veículo próprio, alugar um veículo ou um transporte coletivo terrestre, até situações de opções dicotômicas como comprar ou alugar um imóvel, contratar ou não mais mão-de-obra numa indústria.

Situações desta natureza são tratadas pela teoria do consumidor em microeconomia na qual supõe a “racionalidade” do consumidor. Ao fazer suas escolhas, ele maximiza sua função utilidade sujeita a uma condição particular orçamentária. Entretanto, a informação sobre a função utilidade individual não é exata ou, até mesmo, não é observável, mas apenas os resultados das escolhas do indivíduo são supostamente guiados pela função utilidade.

Uma visão alternativa, para minimizar os problemas inerentes a função utilidade, está fundamentada na construção de um modelo comportamental que procure clarear as opções feitas pelos indivíduos como uma função das suas características. Por meio dos modelos comportamentais é possível estimar a probabilidade de os indivíduos optarem a partir do conhecimento das suas características individuais. Tais modelos ao mesmo tempo permitem avaliar a importância relativa desse conjunto de características no processo da tomada de decisão e prognosticar a escolha (opção) que o indivíduo irá fazer.

Num caso mais simples, quando o indivíduo deve escolher uma entre duas opções mutuamente exclusivas, denotadas aqui por adimplente (AD) e inadimplente (IN), a escolha do indivíduo é representada por uma variável aleatória binária denotada por “Y” que assume o valor 1, se a alternativa adimplente (AD) for escolhida, e o valor 2 se a escolha recair sobre a alternativa inadimplente (IN). Em situações como esta, os modelos que relacionam a opção dos indivíduos com as respectivas características são chamados de **modelos de escolha binária**.

A modelagem por meio da análise discriminante é adequada quando a variável dependente é não métrica. No entanto, quando a variável dependente está dividida em apenas dois grupos, a regressão logística também é recomendada por muitas razões.

Inicialmente, a análise discriminante está sujeita a se atender de forma rigorosa às suposições de normalidade multivariada e de matrizes iguais de variância-covariância nos grupos analisados. Estas suposições em muitos grupos não são atendidas deixando o modelo de análise de discriminante com restrições na sua utilização.

A regressão logística não está atrelada à rigidez dessas suposições e apresenta-se muito mais consistente quando tais pressupostos não são atendidos. O que faz sua utilização apropriada em situações nas quais o modelo apresenta melhor consistência.

Outro fator ao se levar em conta está no fato de que, mesmo quando os pressupostos são atendidos, muitos pesquisadores escolhem a regressão logística por ser semelhante à análise de regressão, segundo afirmam Hair Jr. et al (2005)

(...) ambas têm testes estatísticos diretos, a habilidade de incorporar efeitos não-lineares e uma vasta gama de diagnósticos. Por essas e outras razões mais técnicas, a regressão logística é equivalente à análise discriminante de dois grupos e pode ser mais adequada em muitas situações.

Desta forma, ao escolher o modelo para o presente trabalho opta por aquele que melhor atendam às características das variáveis estudadas sem deixar de atender aos pressupostos teóricos do modelo de regressão.

3.7.1 Representação da variável dependente binária

Conforme relatam Hair Jr. et al (2005), na análise discriminante, o caráter não-métrico de uma variável dependente dicotômica é acomodado fazendo-se previsões de pertinência a grupo, baseadas em escores "Z" discriminantes. Essa situação requer o cálculo de escores de corte e a qualificação de observações a grupos.

A abordagem dos dados na regressão logística realiza essa tarefa de forma parecida à abordagem encontrada na regressão múltipla. Ela apresenta diferenciação da regressão linear múltipla, pois ela calcula diretamente a probabilidade de um fato ocorrer.

A despeito de o valor da probabilidade ser uma medida métrica, existem diferenças essenciais entre regressão múltipla e a regressão logística. Os valores de probabilidade variarão entre zero e um; entretanto, o valor previsto deve ser circunscrito, de maneira a estar no intervalo de zero a um.

Para determinar uma relação delimitada por zero e um, a regressão logística usa uma relação assumida entre as variáveis independentes e a variável dependente que é parecida com uma curva que lembra um formato de “S” tal como evidencia a Figura 9.

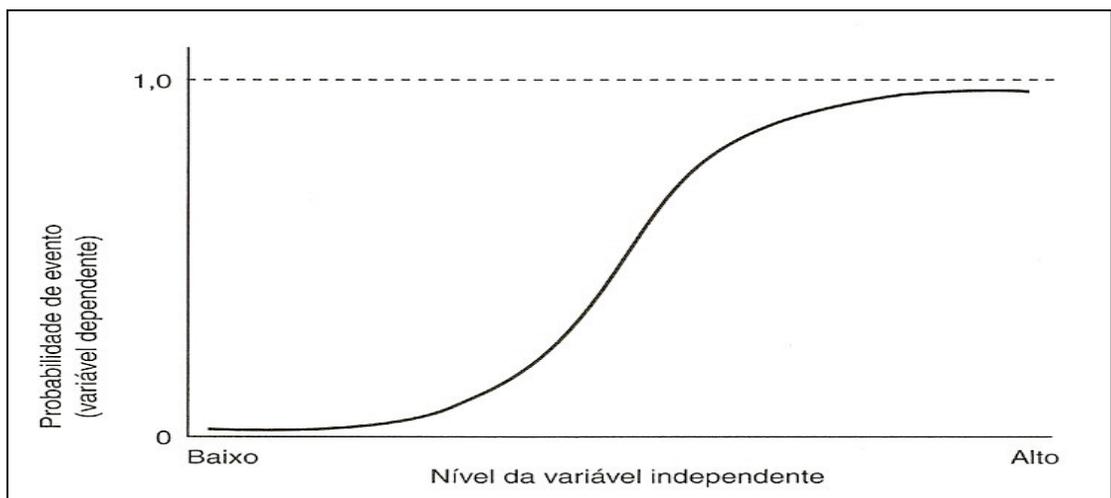


Figura 9 – Curva assintótica da regressão logística
Fonte: Hair Jr. et al. (2005, p. 232)

Baseando-se em valores muito baixos da variável independente, existe a probabilidade de ocorrência aproximar-se de zero e, de acordo com Hair Jr. et al (2005), quando a variável independente se eleva, a probabilidade aumenta, situando-se acima da curva, mas, logo em seguida a inclinação começa a diminuir, de forma que, em qualquer nível da variável independente, a probabilidade irá tender à unidade, mas, jamais excederá a esse valor.

3.7.2 O modelo de regressão logística binário

O modelo de regressão não-linear logístico é usado quando a variável dependente ou resposta é qualitativa assumindo dois resultados possíveis, sendo conhecido como **logit binário**. Este modelo ainda pode ser ampliado caso a variável resposta assumira mais de dois resultados possíveis, sendo conhecido como **logit multinomial**.

O modelo empírico formalizado de previsão de inadimplência escolar ex post pode ser descrito algebricamente de forma genérica tal como se encontra a expressão (1).

$$\Pr(Y_i) = (X_{i1}; X_{i2}; X_{i3}; \dots; X_{im}; b_1; b_2; b_3; \dots; b_m) \quad (1)$$

A expressão anterior evidencia que a probabilidade de inadimplência de um dado indivíduo “i” ($Y_i = 1$) é função das variáveis independentes X_{ij} 's coletadas no banco de dados da instituição pesquisada em 2005, enquanto os coeficientes denotados por $b_1; b_2; b_3; \dots; b_m$, são as constantes estimadas a partir dos dados amostrados.

Diferentemente do modelo de Análise de Discriminante (AD), que possui um conjunto de suposições, que muitas vezes acaba restringindo o seu uso, o modelo de Regressão Logística requer o uso de bem menos suposições do que a análise discriminante e apresenta bons resultados no processo de estimação, quando comparado com a análise discriminante.

A forma funcional do modelo de regressão logística assumida a partir da expressão algébrica (1) pode ser vista ainda tal como se encontra na equação denotada por (2).

$$\Pr(Y_i = 1) = P_i = \frac{1}{1 + e^{-W_i}}, \text{ com: } i = 1, 2, 3, \dots, N. \quad (2)$$

na qual $W_i = b_0 + \sum_{j=1}^M b_j \cdot X_{ij}$ W_i é uma combinação linear das variáveis independentes, bem como do conjunto de coeficientes $B = (b_0; b_1; b_2; \dots; b_m)$ que são

estimados.

A especificação definida anteriormente pode ser derivada de um modelo de risco de inadimplência, no qual as variáveis independentes referem-se às características pessoais do adimplente ou inadimplente, ou quaisquer dados supostamente relevantes que venham determinar o risco de inadimplência.

Vale destacar que o relacionamento entre as variáveis independentes e a probabilidade a ser estimada é não-linear. A probabilidade de ser estimada varia de 0 até 1, independentemente do valor de “W” na expressão (2).

Assume-se como suposição a existência de uma combinação linear “W” das variáveis independentes que é positivamente relacionada com a probabilidade de inadimplência. Isto é, quanto maior for o valor de “W_i”, maior é a probabilidade de inadimplência do indivíduo “i”, condicionado aos valores definidos para as variáveis independentes. Logo, pode-se afirmar que “W” é um indicador de propensão a inadimplir da escola pesquisada.

Visando obter a interpretação dos coeficientes do modelo de regressão logística, basta reescrever a expressão denotada em (2) em termos de odds de um evento. O odds de um evento pode ser definido como o quociente entre a probabilidade que o evento ocorra e seu complementar. Assim, o modelo de regressão logística em termos de logaritmo de odds é chamado de modelo logit e pode ser expresso a partir da equação (3).

$$\text{Log} \left[\frac{P_i}{1 - P_i} \right] = b_0 + b_1 \cdot X_{i1} + b_2 \cdot X_{i2} + \dots + b_M \cdot X_{iM} = W_i \quad (3)$$

Vê-se que os coeficientes da regressão logística, descritos na equação (3), devem ser interpretados como uma mudança no logaritmo de odds associado com a mudança unitária na variável independente, uma vez que é bem mais fácil a interpretação de odds do que do logaritmo de odds. A equação de regressão logística definida em (3) pode ser reescrita em termos de odds, tal como se encontra descrito na expressão (4).

$$\left[\frac{P_i}{1 - P_i} \right] = e^{b_0 + b_1 \cdot X_{i1} + b_2 \cdot X_{i2} + \dots + b_M \cdot X_{iM}} = e^{W_i} \quad (4)$$

O valor definido em “e” elevado à potência “bi” é o fator no qual o *odds* modifica-se quando a i-ésima variável independente também se eleva em uma unidade. Por exemplo, caso o valor de b_i **seja positivo**, esse fator será maior do que 1, o que retrata um **crescimento de odds**. Contrariamente, se o valor de b_i **for negativo**, o fator será inferior a 1, e tem-se como conseqüência um **decréscimo de odds**. Quando o valor de b_i **é igual a 0**, o fator será igual a 1, e tem-se como conseqüência um **odds inalterado**.

Cabe destacar que a técnica usada na estimação da equação denotada em (2) é a de máxima verossimilhança. Essa técnica procura maximizar a função de verossimilhança pautando-se na amostra de “N” indivíduos selecionados. Tal função pode ser vista a partir da equação (5).

$$L(Y, B) = \prod_{i=1}^N P_i^{Y_i} (1 - P_i)^{1 - Y_i} \quad (5)$$

Onde $L(Y, B)$ é descrito como uma função dos coeficientes “B” e dos resultados atuais “Y”, já que as probabilidades “ P_i ” são determinadas pelos coeficientes. Por sua vez, o processo de estimação desses coeficientes consiste em encontrar o conjunto de coeficientes de forma que maximize a expressão descrita por $L(Y, B)$.

A função de máxima verossimilhança denotada em (5) é não-linear nos parâmetros, exigindo com isso, a aplicação de um método iterativo para a obtenção de uma solução. O método mais comumente usado é o de Newton-Raphson, que visa otimizar a função de verossimilhança. Em cada interação deste método, um conjunto inicial de coeficientes é revisado até que a convergência da solução seja obtida.

3.7.3 O modelo de regressão logística multinomial

Para Brito e Assaf Neto (2005), as técnicas estatísticas mais utilizadas no cálculo da insolvência são aquelas baseadas na análise multivariada, como regressão linear, análise discriminante e regressão logística. E, mais recentemente, pode-se também verificar a aplicação de modelos estatísticos a partir da utilização das técnicas de redes neurais e de algoritmos genéticos.

Segundo Hosmer e Lemeshow (2000), em 1974, McFadden propôs uma alteração do modelo de regressão logística binária, conhecido estatisticamente como “modelo de escolha discreta”, no qual os parâmetros da variável dependente ou categórica foram modificados de estritamente binários (Ex: “0” e “1”, “sim” e “não”), para um “j” número de categorias (Ex: cargos em uma empresa, tipos de doenças, cidades, etc.). Este modelo passou a ser conhecido por “modelo de regressão logística multinomial” principalmente quando sua aplicação foi difundida entre as ciências sociais e biológicas.

Em uma regressão logística multinomial as variáveis explicativas ou independentes, aqui simbolizadas como “ g_{ik} ”, são vistas como variáveis contínuas não observáveis, ou seja, não é possível efetuar uma relação linear entre estas variáveis e a variável dependente. Com isso, mesmo que se adicione uma constante aos valores de “ g_{ik} ”, a probabilidade resultante $\pi_j(x)$ permanece inalterada. Tendo em vista resolver este problema, o valor de “ g_{ik} ” é arbitrariamente considerado como zero, sendo necessário selecionar uma das categorias “j” como a categoria de referência, que é usada como base para interpretação de todas as demais categorias (SPSS, 2004).

Na regressão logística multinomial todas as categorias da variável dependente são consideradas em pares, a exemplo da regressão logística binária, a partir da combinação da categoria de referência (que pode ser a primeira categoria, a última ou a ser definida pelo analista) e uma outra categoria da variável dependente, sucessivamente até que todas as variáveis tenham sido consideradas.

Esse procedimento pode ser demonstrado a partir do exemplo proposto por Hosmer e Lemeshow (2000, p. 261-262): sendo “0”, “1” e “2” as categorias da variável dependente “Y” e, considerando-se “p” covariantes, e determinando-se a

categoria “0” da variável dependente como variável de referência, tem-se a notação proposta em (3) para a interação entre as categorias “0” e “1”, tal como se encontra em (6).

$$\begin{aligned} g_1(x) &= \ln \left[\frac{p(Y = 1 | x)}{P(Y = 0 | x)} \right] \\ &= \beta_{10} + \beta_{11}x_1 + \beta_{12}x_2 + \dots + \beta_{1p}x_p \\ &= x'\beta_1 \end{aligned} \tag{6}$$

Observe que, para a interação entre as categorias “0” e “2”, tem-se a notação descrita em (7):

$$\begin{aligned} g_2(x) &= \left[\frac{P(Y = 2 | x)}{P(Y = 0 | x)} \right] \\ &= \beta_{20} + \beta_{21}x_1 + \beta_{22}x_2 + \dots + \beta_{2p}x_p \\ &= x'\beta_2 \end{aligned} \tag{7}$$

A probabilidade condicional para cada categoria da variável dependente em função das covariantes, é dada pelas expressões algébricas denotadas em (8), (9) e (10), respectivamente.

$$P(Y = 0 | x) = \frac{1}{1 + e^{g_{1k}} + e^{g_{2k}}} \tag{8}$$

$$P(Y = 1 | x) = \frac{e^{g_{1k}}}{1 + e^{g_{1k}} + e^{g_{2k}}} \tag{9}$$

e

$$P(Y = 2 | x) = \frac{e^{g_{2k}}}{1 + e^{g_{1k}} + e^{g_{2k}}} \tag{10}$$

A probabilidade de ocorrência das categorias da variável dependente pode ser expressa por $\pi_j(x) = P(Y = j | x)$ para $j = 0, 1, 2$.

