

UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS – UNISINOS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CONTÁBEIS
MESTRADO