A partir do entendimento da interação interna entre as categorias da variável dependente, pode-se definir a notação geral, baseada na proposta, por Hosmer e Lemeshow (2000) e do SPSS (2004) para o modelo de regressão logística multinomial, tal como encontra-se em (11).

$$\pi_j(x) = \frac{e^{g_{jk}}}{e^{g_{j1}} + e^{g_{j2}} + \dots + e^{g_{jk}}} \quad (11)$$

em que $\pi_j(x)$ representa a probabilidade associada a “x”; já o subscrito “j” representa o número de categorias da variável dependente; “ g_{jk} ” é o valor das variáveis explicativas associadas ao evento. Na notação anterior, “ g_{jk} ” corresponde à relação matemática, definida em (12).

$$g_{jk} = b_{k0} + b_{k1}x_{i1} + b_{k2}x_{i2} + \dots + b_{kj}x_{ij} \quad (12)$$

em que b_{kj} é o coeficiente estimador e “x” representa as variáveis dependentes da regressão logística multinomial. Na regressão logística multinomial é necessário relacionar cada um dos coeficientes “ g_{jk} ” com as probabilidades de ocorrência pela substituição dos termos na notação geral, tal como pode ser representado em (13).

$$\pi_j(x) = \frac{e^{b_{k0} + b_{k1}x_{i1} + \dots + b_{kj}x_{ij}}}{e^{b_{10} + b_{11}x_{i1} + \dots + b_{1j}x_{ij}} + \dots + e^{b_{k0} + b_{k1}x_{i1} + \dots + b_{kj}x_{ij}}} \quad (13)$$

Tal como se encontra na regressão logística binária, ocorre a chamada “transformação logística”, quando a variável dependente é convertida em uma razão de probabilidades e, posteriormente, em uma variável de base logarítmica (SPSS, 2004). Os coeficientes da regressão são estimados a partir do método de máxima verossimilhança, por um critério iterativo, que gera uma combinação de coeficientes a partir de uma matriz de verossimilhança.

Mesmo que a transformação logística ocorra na maioria dos pacotes estatísticos tal como o SPSS, internamente, isto é, sem a intervenção externa, é interessante observar o raciocínio matemático para este cálculo. O primeiro passo é dado pela demonstração da função de verossimilhança condicional, conforme

notação proposta por Hosmer e Lemeshow (2000, p. 262-263), tal como está denotado em (14).

$$l(B) = \prod_{i=1}^n [\pi_0(x_i)^{y_{0i}} \pi_1(x_i)^{y_{1i}} \pi_2(x_i)^{y_{2i}}] \quad (14)$$

em que $\pi_j(x_i)$ representa a probabilidade associada a cada “x” e “y_{ji}”, onde as variáveis binárias são criadas internamente para conversão dos coeficientes pelo critério de máxima verossimilhança. Estas variáveis não interferem no cálculo da regressão logística multinomial.

O segundo passo é a aplicação da função logarítmica na notação (14), conforme está demonstrado em (15), considerando-se $\sum y_{ji} = 1$ para cada i:

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n y_{1i} g_1(x_i) + y_{2i} g_2(x_i) - \ln(1 + e^{g_1(x_i)} + e^{g_2(x_i)}) \quad (15)$$

O terceiro passo é a obtenção da função logarítmica de verossimilhança a partir da primeira derivação parcial da notação (16), considerando-se $j = 1, 2$ e $k = 0, 1, 2, \dots, p$, com $x_{0i} = 1$ para cada categoria, conforme está demonstrado em (16).

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_{jk}} = \sum_{i=1}^n x_{ki} (y_{ji} - \pi_{ji}) \quad (16)$$

O estimador de máxima verossimilhança, definido por $\hat{\beta}$, é obtido quando se iguala a notação designada por (16) a zero e resolve-se a partir de β , usando o mesmo critério interno empregado na regressão logística binária.

Como a variável dependente de uma regressão logística multinomial contém mais de duas categorias, faz-se necessário o cálculo da matriz de correlação pelo critério de máxima verossimilhança, obtida a partir da segunda derivação parcial da notação (15), conforme está demonstrado nas notações (17) e (18), respectivamente.

$$\frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_{jk} \partial \beta_{jk'}} = - \sum_{i=1}^n x_{ki} x_{ki'} \pi_{ji} (1 - \pi_{ji}) \quad (17)$$

$$\frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_{jk} \partial \beta_{j'k'}} = \sum_{i=1}^n x_{ki} x_{ki'} \pi_{ji} \pi_{j'i} \quad (18)$$

para “j” e “j = 1, 2” e “k” e “k = 0, 1, 2, ..., p”.

Os valores obtidos por meio das notações (17) e (18), respectivamente, representam o inverso do valor do coeficiente de máxima verossimilhança estimado, melhor definido a partir da expressão (19).

$$\hat{\text{Var}}(\beta) = I(\hat{\beta})^{-1} \quad (19)$$

Da notação definida em (19) pode-se obter a matriz de correlação dos dados, expressa na forma da notação (20).

$$\hat{I}(\hat{\beta}) = \begin{bmatrix} \hat{I}(\hat{\beta})_{11} & \hat{I}(\hat{\beta})_{12} \\ \hat{I}(\hat{\beta})_{21} & \hat{I}(\hat{\beta})_{22} \end{bmatrix}$$

$$\hat{I}(\hat{\beta})_{11} = (X'V_1X), \quad (20)$$

$$\hat{I}(\hat{\beta})_{22} = (X'V_2X),$$

$$\hat{I}(\hat{\beta})_{12} = \hat{I}(\hat{\beta})_{21} = -(X'V_3X)$$

em que “X” representa o enésimo valor “n” na matriz (p+1) a partir das covariantes; “Vj” representa a matriz diagonal dos elementos $\hat{\pi}_{ji}(1 - \hat{\pi}_{ji})$ para j = 1, 2 e i = 1, 2, 3, ..., n enquanto “V3” representa a matriz diagonal dos elementos $\hat{\pi}_{1i}\hat{\pi}_{2i}$.

Na regressão logística não é possível aplicar a estatística do coeficiente de explicação (r^2), uma vez que não se supõe a normalidade na distribuição dos resíduos. Contudo, existem diversas outras medidas que visam testar o ajustamento do modelo e que podem substituir a estatística r^2 , sendo chamadas de pseudos r^2 . Entre elas, pode-se destacar a estatística de Cox & Snell r^2 e de Nagelkerk r^2 . O valor máximo de um coeficiente de Cox & Snell r^2 é igual a 1, e quanto mais próximo

de 1 estiver esse índice, melhor é a qualidade de ajustamento do modelo. O coeficiente de Nagelkerk r^2 representa uma correção do coeficiente de Cox & Snell r^2 e segue a mesma interpretação.

Outra forma de verificação da adequação do modelo também pode ser mensurada pelo índice “-2 Log Likelihood”, uma vez que este índice representa um valor similar ao residual ou ao somatório dos erros ao quadrado, calculados na regressão múltipla, e equivale a “-2 vezes o logaritmo do valor de verossimilhança” (HAIR Jr. et al, 1998 p. 280), sendo que, quanto menor for o valor deste índice, melhor a qualidade de ajustamento do modelo.

O Teste de hipóteses de Hosmer-Lemeshow leva o nome de seus criadores (HAIR Jr. et al, 1998) e é utilizado para avaliar a acuracidade do poder preditivo do modelo, por meio da avaliação da variável dependente e não a partir do critério de verossimilhança. O teste de hipóteses de Hosmer-Lemeshow agrupa os dados e compara-os com o valor calculado, o que o torna sensível ao tamanho da amostra, gerando pequenas diferenças estatisticamente relevantes, quando a amostra se torna muito grande.

É necessário também avaliar se a qualidade de discriminação do modelo pode ser examinada por meio da curva de sensibilidade e especificidade “ROC – Receiver Operating Characteristic”. Segundo Hosmer e Lemeshow (2000, p.160), “esta curva mostra a probabilidade de detecção dos verdadeiros sinais (sensibilidade) e falso sinal (1-especificidade) a partir de um intervalo de possíveis pontos de corte”, isso significa dizer que, a partir da aplicação da curva, é possível validar o modelo de risco de crédito medindo a assertividade do mesmo. A forma de interpretação dos possíveis resultados, apresentados sob a curva ROC, está demonstrado no Quadro 6.

Ponto de Corte	Descrição
ROC = 0,5	Sugere sem poder discriminante
$0,7 \leq \text{ROC} < 0,8$	Aceitável poder discriminante
$0,8 \leq \text{ROC} < 0,9$	Excelente poder discriminante
ROC $\geq 0,9$	Excepcional poder discriminante

Quadro 5 – Curva ROC e a interpretação de seus índices
Fonte: Adaptado de Hosmer e Lemeshow (2000, p. 162)

4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS DADOS

Neste capítulo têm-se os resultados concernentes à apresentação e análise dos dados amostrados, sendo sumariamente estruturados como: a seção 4.1 refere-se à análise descritiva da amostra; a seção 4.2 refere-se à aplicação da Resolução 2.682/99 a amostra coletada; a seção 4.3 trata da adequação do modelo de regressão logística binária; a seção 4.4 trata da adequação do modelo de regressão logística multinomial; a seção 4.5 refere-se à proposição do modelo de *credit scoring* e do cálculo da probabilidade de perda potencial.

4.1 ANÁLISE DESCRITIVA DA AMOSTRA

Os questionários utilizados para a base de dados do presente estudo referem-se a 603 questionários, contendo 16 questões para serem respondidas, sendo que 4 questões foram completadas, usando a base de dados cadastral da IEFM. Os dados acrescentados foram coletados compreendendo o período de janeiro a junho de 2006. As variáveis apresentaram as seguintes distribuições:

- Estado civil: representado pelo código “estado_civil”, obteve os seguintes resultados: 484 casados, 40 solteiros e 79 classificados como outros;
- Sexo: representado pelo código “sexo”, apresentou os seguintes resultados: 289 masculino e 314 feminino;
- Faixa etária do responsável financeiro: representado pelo código “faixa_etária”, apresentou os seguintes resultados: 2 indivíduos têm idade até 20 anos, 84 têm idade de 21 a 30 anos, 303 têm idade de 31 a 40 anos, 181 têm idade de 41 a 50 anos e 33 têm idade superior a 50 anos;
- Tempo de serviço no trabalho atual do responsável financeiro: representado pelo código “temp_serv_empreg_atual”, apresentaram os seguintes resultados: 143 pessoas têm até 3 anos, 119 têm entre 3 a

- 7 anos, 69 pessoas de 7 a 10 anos, 242 indivíduos de 11 anos em diante e 30 pessoas estão desempregados;
- Indica se a família tem casa própria ou alugada: representada pelo código “residência”, apresentaram os seguintes resultados: 459 moram em residência própria e 144 em residência alugada;
 - Indica qual o tempo de residência da família no mesmo imóvel: representada pelo código “temp_residencia”, apresentaram os seguintes resultados: 184 moram no mesmo imóvel por até 3 anos, 134 moram no mesmo imóvel entre 3 e 7 anos, 84 entre 7 e 10 anos e 201 moram no mesmo imóvel há mais de 11 anos;
 - Indica a quantidade de filhos na família: representada pelo código “qtde_filhos”, apresentaram os seguintes resultados: 188 têm apenas 1 filho; 302 têm 2 filhos; 88 têm 3 filhos; 21 têm 4 filhos e 4 têm 5 ou mais filhos;
 - Indica quem é o responsável financeiro da família: representada pelo código “repons_financeiro”, apresentaram os seguintes resultados: 328 o pai é o responsável financeiro; 138 a mãe é a responsável financeiro; 116 ambos respondem pelas finanças da família; 20 os parentes são responsáveis financeiros e 1 outros;
 - Indica se o responsável financeiro fez algum empréstimo nos últimos 2 anos: representada pelo código “emp_ultim_2anos”, apresentaram os seguintes resultados: 270 fizeram empréstimos nos últimos 2 anos e 333 não fizeram nenhum tipo de empréstimo nos últimos 2 anos;
 - Faixa de renda do responsável financeiro: representada pelo código “faixa_renda”, apresentaram os seguintes resultados: 112 responsáveis financeiros têm rendimentos igual ou inferior a R\$ 999,00; 298 responsáveis financeiros têm renda entre R\$ 1.000,00 e R\$ 2.499,00; 156 responsáveis financeiros têm renda entre R\$ 2.500,00 e R\$ 4.999,00 e 37 responsáveis financeiros têm renda superior

a R\$ 5.000,00. A Figura 10 mostra a distribuição de renda de forma percentual:

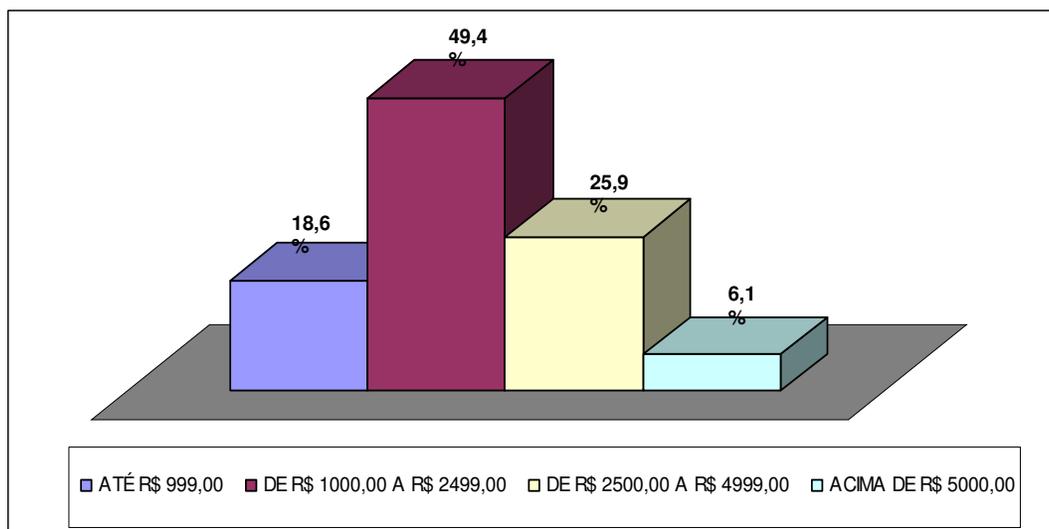


Figura 10 – Distribuição percentual da variável "Faixa_Renda"

- Número de dependentes na família do responsável financeiro: representada pelo código "num_dependentes", apresentaram os seguintes resultados: 129 têm apenas 1 dependente; 234 têm 2 dependentes; 173 têm 3 dependentes; 51 têm 4 dependentes e 16 têm 5 ou mais dependentes;
- Quantidade de veículos que cada família possui: representada pelo código "qtde_veículo", apresentaram os seguintes resultados: 114 não possuem veículo; 405 possuem 1 veículo; 70 possuem 2 veículos e 14 possuem 3 ou mais veículos;
- Indica se o responsável financeiro possui ou não cartão de crédito: representada pelo código "cartão_crédito", apresentaram os seguintes resultados: 346 possuem cartão de crédito e 257 não possuem cartão de crédito;
- Indica em qual setor o responsável financeiro exerce sua atividade profissional: representada pelo código "situação_profissional", apresentaram os seguintes resultados: 125 são empregados do setor privado; 235 são

- empregados do setor público; 126 são autônomos; 89 são donos ou sócios de empresas e 28 estão desempregados;
- Indica se o responsável financeiro adquiriu algum bem imóvel nos últimos 3 anos: representada pelo código “aquisição_imovel_3anos”, apresentaram os seguintes resultados: 143 indivíduos adquiriram imóveis nos últimos 3 anos e 460 não adquiriram imóveis nos últimos 3 anos;
 - O responsável financeiro é cliente bancário: representada pelo código “cliente_bancário”, apresentaram os seguintes resultados: 520 são clientes do sistema bancário e 83 não são clientes do sistema bancário;
 - Indica a situação de adimplência e inadimplência junto à IEFM estudada: representada pelo código “situação_AD_IN”, apresentaram os seguintes resultados: 523 são adimplentes e 80 são inadimplentes. A Figura 11 mostra percentualmente a distribuição da variável:

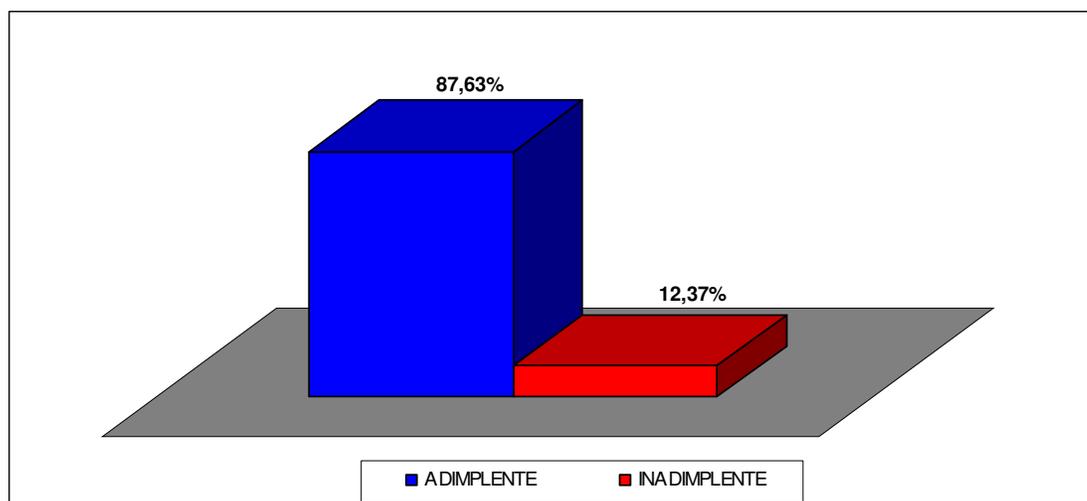


Figura 11 – Distribuição percentual da variável “Situação_AD_IN”

- Valor da parcela mensal devida à IEFM estudada: é representado pelo código “valor_parcela”, no qual os valores variaram de R\$ 135,00 para a menor parcela mensal até R\$ 408,00, que é o maior valor da parcela mensal;

- Quantidade de parcelas em atraso junto à IEFM estudada: é representado pelo código “parcelas_atraso”, apresentou o seguinte resultado: 523 indivíduos não apresentaram qualquer parcela em atraso; 24 apresentaram 1 parcela em atraso; 12 apresentaram 2 parcelas em atraso; 11 apresentaram 3 parcelas em atraso; 16 apresentaram 4 parcelas em atraso; 8 apresentaram 5 parcelas em atraso e 9 apresentaram 6 parcelas em atraso;
- Valores totais de saldo devedor junto à IEFM estudada: é representada pelo código “saldo_devedor” no qual os valores variaram de R\$ 135,00 para a menor dívida, até R\$ 2.448,00 para o maior valor devido.

4.2 APLICAÇÃO DA RESOLUÇÃO 2.682/99 DO BANCO CENTRAL DO BRASIL

Uma vez que a Resolução 2.682/99 é direcionada às instituições financeiras, seu uso em uma IEFM apresenta algumas limitações. Preliminarmente ao emprego da regressão logística, foi efetuada a classificação dos dados de acordo com a Resolução 2.682/99, conforme está evidenciado no Quadro 1, e de acordo com o critério de dias em atraso, tal como encontra-se demonstrado na Tabela 2:

Tabela 2 – Classificação dos dados analisados pelos critérios da Resolução 2.682/99

Classificação Bacen	Número de Observações	Dias Atraso	%	Saldo Devedor	Provisão
AA	523	0	0%	148.482,00	0
B	24	0-30	1%	7.605,00	76,05
C	12	31-60	3%	7.462,00	373,10
D	11	61-90	10%	9.042,00	904,20
E	16	91-120	30%	17.820,00	5.346,00
F	8	121-150	50%	11.860,00	5.930,00
G	9	151-180	70%	15.642,00	10.949,40
Total geral	603			217.913,00	23.578,75

Pode-se verificar que cerca de 87,63%, ou seja, 523 observações, do total de 603, são classificadas como adimplentes, isto é, encontram-se em dia ou não apresenta atrasos iguais ou superiores a 30 dias. Das 80 observações restantes,

verifica-se que não há atrasos superiores a 180 dias, ou seja, nenhum dos casos analisados é enquadrado na categoria “H” da Resolução 2.682/99 e provisionados em 100%.

Quanto aos valores das categorias de classificação, pode-se verificar que os adimplentes representam 68,14%, (ou R\$ 148.482,00) do valor total da amostra analisada (R\$ 217.913,00), e que o restante, 31,86% gera uma provisão de R\$ 23.578,75, ou seja, aproximadamente 10,82% do total da amostra. Verifica-se ainda que o peso maior da provisão concentra-se nos casos classificados na categoria “G”, com atraso médio entre 150 e 180 dias, e provisão total de R\$ 15.642,00 (46,4% do total provisionado).

Na seção a seguir tem-se a estimação do modelo estatístico para classificação dos casos com maior probabilidade de se tornarem inadimplentes, auxiliando na aplicação do modelo de *credit scoring*, e a análise dos agrupamentos de dados com base na Resolução 2.682/99 a partir da aplicação do modelo estatístico de regressão logística multinomial. Esses procedimentos visam entender aos fatores que levaram os responsáveis financeiros a se tornarem inadimplentes e depois aos fatores principais que caracterizam-nos dentro das faixas de atraso, segundo é prescrito pela legislação.

4.3 ADEQUAÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA BINÁRIA

Tal como fora citado por Marques (2000), a métrica de *credit scoring* necessita da aplicação de uma técnica estatística para cálculo da probabilidade de perda e para classificação dos casos entre adimplente e inadimplente.

Para a construção do modelo de *credit scoring*, utilizou-se a técnica de regressão logística binária combinada com a aplicação de pesos estatísticos, usando-se como base a variável “Estado_Civil”, visando ponderar a amostra, evitando assim uma nova coleta de dados.

A base de dados utilizada na elaboração do modelo de inadimplência contou com as 16 perguntas e respostas obtidas nos questionários recebidos, a classificação dos casos entre adimplente e inadimplente “AD-IN”, o valor da parcela expresso em reais (R\$) “Valor Parcelas R\$”, a quantidade de parcelas em aberto

“Qnt-Parcelas” e o saldo devedor total “Total Devedor”, no total de 20 variáveis.

Para criação dos modelos de regressão logística foram utilizadas como variável dependente: no modelo binário, a variável dependente foi a variável (Adimplente/Inadimplente) “AD-IN”, na qual “2” corresponde a inadimplente e o valor “1” corresponde a adimplente. No modelo de regressão logística multinomial, a variável dependente foi a quantidade de parcelas devidas, designado como “Qnt-Parcelas”, com categorias variando de 1 até 7, em que o “1” corresponde a zero parcelas em atraso; “2” corresponde a 1 parcela em atraso, e assim sucessivamente até o valor “7” que corresponde a 6 parcelas em atraso ou 180 dias inadimplente.

Um dos pontos a ser observado na aplicação da regressão logística sobre os dados em análise é a ausência de multicolinearidade entre as variáveis que serão usadas no modelo. Se existir grande correlação entre as variáveis independentes, os estimadores dos coeficientes da regressão logística apresentarão considerável incerteza. Segundo Freund e Wilson (1998), o efeito da multicolinearidade no modelo em análise não afeta seu poder preditivo nem sua adequação aos dados em análise. Contudo, reduzem-se a efetividade de se prever os efeitos das variáveis independentes sobre a variável dependente.

Para verificação da existência ou não de multicolinearidade entre as variáveis analisadas, é calculada a matriz da correlação de Spearman, ideal para variáveis que não seguem o pressuposto da normalidade (SPSS, 2004), encontrando-se disposta na Tabela 3.

Tabela 3 - Resultado do matriz de correlação de *Spearman*

	Quantidade de filhos	Número de dependentes	“AD-IN”	Total Devedor R\$	“Qnt_Parcels”	Valor Parcelas R\$
Quantidade de filhos	1	0,694(**)	0,057	-0,078(*)	-0,099(**)	-0,034
Número de dependentes	0,694(**)	1	0,029	-0,027	-0,069(*)	-0,008
AD-IN	0,057	0,029	1	-	-0,934(**)	-0,041
Total Devedor R\$	-0,078(*)	-0,027	-0,465(**)	1	0,493(**)	0,843(**)
Qnt_Parcels	-0,099(**)	-0,069(*)	-0,934(**)	0,493(**)	1	0,089(*)
Valor Parcelas R\$	-0,034	-0,008	-0,041	0,843(**)	0,089(*)	1

Nota: (*) significância estatística de 5% e (**) significância estatística de 1%

Das variáveis analisadas, seis delas apresentam um grau elevado de correlação entre si e, dentre elas, as duas variáveis dependentes para os diferentes modelos se destacam, conforme demonstrado na Tabela 3. Optou-se por desconsiderar do modelo as variáveis independentes “Total Devedor”, uma vez que ela apresentou elevado grau de correlação com a variável “Valor da Parcela”, além de evidenciar um considerável valor da correlação com as variáveis “Qnt-Parcelas” e “AD-IN”, que são caracterizadas como variáveis dependentes nos diferentes modelos. Além disso, encontrou-se uma elevada correlação entre a variável “Número de Dependentes” e a variável “Quantidade de Filhos”.

Verificou-se ainda que a variável “Qnt-Parcelas” tem alta correlação com a variável dependente “AD-IN”; contudo, não houve necessidade de retirada da variável do modelo, tendo em vista que esta relação não se caracteriza como sendo multicolinearidade.

O método utilizado para seleção do melhor modelo foi o *forward stepwise*, pelo critério de máxima verossimilhança (ou melhor *Likelihood Ratio* – LR). Segundo Hair Jr. et al (1998), o método *stepwise* é o processo de estimação de modelos estatísticos em que as variáveis independentes são adicionadas ou retiradas do modelo de acordo com o poder de discriminação que elas agregam ao grupo de variáveis preditivas.

Já o *forward stepwise* adiciona as variáveis com base na significância verificada nos escores estatísticos e remove-as conforme a estatística de máxima verossimilhança obtida pelo conjunto de dados (SPSS, 2004). Nesse sentido, considera o nível de significância de 5% para a permanência dos parâmetros estimados dos modelos e o nível de significância de 10% para a exclusão das variáveis do modelo, desconsiderando a inclusão da constante no modelo.

Por meio da elaboração do modelo de regressão logística binária, é possível verificar que os fatores que contribuem com a adimplência são: 1) “Estado Civil” – sendo “1” para representar os casados; “2” para os solteiros e “3” as pessoas com outros tipos de estado civil que não se encaixem nas duas anteriores; 2) “Empre_Ultim_2anos” – sendo “1” para os que responderam que estiveram empregados nos últimos 2 anos; e “0” para os que não estiveram, conforme se pode verificar na Tabela 4, os responsáveis que não estiveram trabalhando nos últimos 2 anos não foram considerados como fator importante para explicar a adimplência e 3) “Faixa de renda” – sendo “1” até R\$ 999,00; “2” de R\$ 1.000,00 a R\$ 2.499,00; “3”

de R\$ 2.500,00 a R\$ 4.999,00 e “4” acima de R\$ 5.000,00. A faixa de renda acima de R\$ 5.000,00 não foi considerada fator importante no cálculo do modelo.

Tabela 4 – Estimação dos coeficientes da regressão logística binária

	B	S.E.	Wald	GL	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Estado_Civil	-	-	15,763	3	,001	-	-	-
Estado_Civil(1)	1,520	,522	8,488	1	,004	4,573	1,645	12,717
Estado_Civil(2)	1,913	,655	8,530	1	,003	6,771	1,876	24,438
Estado_Civil(3)	2,187	,564	15,060	1	,000	8,907	2,952	26,878
Empr_Ultim_2anos(1)	0,675	,302	4,994	1	,025	1,964	1,087	3,550
Faixa_Renda	-	-	23,875	3	,000	-	-	-
Faixa_Renda(1)	-0,834	,554	2,265	1	,132	,434	,146	1,287
Faixa_Renda(2)	0,612	,539	1,286	1	,257	1,844	,641	5,306
Faixa_Renda(3)	1,071	,658	2,652	1	,103	2,920	,804	10,602

Nota: Resultados extraídos a partir do SPSS (2004).

A equação de regressão do modelo logístico binário pode ser representada algebricamente conforme se encontra disposta em (21).

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x \dots \infty \quad (21)$$

Sendo:

$$\pi_j(x) = 0 + 1,52 [\text{Estado Civil}(1)] + 1,913[\text{Estado Civil}(2)] + 2,187[\text{Estado Civil}(3)] + 0,675[\text{Empr_Ultim_2ans}(1)] - 0,834[\text{Faixa_Renda}(1)] + 0,612[\text{Faixa_Renda}(2)] + 1,071[\text{Faixa_Renda}(3)]$$

Na interpretação dos indicadores, reportados anteriormente, é possível verificar que os valores das variáveis “Estado Civil (1), (2) e (3)”, respectivamente, “Empr_Ultim_2anos (1)” e “Faixa_Renda (2) e (3)”, respectivamente, apresentam valores positivos; logo, influenciam positivamente na construção do modelo, ou seja, quanto maior o valor destes indicadores, maior é a probabilidade de o indivíduo ser adimplente ou não possuir parcelas em atraso. Contudo, a variável “Faixa_Renda (1)” tem comportamento distinto das demais, pois apresenta coeficiente negativo, significando que, dentro desta faixa, quanto menor o valor da renda, maior a probabilidade de se registrarem adimplentes.

A inclusão no modelo da variável “Faixa_Renda”, com exceção dos clientes que ganham até R\$ 999,00, representado pela variável “Faixa_Renda(1)”, pode significar que os clientes com maior renda têm maior tendência a pagarem em dia as mensalidades. O estado civil declarado pelo responsável também aponta influência positiva na construção do modelo, sendo possível concluir que os indivíduos que se declaram com outro estado civil, que não seja “casado” ou “solteiro”, geram maior impacto no modelo calculado.

A variável denominada de “Empr_Ultim_2anos”, em que somente os indivíduos que se declararam trabalhando nos últimos 2 anos, foram considerados relevantes no cálculo da estimação do modelo; pode-se constatar que os demais indivíduos ou não têm registro oficial em carteira, são autônomos ou mesmo encontram-se trabalhando na informalidade.

Esses resultados apontam para o fato de que os responsáveis que se declararam capazes de honrar suas dívidas (com alta renda e trabalhando) aparentemente têm uma maior capacidade de pagamento de suas dívidas junto à instituição de ensino analisada.

Estatisticamente o teste de ajustamento utilizado para avaliar o modelo foi a estatística do qui-quadrado, conforme está demonstrado na Tabela 5. O teste do qui-quadrado para o caso analisado apresenta valor igual a 438,485, com um valor de probabilidade (Sig.) igual a zero, o que equivale a dizer que existem evidências para a rejeição da hipótese nula de que os coeficientes são iguais a zero, podendo-se assumir que ao menos um dos coeficientes é estatisticamente diferente de zero (Hair Jr. et al, 1998).

Tabela 5 – Estatística Qui-quadrado

	Qui-quadrado	GL	Sig.
Model	438,485	7	,000

Nota: Resultados extraídos a partir do SPSS (2004).

Outra forma de verificar estatisticamente a adequação do modelo é por meio do teste de hipóteses *Wald* ou estatística *Wald*. Similar ao teste de hipóteses *t-student* nos modelos de regressão linear, a estatística *Wald* verifica se os coeficientes das variáveis independentes são estatisticamente diferentes de zero.

Conforme se pode verificar na Tabela 4, os dados para a estatística *Wald* são significantes, com isso pode-se rejeitar a hipótese nula de que os coeficientes da equação são estatisticamente iguais a zero e de que as variáveis independente

selecionadas não produzem efeito sobre a variável dependente. Na Tabela 4, também se pode verificar a presença do erro padrão “S.E.”, valor do teste “Wald”, os graus de liberdade atrelados ao teste “GL”, valor de probabilidade do coeficiente (Sig.) e a probabilidade atrelada a cada variável “Exp(B)”.

Os valores encontrados para os pseudos r^2 podem ser vistos na Tabela 6.

Tabela 6 – Estatística de pseudos r^2

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Quadrado	Nagelkerke R Quadrado
1	347,340(a)	,528	,704
2	323,589(b)	,548	,730
3	318,432(b)	,552	,736

Nota: Resultados extraídos a partir do SPSS (2004).

Conforme pode ser verificado na Tabela 6, o modelo selecionado tem o menor valor de coeficiente “-2 Log Likelihood”, e valores dos coeficientes de Cox & Snell r^2 e Nagelkerk r^2 são considerados elevados, mas próximos de 1, nos quais se pode assumir que o modelo calculado é adequado ao conjunto de dados a analisar e que a maior parte das variações nos dados pode ser explicada pelo modelo calculado, até o total de 1.

O teste demonstrado na Tabela 7 apresenta um valor de probabilidade (Sig.) que, ao comparar com um nível de significância de 5% de que não é possível rejeitar a hipótese nula de que o modelo estimado, não possui uma boa capacidade preditiva.

Tabela 7 – Estatística do teste de Hosmer-Lemeshow

Step	Qui-Quadrado	GL	Sig.
1	0,580	1	0,446
2	4,959	5	0,421
3	3,681	7	0,816

Nota: Resultados extraídos a partir do SPSS (2004).

Verifica-se que o modelo tem poder de previsão de 90,5% na matriz de classificação e 84,8%, na matriz de validação. Para efeito deste estudo, a equação calculada a partir do referido modelo, serve de base para o cálculo das classes de rating, usadas no modelo de *credit scoring*, não sendo necessária a exatidão na segregação estatística entre adimplentes e inadimplentes.

Avaliando a curva ROC para o modelo de regressão logística binário, verifica-se que a área sob a curva corresponde ao valor de 0,665 demonstrando ter um

aceitável poder de discriminação, de acordo com a classificação dada por Hosmer e Lemeshow (2000) e apresentado na Figura 12. Este resultado pode ser justificado quando analisado em conjunto com o cálculo de adequação do modelo. A adequação do modelo de regressão logística multinomial.

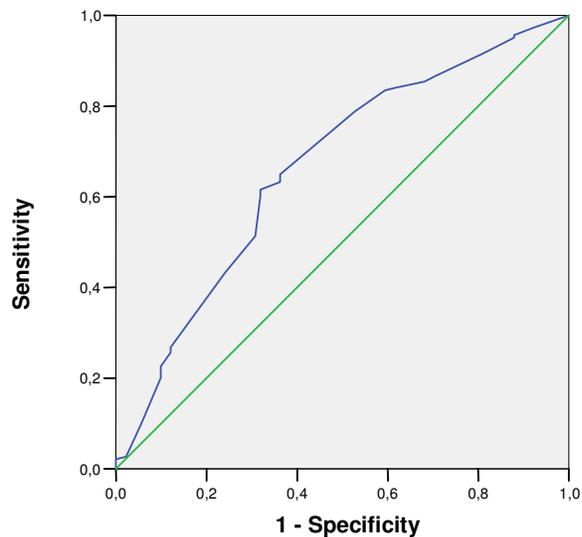


Figura 12 – Formato da Curva ROC para o modelo binário

Conforme é demonstrado anteriormente na descrição do modelo de regressão logística binária, ao terem sido identificadas as possíveis variáveis que apresentassem multicolinearidade efetuou-se a seleção das variáveis a partir do método de *forward stepwise*. Para a análise da significância estatística dos parâmetros dos modelos, utiliza-se um nível de significância (α) igual a 5% para a entrada das variáveis e 10% para a exclusão de tais variáveis considerando a inclusão da constante no modelo.

4.4 ADEQUAÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA MULTINOMIAL

O modelo de regressão logística multinomial gerado, contém a constante ou intercepto, mais a presença de 7 variáveis, a saber: 1) “Sexo” – sendo “0” para mulheres, e “1” para homens; 2) “Residência” – sendo “1” para os que possuam residência própria e “0” para não; 3) “Empre_Ultim_2anos” – sendo “1” para os que responderam que estiveram empregados nos últimos 2 anos, e “0” para não; 4) “Faixa de renda” – sendo “1” até R\$ 999,00; “2” entre R\$ 1.000,00 e R\$ 2.499,00; “3” entre R\$ 2.500,00 e R\$ 4.999,00 e “4” acima de R\$ 5.000,00; 5) “Cartão_Crédito” – considerou-se “1” para os que declararam que tinham cartão de crédito, e “0” para os que não tinham; 6) “AD-IN” – considerou-se “1” para os responsáveis adimplentes e “0” para os inadimplentes e 7) “Valor da Parcela” – refere-se aos valores das mensalidades pagas em reais (R\$).

Destaca-se que as características principais identificadas pelo modelo, para a classificação dos dados nas faixas de atraso, de acordo com a Resolução 2.682/99, são: o sexo feminino, o fato de os responsáveis terem declarado não possuírem casa própria, o fato de não se declararem trabalhando nos últimos 2 anos, a faixa de salários situados entre R\$ 0,00 a R\$ 4.999,00, declararam não possuir cartão de crédito, estarem inadimplentes e o valor da parcela que, dependendo da faixa de atraso, influencia tanto positiva, quanto negativamente.

Visando ao melhor entendimento do modelo da regressão logística multinomial, apresentam-se os resultados dos indicadores calculados para cada uma das categorias da variável dependente, em que se demonstram o cálculo da função da regressão logística multinomial em separado.

Da função de regressão logística multinomial proposta por Hosmer e Lemeshow (2000) e pelo SPSS (2004) tal como se encontra em (22).

$$\pi_j(x) = \frac{e^{g_{jk}}}{e^{g_{j1}} + e^{g_{j2}} + \dots + e^{g_{jk}}} \quad (22)$$

Em que:

$\pi_j(X)$ = “0 parcelas em atraso” + “1 parcela em atraso” + “2 parcelas em atraso” + “3 parcelas em atraso” + “4 parcelas em atraso” + “5 parcelas em atraso” + “6 parcelas em atraso”.

Uma vez que a regressão logística multinomial internamente combina as variáveis em pares, a exemplo da regressão logística binária, na qual se combinam todas as categorias da variável dependente à categoria de referência, é possível substituir os termos na função formulada anteriormente, considerando que, para o modelo calculado, a categoria de referência é definida como sendo a última categoria da variável dependente, representada por “6 parcelas em atraso”. Logo, para “0 parcelas em atraso”, Tabela 8, tem-se o seguinte modelo:

Tabela 8 – Modelo da regressão logística para a categoria “0 parcelas em atraso”

Variáveis	B	Std. Error	Wald	G L	Sig.	Exp(B)	95% Confidence Interval for Exp(B)	
							Lower Bound	Upper Bound
Intercept	66,459	3223,706	0,000	1	0,984			
[Sexo=0]	2,457	0,913	7,240	1	0,007	11,669	1,949	69,869
[Residência=0]	2,774	1,048	7,000	1	0,008	16,020	2,052	125,039
[Empr_Ultim_2anos=0]	-2,935	0,944	9,655	1	0,002	0,053	0,008	0,338
[Faixa_Renda=1]	-38,020	3090,741	0,000	1	0,990	3,08E-017	0,000	.(a)
[Faixa_Renda=2]	-36,283	3090,741	0,000	1	0,991	1,75E-016	0,000	.(a)
[Faixa_Renda=3]	-18,273	3257,114	0,000	1	0,996	1,16E-008	0,000	.(a)
[Cartão_Crédito=0]	-2,472	0,999	6,117	1	0,013	0,084	0,012	0,599
[AD-IN=0]	-54,833	1496,234	0,001	1	0,971	1,54E-024	0,000	.(a)
Valor_parc	-0,020	0,008	6,517	1	0,011	0,981	0,966	0,995

Nota: (a) Parâmetro considerado zero, considerado valor perdido pelo sistema. Extraídos a partir do SPSS (2004).

$$\pi_j(x) = 66,459 \text{ (Intercept)} + 2,457 \text{ [Sexo (0)]} + 2,774 \text{ [Residência (0)]} - 2,935 \text{ [Empr_Ultim_2anos (0)]} - 38,020 \text{ [Faixa_Renda(1)]} - 36,283 \text{ [Faixa_Renda (2)]} - 18,273 \text{ [Faixa_Renda (3)]} - 2,472 \text{ [Cartão_Credito(0)]} - 54,833 \text{ [AD-IN (0)]} - 0,020 \text{ (Valor_Parc)}$$

Para explicar as características comuns aos indivíduos classificados na categoria “0 Parcelas em atraso”, verifica-se que da variável denominada por “Sexo” somente o valor “0”, que representa as mulheres, é considerado como relevante no modelo. Da variável denominada de “Residência”, tem-se que aqueles que

declararam não possuir residência própria são os que mais contribuem para a elaboração deste modelo. As demais variáveis no modelo contribuem negativamente com tal formulação.

Visando verificar estatisticamente a validade do modelo estimado, é possível utilizar a estatística de *Wald*, conforme foi descrito na sessão anterior, quando da sua aplicação no modelo de regressão logística binária. Nesta categoria, verifica-se que as variáveis que mais contribuem estatisticamente com a adequação do modelo a base de dados são as variáveis cujo valor de probabilidade (Sig.) é inferior ao nível de significância de 0,05, sendo possível rejeitar a hipótese nula de que os coeficientes estimados sejam iguais a zero. Para “1 parcela em atraso”. A Tabela 9 evidencia as estimativas do modelo.

Tabela 9 – Modelo da regressão logística para a categoria “1 parcela em atraso”

Variáveis	B	Std. Error	Wald	G L	Sig.	Exp(B)	95% Confidence Interval for Exp(B)	
							Lower Bound	Upper Bound
Intercept	43,936	3120,738	0,000	1	0,989			
[Sexo=0]	1,940	0,778	6,208	1	0,013	6,956	1,513	31,987
[Residencia=0]	2,659	0,854	9,702	1	0,002	14,280	2,680	76,091
[Empr_Ultim_2anos=0]	-3,145	0,816	14,833	1	0,000	0,043	0,009	0,213
[Faixa_Renda=1]	-23,893	2983,187	0,000	1	0,994	4,20E-011	0,000	.(a)
[Faixa_Renda=2]	-22,770	2983,187	0,000	1	0,994	1,29E-010	0,000	.(a)
[Faixa_Renda=3]	-5,660	3155,236	0,000	1	0,999	0,003	0,000	.(a)
[Cartão_Credito=0]	-2,877	0,868	10,986	1	0,001	0,056	0,010	,309
[AD-IN=0]	-20,263	916,293	0,000	1	0,982	1,58E-009	0,000	.(a)
Valor_parc	0,001	0,006	0,016	1	0,901	1,001	0,989	1,013

Nota: (a) Parâmetro considerado zero, considerado valor perdido pelo sistema. Extraídos a partir do SPSS (2004).

$$\pi_j(x) = 43,936 \text{ (Intercept)} + 1,940 \text{ [Sexo (0)]} + 2,659 \text{ [Residência (0)]} - 3,145 \text{ [Empr_Ultim_2anos (0)]} - 23,893 \text{ [Faixa_Renda(1)]} - 22,770 \text{ [Faixa_Renda (2)]} - 5,660 \text{ [Faixa_Renda (3)]} - 2,877 \text{ [Cartão_Credito(0)]} - 20,263 \text{ [AD-IN (0)]} + 0,001 \text{ (Valor_Parc)}$$

Para explicar as características comuns aos indivíduos classificados na categoria “1 Parcela em atraso”, verifica-se a mesma relação descrita na categoria anterior, com uma única exceção de que o sinal da variável “Valor_Parc” tornou positivo para os classificados nesta categoria. Devido ao baixo valor desse índice, é possível verificar que esta variável quase não contribui com a formulação do modelo

em si.

Para a atual categoria em análise, também é possível rejeitar a hipótese nula de que os coeficientes sejam iguais a zero, e de que a presença das variáveis no modelo não provocam efeito na variável dependente, uma vez que se analisa o resultado da estatística *Wald*. Para “2 parcelas em atraso”. Na Tabela 10, tem-se o seguinte modelo.

Tabela 10 – Modelo da regressão logística para a categoria “2 parcelas em atraso”

Variáveis	B	Std. Error	Wald	GL	Sig.	Exp(B)	95% Confidence Interval for Exp(B)	
							Lower Bound	Upper Bound
Intercept	23,391	3419,080	0,000	1	0,995			
[Sexo=0]	1,903	0,640	8,849	1	0,003	6,706	1,914	23,496
[Residencia=0]	2,610	0,683	14,586	1	0,000	13,599	3,563	51,904
[Empr_Ultim_2anos=0]	-3,758	0,703	28,603	1	0,000	0,023	0,006	,092
[Faixa_Renda=1]	-21,863	2983,187	0,000	1	0,994	3,20E-010	0,000	.(a)
[Faixa_Renda=2]	-20,214	2983,187	0,000	1	0,995	1,66E-009	0,000	.(a)
[Faixa_Renda=3]	-2,510	3155,236	0,000	1	0,999	0,081	0,000	.(a)
[Cartão_Credito=0]	-1,690	0,703	5,777	1	0,016	0,185	0,047	0,732
[AD-IN=0]	-1,572	1670,538	0,000	1	0,999	0,208	0,000	.(a)
Valor_parc	0,001	0,005	0,045	1	0,832	1,001	0,991	1,011

Nota: (a) Parâmetro considerado zero, considerado valor perdido pelo sistema. Extraídos a partir do SPSS (2004).

$$\pi_j(x) = 23,391 \text{ (Intercept)} + 1,903 \text{ [Sexo (0)]} + 2,610 \text{ [Residência (0)]} - 3,758 \text{ [Empr_Ultim_2anos (0)]} - 21,863 \text{ [Faixa_Renda(1)]} - 20,214 \text{ [Faixa_Renda (2)]} - 2,510 \text{ [Faixa_Renda (3)]} - 1,690 \text{ [Cartão_Credito(0)]} - 1,572 \text{ [AD-IN (0)]} + 0,001 \text{ (Valor_Parc)}$$

Para explicar as características comuns aos indivíduos classificados na categoria “2 Parcelas em atraso”, verifica-se a mesma relação descrita na categoria anterior. Contudo, é possível verificar a existência de uma sensível queda no valor dos coeficientes calculados.

Ao analisar o teste *Wald*, verifica-se que, para a presente categoria, não é possível rejeitar a hipótese nula de que coeficientes estimados sejam iguais a zero, tendo em vista que, pelo menos 4 variáveis, apresentam um valor de probabilidade (Sig.) inferior ao nível de significância inferior a 0,05. Para “3 parcelas em atraso”. A Tabela 11 traz as estimativas dos coeficientes da regressão logística multinomial.

Tabela 11 – Modelo da regressão logística para a categoria “3 parcelas em atraso”

Variáveis	B	Std. Error	Wald	G L	Sig.	Exp(B)	95% Confidence Interval for Exp(B)	
							Lower Bound	Upper Bound
Intercept	6,827	1591,17	0,000	1	0,99			
[Sexo=0]	1,901	0,57	11,18	1	0,001	6,690	2,196	20,387
[Residência=0]	1,370	0,66	4,349	1	0,037	3,936	1,086	14,264
[Empr_Ultim_2anos=0]	-3,319	0,63	27,85	1	0,000	0,036	0,011	0,124
[Faixa_Renda=1]	-2,407	0,55	19,15	1	0,000	0,090	0,031	0,265
[Faixa_Renda=2]	0,128	0,00	.	1	.	1,136	1,136	1,136
[Faixa_Renda=3]	-1,112	2895,71	0,00	1	1,000	0,329	0,000	.(a)
[Cartão_Credito=0]	-1,321	0,62	4,53	1	0,033	0,267	0,079	0,901
[AD-IN=0]	-1,499	1591,19	0,00	1	0,999	0,223	0,000	.(a)
Valor_parc	-0,009	0,004	3,96	1	0,047	0,991	0,983	1,000

Nota: (a) Parâmetro considerado zero, considerado valor perdido pelo sistema.

$$\pi_j(x) = 6,827 [\text{Intercept}] + 1,901 [\text{Sexo (0)}] + 1,370 [\text{Residência (0)}] - 3,319 [\text{Empr_Ultim_2anos (0)}] - 2,407 [\text{Faixa_Renda(1)}] + 0,128 [\text{Faixa_Renda (2)}] - 1,112 [\text{Faixa_Renda (3)}] - 1,321 [\text{Cartão_Credito (0)}] - 1,499 [\text{AD-IN (0)}] - 0,009 (\text{Valor_Parc})$$

Para explicar as características comuns aos indivíduos classificados na categoria “3 Parcelas em atraso”, verifica-se que a variável denominada de “Faixa_Renda (2)”, declarada entre R\$ 1.000,00 e R\$ 2.499,00, influencia positivamente os inadimplentes classificados nesta categoria.

Ao analisar o teste *Wald*, verifica-se que, para a presente categoria, não é possível a rejeição da hipótese nula, tendo em vista que, pelo menos 6 variáveis apresentam um valor de probabilidade (Sig.) menor do que nível de significância inferior a 0,05. Para “4 parcelas em atraso”. A Tabela 12, evidencia as estimações dos coeficientes do modelo de regressão logística multinomial.

Tabela 12 - Modelo da regressão logística para a categoria “4 parcelas em atraso”

Variáveis	B	Std. Error	Wald	G L	Sig.	Exp(B)	95% Confidence Interval for Exp(B)	
							Lower Bound	Upper Bound
Intercept	7,037	2179,668	0,000	1	0,997			
[Sexo=0]	2,633	0,497	28,051	1	0,000	13,912	5,251	36,857
[Residencia=0]	1,239	0,564	4,821	1	0,028	3,451	1,142	10,427
[Empr_Ultim_2anos=0]	-2,839	0,575	24,364	1	0,000	0,058	0,019	0,181
[Faixa_Renda=1]	-1,464	1667,646	0,000	1	0,999	0,231	0,000	.(a)
[Faixa_Renda=2]	-0,735	1667,646	0,000	1	1,000	0,479	0,000	.(a)
[Faixa_Renda=3]	14,805	0,000	.	1	.	2688800,84	2688800,84	2688800,84
[Cartão_Credito=0]	-1,427	0,572	6,224	1	0,013	0,240	0,078	0,736
[AD-IN=0]	-1,468	1403,534	0,000	1	0,999	0,230	0,000	.(a)
Valor_parc	-0,009	0,004	4,873	1	0,027	0,991	0,983	0,999

Nota: (a) Parâmetro considerado zero, considerado valor perdido pelo sistema. Extraídos do SPSS (2004).

$$\pi_j(x) = 7,037[\text{Intercept}] + 2,633 [\text{Sexo (0)}] + 1,239 [\text{Residência (0)}] - 2,839 [\text{Empr_Ultim_2anos (0)}] - 1,464 [\text{Faixa_Renda(1)}] - 0,735 [\text{Faixa_Renda (2)}] + 14,805 [\text{Faixa_Renda (3)}] - 1,427 [\text{Cartão_Credito (0)}] - 1,468 [\text{AD-IN (0)}] - 0,009 (\text{Valor_Parc})$$

Para explicar as características comuns aos indivíduos classificados na categoria “4 Parcelas em atraso”, verifica-se que a variável denominada de “Faixa_Renda (3)”, declarada entre R\$ 2.500,00 e R\$ 4.999,00, influencia positivamente os inadimplentes classificados nesta categoria, além da variável “Faixa_Renda(2)” que voltou a apresentar coeficiente negativo.

Ao analisar o teste *Wald*, verifica-se que, para a presente categoria, não é possível rejeitar a hipótese nula de que os coeficientes estimados sejam iguais a zero, tendo em vista que pelo menos 5 variáveis apresentam um valor de probabilidade (Sig.) inferior ao nível de significância de 0,05. Para “5 parcelas em atraso”. A Tabela 13 mostra a estimação dos coeficientes do modelo de regressão logística.

Tabela 13 – Modelo da regressão logística para a categoria “5 parcelas em atraso”

Variáveis	B	Std. Error	Wald	G L	Sig.	Exp(B)	95% Confidence Interval for Exp(B)	
							Lower Bound	Upper Bound
Intercept	1,692	1603,640	0,000	1	0,999			
[Sexo=0]	0,389	0,497	0,612	1	0,434	1,475	0,557	3,908
[Residencia=0]	-0,418	0,593	0,496	1	0,481	0,659	0,206	2,105
[Empr_Ultim_2anos=0]	-1,696	0,558	9,238	1	0,002	0,183	0,061	0,547
[Faixa_Renda=1]	-0,424	0,453	0,875	1	0,350	0,655	0,269	1,591
[Faixa_Renda=2]	0,649	0,000	.	1	.	1,914	1,914	1,914
[Faixa_Renda=3]	-1,144	2761,671	0,000	1	1,000	0,318	0,000	.(a)
[Cartão_Credito=0]	-1,396	0,567	6,054	1	0,014	0,248	0,081	0,753
[AD-IN=0]	0,101	1603,639	0,000	1	1,000	1,106	0,000	.(a)
Valor_parc	0,001	0,004	0,098	1	0,754	1,001	0,994	1,009

Nota: (a) Parâmetro considerado zero, considerado valor perdido pelo sistema. Extraídos do SPSS (2004).

$$\pi_j(x) = 1,692[\text{Intercept}] + 0,389 [\text{Sexo (0)}] - 0,418 [\text{Residência (0)}] - 1,696 [\text{Empr_Ultim_2anos (0)}] - 0,424 [\text{Faixa_Renda(1)}] + 0,649 [\text{Faixa_Renda (2)}] - 1,144 [\text{Faixa_Renda (3)}] - 1,396 [\text{Cartão_Credito (0)}] + 0,101 [\text{AD-IN (0)}] + 0,001 (\text{Valor_Parc})$$

Para explicar as características comuns aos indivíduos classificados na categoria “5 Parcelas em atraso”, verifica-se a mesma relação apresentada na categoria anterior. Contudo, é possível observar a existência de uma sensível redução no valor dos coeficientes, além do fato de que a variável “AD-IN” inclusão no modelo, passa a influenciar positivamente a classificação dos saldos nesta categoria.

Ao analisar o teste *Wald*, verifica-se que, para a presente categoria, não é possível aceitar a rejeição da hipótese nula de que os coeficientes estimados sejam igual a zero, tendo em vista que pelo menos 2 variáveis apresentam um valor de probabilidade (Sig.) inferior ao nível de significância igual 0,05.

Para comprovação estatística da adequação do modelo aos dados, é efetuado o teste de qui-quadrado em conjunto com as estatísticas Pearson e Deviance. Estes testes de hipóteses (Deviance e Pearson) rejeitam a hipótese nula de que os coeficientes são iguais a zero e de que o modelo estimado não se adequa aos dados existentes, quando o valor de probabilidade (Sig.) é maior do que o nível de significância 0,05. Os resultados do teste de hipóteses estão apresentados na Tabela 14, na qual se pode verificar que o modelo calculado é estatisticamente

adequado ao conjunto de dados em análise, uma vez que o valor de probabilidade (Sig.) é superior ao nível de significância em ambos os testes de hipóteses.

Tabela 14 – Teste de adequação do modelo aos dados

	Qui-Quadrado	GL	Sig.
Pearson	1.625,856	3.486	1,000
Deviance	890,363	3.486	1,000

Nota: Extraído a partir do SPSS (2004).

Outra forma de verificar a adequação do modelo aos dados em análise é por meio do índice “-2 Log Likelihood”, em conjunto com o teste Qui-Quadrado, conforme está demonstrado na Tabela 15.

Tabela 15 – Likelihood teste

Modelo	-2 Log Likelihood	Qui-Quadrado	GL	Sig.
Intercept Only	2238,079			
Final	890,363	1347,717	54	0,000

Nota: Extraído a partir do SPSS (2004).

Neste teste de hipóteses, a estatística qui-quadrado representa o diferencial entre o coeficiente “-2 Log Likelihood” do modelo estimado a partir da base de dados em análise, com um pseudo “-2 Log Likelihood”, no qual todos os parâmetros são iguais a zero (que equivale ao modelo que aceitaria a hipótese nula) (SPSS, 2004). Como o valor de probabilidade (Sig.) é menor da que o nível de significância de 0,05, pode-se concluir que o modelo adequado aos dados em análise, rejeita a hipótese nula.

Na regressão logística multinomial é possível verificar estatisticamente a contribuição das variáveis selecionadas ao modelo calculado usando-se o teste de “-2 Log Likelihood”. Neste teste de hipóteses, o valor “-2 Log Likelihood” representa, para cada variável, o qui-quadrado representa a diferença entre o “-2 Log Likelihood” do modelo atual e o pseudo “-2 Log Likelihood”, sem o efeito das variáveis. Para os dados em análise dispostos na Tabela 16, verifica-se que o valor de probabilidade (Sig.) é inferior ao nível significância de 0,05. Logo, rejeita-se a hipótese nula de que as variáveis selecionadas não colaboram para o modelo calculado.

Tabela 16 – Teste da contribuição das variáveis ao modelo

Variáveis	-2 Log Likelihood do Modelo Reduzido	Qui-Quadrado	GL	Sig.
Intercept	890,363(a)	0,000	0	.
Sexo	935,448	45,085	6	0,000
Residência	917,078	26,715	6	0,000
Empr_Ultim_2anos	942,114	51,751	6	0,000
Faixa_Renda	1030,184	139,821	18	0,000
Cartão_Crédito	904,976	14,613	6	0,023
AD-IN	1839,238	948,875	6	0,000
Valor_parc	932,171	41,808	6	0,000

Nota: Extraído a partir do SPSS (2004).

Para o cálculo da adequação do modelo, e verificação de quanto da variabilidade dos dados pode ser explicada pelo modelo em análise, faz-se uso da estatística de pseudos r^2 , a exemplo dos testes de hipóteses já utilizados para a validação do modelo de regressão logística binária, chamados de Cox & Snell r^2 e Nagelkerk r^2 , tem-se o teste McFadden que segue a mesma interpretação dos demais testes, nos quais se relata que quanto mais próxima de 1, uma quantidade maior da variação dos dados em análise pode ser explicada por este modelo.

Para os dados avaliados, verifica-se que o coeficiente referente ao teste de Cox & Snell r^2 é igual a 0,798, o coeficiente de Nagelkerk r^2 é igual a 0,858 e o de McFadden é igual a 0,602; ou seja, muito próximos de 1, significando que entre 60,2% a 85,8% das variações, podem ser explicadas pelo modelo estimado (SPSS, 2004).

Para a efetiva visualização da adequação do modelo aos dados em análise, faz-se necessária a apresentação da matriz de classificação, conforme está demonstrado na Tabela 17. É possível verificar que 81% dos dados em análise podem ser explicados pelo modelo estimado. Também é possível verificar que, para os casos com 1, 2 e 3 parcelas em atraso, respectivamente, os percentuais de acerto são inferiores a 50%, significando que possivelmente outras variáveis não incluídas no modelo formulado, se adicionadas ao mesmo, podem auxiliar na classificação dos dados nestas categorias.

É possível verificar que o modelo classifica com sucesso os casos adimplentes, gerando o percentual de 100% de acerto. O modelo também apresenta excelente resultado quando aplicado aos casos com 6 parcelas em atraso, tendo em vista que a previsão de acerto é de 77,8%. Para as demais faixas de atraso, os

índices de acerto são iguais ou superiores a 50%, significando que o conjunto de variáveis no modelo demonstra adequadamente as características comuns a todos os responsáveis financeiros classificados dentro de cada categoria, em consonância com a Resolução 2.682/99.

Tabela 17 – Matriz de classificação

Observado	Previsto							% Correto
	0 parcelas em atraso	1 parcela em atraso	2 parcelas em atraso	3 parcelas em atraso	4 parcelas em atraso	5 parcelas em atraso	6 parcelas em atraso	
0 parcelas em atraso	523	0	0	0	0	0	0	100,0 %
1 parcela em atraso	22	12	6	2	4	0	2	25,0%
2 parcelas em atraso	0	3	12	6	9	0	6	33,3%
3 parcelas em atraso	0	0	0	12	16	4	12	27,3%
4 parcelas em atraso	0	0	5	10	50	5	10	62,5%
5 parcelas em atraso	0	0	0	0	12	24	12	50,0%
6 parcelas em atraso	0	0	0	0	14	0	49	77,8%
% Total	64,7%	1,8%	2,7%	3,6%	12,5%	3,9%	10,8%	81,0%

Nota: Extraído a partir do SPSS (2004).

É necessário avaliar se o modelo formulado possui boa qualidade discriminante a partir da aplicação da curva de sensibilidade e especificidade “ROC – Receiver Operating Characteristic”.

Ao analisar a curva ROC, conforme está demonstrado na Figura 13, verifica-se que a área sob a curva corresponde ao valor de 0,986, demonstrando excelente poder de discriminação, de acordo com a classificação dada por Hosmer e Lemeshow (2000). Este resultado pode ser justificado quando analisado em conjunto com o cálculo de adequação do modelo, demonstrando que o mesmo é capaz de identificar em 81% os casos classificados por faixa de atraso.

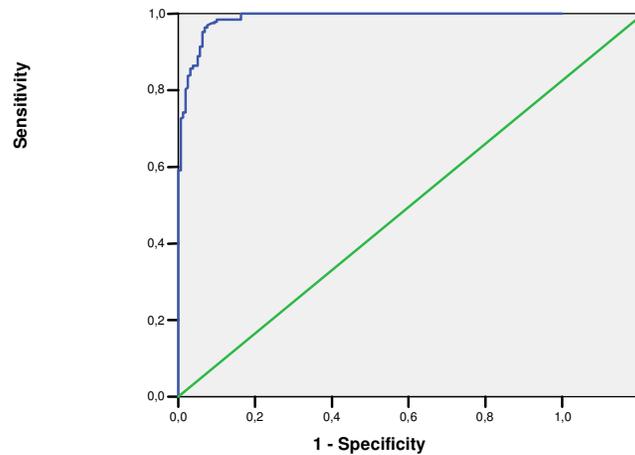


Figura 13 – Formato da curva ROC para o modelo multinomial

A seguir é demonstrada a construção do modelo de *credit scoring*, usando como base o modelo de regressão logística binária, para classificação dos créditos na matriz de *rating*.

4.5 O MODELO DE CREDIT SCORING

Para a criação do modelo de *credit scoring*, utilizam-se os coeficientes calculados por meio da análise de regressão logística binária, multiplicados por 100, conforme se verifica na Tabela 18. Os procedimentos são aplicados sobre a mesma base de dados utilizada na elaboração dos demais modelos de regressão logística binária e multinomial.

Tabela 18 – Coeficientes utilizados no cálculo do *rating*

Variável	Coeficiente
Estado_Civil	
Estado_Civil(1)	152
Estado_Civil(2)	191,3
Estado_Civil(3)	218,7
Empr_Ultim_2anos(1)	67,5
Faixa_Renda	0
Faixa_Renda(1)	-83,4
Faixa_Renda(2)	61,2
Faixa_Renda(3)	107,1

Nota: Extraído a partir do SPSS (2004).

Utiliza-se em todas as etapas da modelagem o mesmo procedimento adotado por Marques (2000), no qual o intercepto é fixado em 100 para que não haja valores negativos, e os resultados divididos em classes de *scoring*, conforme está demonstrado na Tabela 18. Foram calculadas as Probabilidades de Perda por faixa (PP), que representam o total de casos inadimplentes por faixa de *rating* em relação à quantidade total, tal como se encontra na Tabela 19.

Tabela 19 – Classificação dos dados no *credit scoring*

Faixas	PP na Amostra					
	Bom	Mau	Total	PP Bons	PP Maus	PP Total
>310	97	33	130	19%	41%	22%
311-370	209	24	233	40%	30%	39%
371<	217	23	240	41%	29%	40%
	523	80	603	100%	100%	100%

Foi identificado o valor expresso em reais (R\$), proporcional ao valor de adimplentes e inadimplentes, por faixa de *rating* calculada, tal como se encontra demonstrado na Tabela 20. Verifica-se que as faixas de *rating* calculadas possuem proporção equilibrada entre adimplentes e inadimplentes, o que pode representar para a administração da IEFM a melhoria nos procedimentos de gestão dos dados, a identificação das características que compõem cada grupo de dados nas áreas de *rating*, aliado à adoção de medidas específicas a cada grupo, visa a redução da inadimplência calculada.

Tabela 20 – Saldo em reais (R\$) dos dados classificados

Faixas	Bom	Mau	Total	R\$ Bom	R\$ Mau	Total R\$
>310	97	33	130	27.455,00	33.383,00	60.838,00
311-370	209	24	233	59.506,00	18.879,00	78.385,00
371<	217	23	240	61.521,00	17.169,00	78.690,00
	523	80	603	148.482,00	69.431,00	217.913,00

Para a aplicação da métrica de *credit scoring*, consideraram-se os valores recuperados na carteira em análise. Na ausência de uma taxa histórica, é adotada a taxa de 2%, como sendo a taxa efetiva de recuperação dos saldos, aplicada ao saldo de “Maus” pagadores conforme está demonstrado pela Tabela 21.

Tabela 21 – Cálculo do valor recuperado e da perda líquida

Faixas	Total	R\$ Mau	Recuperados	Perda Liq	Media Perda	Prob Perda Liq	DesvPad Prob Perda
>310	130	33.383,00	667,66	32.715,34	251,66	53,77%	15,95%
311-370	233	18.879,00	377,58	18.501,42	79,41	23,60%	5,39%
371<	240	17.169,00	343,38	16.825,62	70,11	21,38%	6,96%
	603	69.431,00	1.388,62	68.042,38	112,84	31,22%	

A “Perda Líquida” também pode ser considerada como o valor do risco de inadimplência esperado, uma vez que ela representa o montante comprometido nas operações com probabilidade de não serem honradas. O modelo de *credit scoring*, desenvolvido para a base de dados em análise, demonstra que a provisão a ser constituída, caso seja baseada no montante de “Perda Líquida”, considerado o valor total de saldos em aberto em atraso, menos a recuperação dos créditos, é de R\$ 68.042,38, aproximadamente 3 vezes maior que o valor da provisão calculado com base nos critérios descritos na Resolução 2.682/99, que é de R\$ 23.578,75.

A “Probabilidade de Perda Líquida” para o modelo desenvolvido é calculada em relação ao saldo em aberto das operações. Com isso, é possível verificar que a “Perda Líquida”, ou o “Risco de Inadimplência”, corresponde a 31,22% do total em aberto. O valor médio expresso em reais (R\$) da perda é calculado em relação ao número de casos considerados em cada faixa de rating. Já o desvio padrão da probabilidade de perda é mensurado com base no saldo médio das operações por faixa em relação à “Probabilidade de Perda” existente.

Uma vez que o modelo de *credit scoring* é aplicado sobre o saldo das operações consideradas inadimplentes, e classifica os saldos a partir de suas características comuns, pode-se dizer que ele produz resultados mais acurados do que os demonstrados pela aplicação da Resolução 2.682/99, para esta base de dados extraída de uma IEFM.

4.6 O CÁLCULO DA PERDA POTENCIAL

Além de se efetuar o cálculo do valor a ser provisionado como possível perda, estatisticamente a partir do modelo de *credit scoring*, é possível calcular a perda potencial ou perda não esperada (SECURATO, 2002); ou seja, o montante que a IEFM poderá apurar como prejuízo não recuperável sobre o total dos saldos em aberto, devido a outros fatores não abrangidos pelos dados coletados e nem pelo modelo de risco aqui adotado.

O cálculo da perda potencial está intrinsecamente relacionado com a volatilidade dos dados em análise. A perda potencial corresponde à variância em torno do risco de inadimplência estimado. Com isso, verifica-se que a perda potencial é um valor com base em R\$ 68.042,38, que é referente ao risco de crédito calculado para esta amostra de dados.

A notação adotada por Marques (2000) pode ser visualizada a partir da expressão algébrica (23).

$$PP\% = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^N w_i^2 \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^N w_i w_j \sigma_i \sigma_j \rho_{i,j} \right)} \quad (23)$$

Onde “N” corresponde ao número de observações, w_i e w_j indicam a proporção do saldo dos créditos por faixa de rating, σ é o desvio padrão da probabilidade de perda de cada dado e $\rho_{i,j}$ representa a correlação entre os ativos. A expressão (23) apresenta ainda duas equações sob a base, uma para indicar o risco de inadimplência e outra para indicar o risco diversificável, quando levada em consideração a relação entre os ativos. O resultado de tal expressão é um percentual que, aplicado ao valor do risco de inadimplência, demonstra o valor em reais da perda potencial (PHELAN; ALEXANDER, 2000 apud MARQUES, 2000).

O valor da correlação entre os créditos que constituem a base de dados, tende a ser muito baixa ou inexistente, uma vez que esta encontra-se associada à probabilidade de que dois ou mais créditos venham a tornar-se inadimplentes dentro do mesmo horizonte de tempo. Para efeitos deste estudo, vale salientar que é adotado o percentual de 2% como o valor da correlação entre os dados obtidos a

partir do responsável financeiro da instituição pesquisada. Substituindo-se os dados na notação proposta em (23), tem-se os seguintes resultados:

$$\sum_{i=1}^N w_i^2 \sigma_i^2 = \sqrt{[(0,2792 \times 0,1595)^2 + (0,3597 \times 0,0539)^2 + (0,3611 \times 0,0696)^2]}$$

Adicionando-se o resultado parcial obtido na equação denotada em (23) completa, tem-se o resultado da perda potencial em termos percentuais, para os dados em análise:

$$PP\% = \sqrt{(0,0029891 + 2 \times 0,02 \times 0,001982 \times 0,000376 \times 0,000632)}$$

$$PP\% = 5,47\%$$

Na Tabela 22, encontra-se demonstrado o valor calculado da perda potencial.

Tabela 22 – Cálculo da probabilidade de perda potencial

Faixas	Total	Valor Op	%	DesvPad	% x DesvPad	(% x DesvPad) ²	PP calculo	PP R\$
>310	130	60.838,00	27,92%	0,1595	0,0445	0,001982	5,47%	3.720,60
311-370	233	78.385,00	35,97%	0,0539	0,0194	0,000376		
371<	240	78.690,00	36,11%	0,0696	0,0251	0,000632		
	603	217.913,00	100,00%			0,0029891		

Verifica-se que o índice apurado equivale a 5,47% do risco de crédito anteriormente calculado, com isso, é possível analisar que, além da provisão de R\$ 68.042,38, proposta pelo modelo, R\$ 3.720,60, pode ser efetivamente registrado como perdas por outros motivos não abrangidos pelo modelo.

4.7 O CÁLCULO DO MODELO DE RISCO DE INADIMPLÊNCIA COM BASE NAS TAXAS HISTÓRICAS DA IEFM

Para análise do cálculo da inadimplência a partir da aplicação do modelo de *credit scoring*, é considerado também o cálculo da possível provisão, a partir da adoção da taxa de recuperação dos créditos com base nas informações fornecidas pela administração da IEFM em análise, sendo apurada a taxa de 68% como taxa

efetiva de recuperação dos saldos, aplicada ao saldo de “Maus”, conforme está demonstrado pela Tabela 23.

Tabela 23 – Cálculo do valor recuperado e da perda líquida

Faixas	Total	R\$ Mau	Recuperados	Perda Liq	Media Perda	Prob Perda Liq	DesvPad Prob Perda
>310	130	33.383,00	22.700,44	10.682,56	82,17	17,56%	5,21%
311-370	233	18.879,00	12.837,72	6.041,28	25,93	7,71%	1,76%
371<	240	17.169,00	11.674,92	5.494,08	22,89	6,98%	2,27%
	603	69.431,00	47.213,08	22.217,92	36,85	10,20%	

A “Perda Líquida” considerada pelo modelo estimado é de R\$ 22.271,92. Se a provisão for constituída sobre o montante da “Perda Líquida”, o valor apurado seria muito similar ao valor calculado com base nos procedimentos descritos pela aplicação da Resolução 2.682/99, ou seja, R\$ 23.578,75.

Outro ponto a ser destacado é o impacto da alteração da taxa de recuperação de créditos no cálculo da Probabilidade de Perda Potencial, a partir do modelo de *credit scoring*, conforme está demonstrado na Tabela 24.

Tabela 24 – Cálculo da probabilidade de perda potencial

Faixas	Total	Valor Op	%	DesvPad	% x DesvPad	(% x DesvPad)2	PP calculo	PP R\$
>310	130	60.838,00	27,92%	0,0521	0,0145	0,000211	1,7853%	396,66
311-370	233	78.385,00	35,97%	0,0176	0,0063	0,000040		
371<	240	78.690,00	36,11%	0,0227	0,0082	0,000067		
	603	217.913,00	100,00%			0,0003187		

A probabilidade de Perda Potencial calculada é de R\$ 396,66, valor que representa a perda adicional a que a IEFM está sujeita por fatores outros que não contemplados no modelo de *credit scoring* estimado.

O objetivo principal das técnicas estatísticas e dos modelos de crédito aqui adotados é o de apresentar uma ferramenta útil para a análise e gestão dos créditos de uma IEFM, tendo em vista a parca literatura existente na área administrativa sobre este tema. Sobehart e Keenan (2004) recomendam a adoção de modelos de risco adaptados à realidade das Instituições, uma vez que os modelos existentes no mercado, mesmo que abrangentes, apresentam limitações quanto a complexidade dos dados em análise e quanto à qualidade das informações que foram utilizadas para a confecção dos mesmos.

Uma característica que necessita ser observada é ressaltada por Jorion (2000). Ele considera que a correta utilização das ferramentas para gestão de risco,

permite a melhor alocação dos riscos com a conseqüente melhora na distribuição dos recursos financeiros existentes. Essas análises também proporcionam uma avaliação da performance da Instituição quanto à qualidade e exatidão dos dados, e auxiliam a identificar o perfil da carteira de créditos, fonte de informações gerenciais vitais para a sobrevivência das Instituições.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES

O objetivo do presente trabalho foi o de analisar a inadimplência de uma IEFM a partir da aplicação da classificação dos créditos pela aplicação da Resolução 2.682/99 em seu critério de dias em atraso, da construção de um modelo de credit scoring, a partir do uso da técnica estatística de regressão logística binária, e a identificação das principais características dos dados agrupados por faixa de atraso de acordo com a Resolução 2.682/99, a partir do uso da técnica de regressão logística multinomial.

Os resultados obtidos indicaram que o modelo de *credit scoring* apresentou resultados mais conservadores que os propostos pela Resolução 2.682/99, uma vez que indicou um valor de risco de crédito aproximadamente 3 vezes maior que o calculado por meio da norma da organização governamental.

Outro ponto a ser destacado refere-se aos fatores que contribuem para a inadimplência, calculados a partir da adoção da regressão logística binária, que auxilia na construção do modelo de credit scoring, a saber: 1) “Estado Civil”; 2) “Empre_Ultim_2anos” e 3) “Faixa de renda”, sendo possível verificar que os responsáveis que se declararam com condições de honrar a dívida estão efetivamente pagando em dia suas parcelas.

Os fatores que auxiliam na classificação dos saldos dentro das faixas de atraso, de acordo com a Resolução 2.682/99, foram: 1) “Sexo”; 2) “Residência”; 3) “Empre_Ultim_2anos”; 4) “Faixa de renda”; 5) “Cartão_Crédito”; 6) “AD-IN” e 7) “Valor da Parcela”. Destas variáveis, verificou-se que o modelo selecionou como principais fatores o sexo feminino, o fato de não possuírem casa própria, não se declararem trabalhando nos últimos 2 anos, a faixa de salários de R\$ 0,00 a R\$ 4.999,00 não possuir cartão de crédito, estar inadimplente e o valor da parcela.

Ao analisar a curva ROC, verificou-se que a área sob a curva corresponde ao valor de 0,986, demonstrando excelente poder de discriminação, de acordo com a classificação fornecida por Hosmer e Lemeshow (2000). Tal resultado poderia ser justificado quando for analisado em conjunto com o cálculo de adequação do modelo, demonstrando que o mesmo foi capaz de identificar em 81% os casos classificados por faixa de atraso.

Como o estudo da inadimplência numa IEFM é um campo relativamente novo, os resultados aqui demonstrados visam auxiliar no melhor entendimento das relações existentes entre os valores em atraso e o perfil dos responsáveis financeiros em estudo, auxiliando na evolução do conhecimento para a área de análise de risco.

O melhor entendimento dos dados existentes, a partir da aplicação de modelos de análise de riscos, fornece informações importantes às Instituições, auxiliam na distribuição dos recursos financeiros existentes e na identificação do perfil da carteira de crédito. Pode-se dizer ainda que, melhorando a carteira, a Instituição poderá contar com mais recursos para investimentos necessários e terá como consequência o melhor resultado financeiro.

Percebeu-se que, além da economicidade de tempo, com a informação sendo fornecida previamente pelo modelo formulado sobre os responsáveis financeiros mais propensos a se tornarem inadimplentes, os diretores financeiros da IEFM avaliada, poderiam direcionar mais atenção àqueles que possuem maior tendência a ser maus pagadores, o que proporciona maior eficácia no desempenho de suas funções de acompanhamento prático.

Notadamente essa conjugação de esforços, aliando maior eficiência dos diretores financeiros da IEFM avaliada, reduzirá sobremaneira o tempo dispensado pelos mesmos no acompanhamento e na avaliação dos potenciais maus pagadores, em um aumento de escala e na redução dos custos operacionais para a organização.

Cabe salientar que o modelo de escoragem que tinha sido estimado, pode contribuir também com a redução das atuais taxas de inadimplência da organização. As informações, ao serem disponibilizadas pelos modelos, irão contribuir, de alguma forma, com a sustentabilidade financeira da instituição no longo prazo.

Percebeu-se ainda que os resultados auferidos da construção e aplicação do modelo de *credit scoring* demonstraram benefícios quantitativos da utilização desse tipo de ferramenta, mesmo sabendo que esse tipo de modelagem carece de contínua realimentação a partir de novas informações.

Sugere-se para o desenvolvimento de pesquisas futuras que os dados utilizados no trabalho possam ser coletados periodicamente, a cada seis meses, por exemplo, de modo que os responsáveis financeiros possam ser reavaliados

minuciosamente em termos de migração das faixas de rating, o que torna o modelo mais consistente metodologicamente.

Além disso, o fato de ter-se trabalhando com uma amostra intencional (amostragem não-probabilística), de alguma forma, acabou inviabilizando a extrapolação para a instituição de ensino como um todo. Assim, sugere-se que nas próximas coletas, seja aplicada quantidade maior de questionários e que a amostragem seja a probabilística visando à extrapolação para a instituição de ensino como todo.

Sugere-se também aos gestores da IEFM uma avaliação real dos riscos aos quais suas unidades escolares estão expostas. O Quadro 7 sugere algumas questões a serem respondidas.

I) Quais seriam os riscos básicos aos quais as IEFM estão expostas?
II) Existe um processo organizado para rastrear “riscos emergentes” para quando identificados serem minimizados seus impactos sobre a organização?
III) A organização e seus gestores têm consciência dos conceitos fundamentais de risco?
IV) Existem papéis definidos para cada ator dentro do processo geral de gestão de risco?
V) O gerenciamento de risco por parte dos gestores é realizado de maneira sistemática e consciente ou segue padrões intuitivos e <i>ad hoc</i> ?
VI) A organização adota alguma estratégia que facilita e estimula o diálogo e a comunicação de aspectos ligados a riscos?
VII) Os gestores da organização possuem as competências necessárias para uma gestão eficaz de riscos?
VIII) Existe por parte do grupo uma estratégia clara de aprendizagem para a gestão de risco?
IX) A organização e seus gestores buscam criar uma cultura propícia à inovação e à gestão eficaz de riscos?
X) Existem reuniões regulares de um comitê gestor ou executivo de gestão de riscos?
XI) A organização e seus gestores já adotaram alguma medida prática para reduzir as conseqüências ou a probabilidade de ocorrência de riscos?
XII) A organização tem planos de contingência para lidar com os principais riscos a que está exposta?

Quadro 6 – A relação entre a IEFM e a gestão de riscos

Sugere-se ainda aos gestores da IEFM em estudo que, de acordo com os dados e resultados apresentados por este trabalho, desenvolvam estratégias que visem dar maior atenção aos responsáveis financeiros que tenham características indicando possível tendência a inadimplência.

Outro fator que poderá auxiliar os gestores da IEFM é incorporar ao software de gerenciamento de crédito as técnicas estatísticas aqui apresentadas para facilitar análise e a prevenção do risco de inadimplência.

Caso a instituição queira realmente aplicar essa metodologia, faz-se necessário também, que o questionário hoje utilizado na entrevista com o responsável financeiro seja aprimorado e aplicado antes de o novo discente ser aceito como aluno da IEFM, de modo que haja um ganho de escala em termos de rapidez na coleta das informações e o aprimoramento das variáveis a cada novo preenchimento.

REFERÊNCIAS

ALTMAN, E. I.; MARCO, G.; VARETTO, F. Corporate distress diagnosis: Comparison using linear discriminant analysis and neural networks. **Journal of Banking and Finance**, v. 18, p. 505–529, 1994.

ALTMAN, Edward I; HALDEMAN, Robert. Corporate credit scoring models: approaches and tests for successful implementation. **The Journal of Commercial Lending**, p. 10-22, May 1995.

ASSOCIAÇÃO COMERCIAL DE SÃO PAULO – ACSP. Pesquisa sobre inadimplência. Disponível em: <http://www.acsp.com.br/servicos/serv_ap_iegiv.htm#> Acesso em: 02 jul. 2006.

ATLAS GEOGRÁFICO MELHORAMENTOS. São Paulo: Ed. Melhoramentos, 2002.

ÁVILA FILHO, Francisco. **Manual de análise avançada de crédito**. São Paulo: IBCB, 1992.

BANCO CENTRAL DO BRASIL – BACEN. Resolução 2682/99. Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Brasília: <http://www.bcb.gov.br>, 2000.

BARTH, Nelson Lerner. **Inadimplência: construção de modelos de previsão**. São Paulo: Nobel, 2004.

BERNSTEIN, Peter L. **Desafio aos Deuses: a fascinante história do risco**. Rio de Janeiro: Ed. Campus, 1997.

BESSIS, J. **Risk Management in banking**. London: John Wiley & Sons, 1998.

BRIGHAM, Eugene F.; WESTON, J. Fred. **Administração financeira das empresas**. Rio de Janeiro: Ed. Interamericana, 1979.

BIS – BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS. Core Effective Principles in Banking Supervision. Basle: Basle Committee on Banking Supervision, September, 1997, Disponível em: <<http://www.bis.org>> Acesso em 06 jul. 2006.

BLATT, Adriano. **Crédito: dicas práticas para analisar e conceder**. São Paulo: Editora STS, 2000.

_____. **Cobrança**: dicas práticas para cobrar e combater a inadimplência. 3. ed. São Paulo: Editora STS, 2000.

BOGGESS, William P. Screen-test your credit risks. **Harvard Business Review**, v.33, Nov./Dec. 1967.

BRITO, G. A. S.; ASSAF NETO, A. Modelo de classificação de risco de crédito de grandes empresas. In: CONGRESSO USP DE CONTROLADORIA E CONTABILIDADE, 5., 2005, São Paulo. **Anais...** USP, 2005.

BRITO, Osias Santana de. **Controladoria de risco-retorno em instituições financeiras**. São Paulo: Saraiva, 2003.

CAOQUETTE, J. B.; ALTMAN, E. I.; NARAYANAN, P. **Gestão do risco de crédito: o próximo grande desafio financeiro**. Qualitymark. Rio de Janeiro, 1999.

CHU, Victorio Y. T.; SCHECHTMAN, Ricardo. O uso de informações no crédito bancário. In: **Economia Bancária e Crédito – Avaliação de 4 anos do Projeto...** Brasília: BACEN-DEPE, Dez-2003, pág. 68-77, Parte VII.

CÓDIGO CIVIL BRASILEIRO. Disponível em:
<http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/Leis/2002/L10406.htm> Acesso em: 16 jun. 2006.

COIMBRA, F. C. Gestão estratégica de riscos: instrumento de criação de valor. In: SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO FEA-USP, 7., 2004, São Paulo. **Anais...** São Paulo: FEA-USP, 2004. p. 1-10.

CONFEDERAÇÃO NACIONAL DOS ESTABELECIMENTOS DE ENSINO – CONFENEN. Inadimplência escolar: que postura adotar? Disponível em:
<<http://www.educacional.com.br/revista/0302/pontalapis.asp>> Acesso em: 14 maio 2006.

CORADI, C. D. **Rating ou score, o que é melhor?** Informativo Opinião da EFC - Engenheiros Financeiros & Consultores. São Paulo, 15 fev. 2002.

CROUHY, Michel; GALAI, Dan; MARK, Robert. **Gerenciamento de risco: abordagem conceitual e prática: uma visão integrada dos riscos de crédito, operacional e de mercado**. Rio de Janeiro: Quality Mark: São Paulo: SERASA, 2004.

DUARTE Jr. Antonio Marcos. A importância do gerenciamento de riscos corporativos. **Revista Resenha BM&F**, n. 133, jul./ago. 1999.

_____. **Gestão de riscos para fundos de investimentos**. São Paulo. Prentice Hall, 2005.

EMERY, Douglas R.; FINNERTY, John D. **Corporate financial management**. New Jersey: Prentice–Hall, 1997.

FEDERATION OF EUROPEAN RISK MANAGEMENT ASSOCIATIONS – FERMA, **Norma de Gestão de Riscos**, 2003.

FERREIRA, A. B. H. **Novo dicionário da língua portuguesa**. Rio de Janeiro: Ed. Nova Fronteira, 1975.

FRANÇA, Rubens Limongi. **Enciclopédia Saraiva de Direito**. São Paulo: Saraiva, 1977.

FREUND, Rudolf J.; WILSON, William J. **Regression Analysis – Statistical Modeling of a Response Variable**. San Diego, Academic Press: 1998.

GIL, Antonio Carlos. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 3. ed., São Paulo: Atlas, 1991.

_____. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 1994.

GITMAN, L. J. **Princípios de administração financeira**. 7. ed., São Paulo: Harbra, 1997.

_____. **Princípios de administração financeira**. 10 ed. São Paulo: Addison Wesley, 2004.

HAIR, Jr., Joseph F. et al. **Multivariate data analysis**. 5th. New Jersey: Prentice-Hall, 1998.

HAIR, Jr. Joseph F. et al. **Fundamentos de métodos de pesquisa em administração**. Porto Alegre: Bookman, 2005.

_____ **Análise multivariada de dados**. 5. ed., Porto Alegre: Bookman, 2005.

HILL, Stephen; DINSDALE, Geoff. Uma base para o desenvolvimento de estratégias de aprendizagem para a gestão de riscos no serviço público. **Cadernos ENAP**, n. 23, 2003.

HOSMER, David W.; LEMESHOW, Stanley. **Applied logistic regression**. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 2000.

JORION, Philippe; EBRARY, Inc. **Value-at-risk: the new benchmark for managing financial risk**. 2^a. Ed., New York: McGraw-Hill, 2000.

JORNAL DA CIÊNCIA – JC. Número de alunos no país cai 700 mil em 2005. Disponível em: <<http://www.jornaldaciencia.org.br/Detalle.jsp?id=31994>>. Acesso em: 14 maio 2006.

JUNG, Carlos Fernando. **Metodologia para pesquisa e desenvolvimento aplicada a novas tecnologias, produtos e processos**. Rio de Janeiro: Axcel Books do Brasil, 2004.

KARAKOULAS, Grigoris. **Validação empírica de modelos de *scoring* de crédito para o varejo**. Série: Tecnologia de Crédito SERASA, p. 7-21, 2006.

KERLINGER, Fred N. **Metodologia da pesquisa em ciências sociais**. São Paulo: EPU, 1979.

LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. A. **Fundamentos da metodologia científica**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 1991. 190 p.

LÖFFLER, Gunter. An anatomy of rating through the cycle. **Journal of Banking & Finance**, v. 28, n. 3, p. 695-720, March 2004.

MALHOTRA, Naresh K. **Introdução à pesquisa de marketing**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2005.

MARQUES, L. F. B. **Gerenciamento do risco de crédito**: cálculo do risco de crédito para a carteira de um banco do varejo. Porto Alegre, 2002. 117 f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Programa de Pós-Graduação em Administração, Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

MARSHALL, CHRISTOPHER. **Medindo e gerenciando riscos operacionais em instituições financeiras**. Rio de Janeiro: Qualitymark ed., 2002.

MARKOWITZ, Harry. Portfolio Selection. **Journal of Finance**, p. 77-91. Mar. 1952.

MEULBROEK, L.. Total strategies for company-wide risk control. **Financial Times, Mastering risk series**, 9 may de 2000.

MUERMANN, A.; OKTEM, U. The near-miss management of operational risk. **The Journal of Risk Finance**. v. 4 n.1, p. 25-36, 2002.

OLIVEIRA, Silvio L. **Tratado de metodologia científica**: projetos de pesquisas, tgi, tcc, monografias, dissertações e teses. 2 ed. São Paulo: Pioneira, 2000.

PARKINSON, Kenneth L.; OCHS, Joyce R. Using credit screening to manage credit risk. **Business Credit**, p. 23-27, mar, 1998.

PRADO, Blastos e Duarte Jr. **Gerenciamento de riscos de crédito em bancos de varejo no Brasil**. www.risktech.com.br. Portal brasileiro de tecnologia em risco, 2000.

RODRIGUES, Luis Fernando Oliveira. **Como reduzir a inadimplência em estabelecimentos de ensino**. São Paulo: Alabama, 2001.

ROSS, Stephen A. et al. **Corporate finance**. São Paulo: Atlas, 1998.

SALOMON, D. V. **Como fazer uma monografia**. 2. ed. São Paulo: Martins Fontes, 1991, 240p.

SANTOS, José Odálio dos. **Análise de crédito**: empresas e pessoas físicas. São Paulo: Atlas, 2000.

SANVICENTE, A. Z.; MINARDI, A. M. A. F. Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordatas de empresas. IBMEC, **Relatório de Pesquisa**, out. 1999.

SAUNDERS, A., **Credit Risk Measurement, "New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms**, John Wiley & Sons, New York, 1999.

_____. **Administração de instituições financeiras**. São Paulo: Atlas, 2000.

SCHERR, Frederick C. **Modern working capital management**. New Jersey: Prentice-Hall, 1989.

SCHRICKEL, Wolfgang K. **Análise de Crédito**: concessão e gerência de empréstimos. 4. ed. São Paulo: Atlas, 1998.

SECURATO, J. Roberto. **Crédito**: análise e avaliação do risco. São Paulo: Saint Paul, 2002.

SECURATO, J. Roberto e PEROBELLI, F. F. C. Comparação entre métodos de para determinação do valor presente de uma carteira de crédito e de seu risco. **Cadernos de Pesquisas em Administração**. v. 7, n. 4, out./dez. 2000.

SILVA, José Pereira da. **Análise e Decisão de Crédito**. São Paulo: Atlas, 1988.

_____. **Gestão e análise de risco de crédito**. São Paulo: Atlas, 2003.

_____. **Gestão e análise de risco de crédito**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2006.

SILVA NETO, Lauro de Araújo. **Derivativos**: definições, emprego e risco. 3 ed. São Paulo: Atlas, 1999.

SINDICATO DOS ESTABELECIMENTOS DE ENSINO DO ESTADO DE SÃO PAULO - SIEEESP. Inadimplência aumenta em 2005. Disponível em: <http://www.sieeesp.org.br/servicos/detalhe_novidade.php?id_destaque=280®iao_noticia=0> Acesso em: 14 maio 2006.

SINKEY, J. A multivariate statistical analysis of the characteristics os problema bank. **Journal of Finance**, vol. 30, p.21-36, Mar. 1975.

SOBEHART, Jorge; KEENAN, Sean. Modeling Ratings Migration for Credit Risk Capital and Loss Provisioning Calculations. In: **The RMA Journal**. Ed. Outubro/2004. Disponível em: <http://www.findarticles.com/p/articles/mi_m0ITW/is_2_87/ai_n14897591/pg_1> Acesso em: mar. 2007.

SOUZA, Almir Ferreira de; CHAIA, A. Jorge. Política de Crédito: Uma Análise Qualitativa dos Processos em Empresas. **Cadernos de Pesquisas em Administração**, v. 7, n. 3, jul./set. 2000.

SPSS – Statistic Program for Social Science - Tutorial. Release13.0 (1 Set 2004).

TOSTA DE SÁ, Geraldo. **Administração de investimentos: teoria de carteiras e gerenciamento do risco**. Rio de Janeiro: Qualitymark ed., 1999.

TREASURY BOARD SECRETARIAT (TBS). **Integrated risk management framework**, 2001.

VAUGHAN, Emmett J. **Risk management**. New Baskerville: John Wiley & Sons, 1997.

VARETTO, Franco. Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk. **Journal of Banking & Finance**, v. 22, p. 1421-1439. Oct. 1998.

VERGARA, Sylvia Constant. **Projetos e relatórios de pesquisa em administração**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2000.

VICENTE, Ernesto F. R. **A Estimativa do risco na constituição da PDD**. Dissertação de Mestrado, USP. São Paulo: maio de 2001.

WILDAVSKY, A. No risk is the highest risk of all. **American Scientist**, v. 67, p.32-37, 1979.

YIN, R. K. **Estudo de caso: planejamento e métodos**. 2 ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

ZAMORA, Andrew J. **Bank contingency financing**. New York: John Wiley & Sons, 1990.

APÉNDICE

APÊNDICE A - QUESTIONÁRIO

Questionário de atualização de dados - Educação Adventista

Favor marcar com um "X" a opção que mais se aproxima da sua realidade:

Estado Civil:

Casado Solteiro Outros

Gênero:

Masculino Feminino

Idade:

até 20 De 21 a 30 De 31 a 40 De 41 a 50 Acima de 50

Tempo de Serviço no trabalho atual:

Até 3 anos de 4 a 7 anos de 7 a 10 anos 10 anos ou mais Desempregado

Tipo de Residência:

Própria Não própria

Tempo de residência:

Até 3 anos de 4 a 7 anos de 7 a 10 anos 10 anos ou mais

Número de filhos:

1 filho 2 filhos 3 filhos 4 filhos 5 filhos ou mais

Responsável financeiro do aluno:

Pai Mãe Ambos Parentes Outros

Fez algum empréstimo nos últimos dois anos:

Sim Não

Renda Bruta Familiar:

Até 999,00 De 1.000,00 até 2.499,00 De 2.500,00 até 4.999,00 Acima de 5.000,00

Número de dependentes:

1 dependente 2 dependentes 3 dependentes 4 dependentes 5 ou mais dependentes

O responsável financeiro possui algum veículo:

Não Sim - 1 veículo Sim - 2 veículos Sim - 3 veículos ou mais

O responsável possui cartão de crédito?

Sim Não

Situação profissional atual:

Setor público Setor privado Autônomo Dono ou sócio de empresa Desempregado

Aquisição de algum bem imóvel nos últimos três anos (casa, apartamento):

Sim Não

Possui conta bancária:

Sim Não

Endereço Residencial: _____

ANEXO

ANEXO A – Resolução 2.682 de 21/12/1999

Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa.

O BANCO CENTRAL DO BRASIL, na forma do art. 9º da Lei nº 4.595, de 31 de dezembro de 1964, torna público que o CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL, em sessão realizada em 21 de dezembro de 1999, com base no art. 4º, incisos XI e XII, da citada Lei, resolveu:

Art. 1º Determinar que as instituições financeiras e demais instituições autorizadas a funcionar pelo Banco Central do Brasil devem classificar as operações de crédito, em ordem crescente de risco, nos seguintes níveis:

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

Art. 2º A classificação da operação no nível de risco correspondente é de responsabilidade da instituição detentora do crédito e deve ser efetuada com base em critérios consistentes e verificáveis, amparada por informações internas e externas, contemplando, pelo menos, os seguintes aspectos:

I - Em relação ao devedor e seus garantidores:

- a) situação econômico-financeira;*
- b) grande endividamento;*
- c) capacidade de geração de resultados;*
- d) fluxo de caixa;*
- e) administração e qualidade de controles;*
- f) pontualidade e atrasos nos pagamentos;*
- g) contingências;*
- h) setor de atividade econômica;*

i) limite de crédito;

II - em relação à operação:

a) natureza e finalidade da transação;

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

c) valor.

Parágrafo único. A classificação das operações de crédito de titularidade de pessoas físicas deve levar em conta, também, as situações de renda e de patrimônio bem como outras informações cadastrais do devedor.

Art. 3º A classificação das operações de crédito de um mesmo cliente ou grupo econômico deve ser definida considerando aquela que apresentar maior risco, admitindo-se excepcionalmente classificação diversa para determinada operação, observado o disposto no art. 2º, inciso II.

Art. 4º A classificação da operação nos níveis de risco de que trata o art. 1º deve ser revista, no mínimo:

I - mensalmente, por ocasião dos balancetes e balanços, em função de atraso verificado no pagamento de parcela de principal ou de encargos, devendo ser observado o que segue:

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

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

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

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

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

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

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

II - com base nos critérios estabelecidos nos arts. 2º e 3º:

a) a cada seis meses, para operações de um mesmo cliente ou grupo econômico cujo montante seja superior a 5% (cinco por cento) do patrimônio líquido ajustado;

b) uma vez a cada doze meses, em todas as situações, exceto na hipótese prevista no art. 5º.

Parágrafo 1º As operações de adiantamento sobre contratos de câmbio, as de financiamento à importação e aquelas com prazos inferiores a um mês, que

apresentem atrasos superiores a trinta dias, bem como o adiantamento a depositante a partir de trinta dias de sua ocorrência, devem ser classificados, no mínimo, como de risco nível G.

Parágrafo 2º Para as operações com prazo a decorrer superior a 36 meses admite-se a contagem em dobro dos prazos previstos no inciso I.

Parágrafo 3º O não atendimento ao disposto neste artigo implica a reclassificação das operações do devedor para o risco nível H, independentemente de outras medidas de natureza administrativa.

Art. 5º As operações de crédito contratadas com cliente cuja responsabilidade total seja de valor inferior a R\$50.000,00 (cinquenta mil reais) podem ter sua classificação revista de forma automática unicamente em função dos atrasos consignados no art. 4º, inciso I, desta Resolução, observado que deve ser mantida a classificação original quando a revisão corresponder ao nível de menor risco.

Parágrafo 1º O Banco Central do Brasil poderá alterar o valor de que trata este artigo.

Parágrafo 2º O disposto neste artigo aplica-se às operações contratadas até 29 de fevereiro de 2000, observados o valor referido no caput e a classificação, no mínimo, como de risco nível A.

Art. 6º A provisão para fazer face aos créditos de liquidação duvidosa deve ser constituída mensalmente, não podendo ser inferior ao somatório decorrente da aplicação dos percentuais a seguir mencionados, sem prejuízo da responsabilidade dos administradores das instituições pela constituição de provisão em montantes suficientes para fazer face a perdas prováveis na realização dos créditos:

I - 0,5% (meio por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível A;

II - 1% (um por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível B;

III - 3% (três por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível C;

IV - 10% (dez por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível D;

V - 30% (trinta por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível E;

VI - 50% (cinquenta por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível F;

VII - 70% (setenta por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível G;

VIII - 100% (cem por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível H.

Art. 7º A operação classificada como de risco nível H deve ser transferida para conta de compensação, com o correspondente débito em provisão, após decorridos seis meses da sua classificação nesse nível de risco, não sendo admitido o registro em período inferior.

Parágrafo único. A operação classificada na forma do disposto no caput deste artigo deve permanecer registrada em conta de compensação pelo prazo mínimo de cinco anos e enquanto não esgotados todos os procedimentos para cobrança.

Art. 8º A operação objeto de renegociação deve ser mantida, no mínimo, no mesmo nível de risco em que estiver classificada, observado que aquela registrada como prejuízo deve ser classificada como de risco nível H.

Parágrafo 1º Admite-se a reclassificação para categoria de menor risco quando houver amortização significativa da operação ou quando fatos novos relevantes justificarem a mudança do nível de risco.

Parágrafo 2º O ganho eventualmente auferido por ocasião da renegociação deve ser apropriado ao resultado quando do seu efetivo recebimento.

Parágrafo 3º Considera-se renegociação a composição de dívida da prorrogação, a novação, a concessão de nova operação para liquidação parcial ou integral de operação anterior ou qualquer outro tipo de acordo que implique na alteração nos prazos de vencimento ou condições de pagamento originalmente pactuadas.

Art. 9º É vedado o reconhecimento no resultado do período de receitas e encargos de qualquer natureza relativos a operações de crédito que apresentem atraso igual ou superior a sessenta dias, no pagamento de parcela de principal ou encargos.

Art. 10. As instituições devem manter adequadamente documentados sua política e procedimentos para concessão e classificação de operações de crédito, os quais devem ficar à disposição do Banco Central do Brasil e do auditor independente.

Parágrafo único. A documentação de que trata o caput deste artigo deve evidenciar, pelo menos, o tipo e os níveis de risco que se dispõe a administrar, os requerimentos mínimos exigidos para a concessão de empréstimos e o processo de autorização.

Art. 11. Devem ser divulgadas em nota explicativa às demonstrações financeiras informações detalhadas sobre a composição da carteira de operações de crédito, observado, no mínimo:

I - distribuição das operações, segregadas por tipo de cliente e atividade econômica;

II - distribuição por faixa de vencimento;

III - montantes de operações renegociadas, lançados contra prejuízo e de operações recuperadas, no exercício.

Art. 12. O auditor independente deve elaborar relatório circunstanciado de revisão dos critérios adotados pela instituição quanto à classificação nos níveis de risco e de avaliação do provisionamento registrado nas demonstrações financeiras.

Art. 13. O Banco Central do Brasil poderá baixar normas com complementares necessárias ao cumprimento do disposto nesta Resolução, bem como determinar:

- reclassificação de operações com base nos critérios estabelecidos nesta Resolução, nos níveis de risco de que trata o art. 1º;

II - provisionamento adicional, em função da responsabilidade do devedor junto ao Sistema Financeiro Nacional;

III - providências saneadoras a serem adotadas pelas instituições, com vistas a assegurar a sua liquidez e adequada estrutura patrimonial, inclusive na forma de alocação de capital para operações de classificação considerada inadequada;

IV - alteração dos critérios de classificação de créditos, de contabilização e de constituição de provisão;

V - teor das informações e notas explicativas constantes das demonstrações financeiras;

VI - procedimentos e controles a serem adotados pelas instituições.

Art. 14. O disposto nesta Resolução se aplica também às operações de arrendamento mercantil e a outras operações com características de concessão de crédito.

Art. 15. As disposições desta Resolução não contemplam os aspectos fiscais, sendo de inteira responsabilidade da instituição a observância das normas pertinentes.

Art. 16. Esta Resolução entra em vigor na data da sua publicação, produzindo efeitos a partir de 1º de março de 2000, quando ficarão revogadas as Resoluções nº.s 1.748, de 30 de agosto de 1990, e 1.999, de 30 de junho de 1993, os art. 3º e 5º da Circular nº. 1.872, de 27 de dezembro de 1990, a alínea "b" do inciso II do art. 4º da Circular nº. 2.782, de 12 de novembro de 1997, e o Comunicado nº. 2.559, de 17 de outubro de 1991.

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](#)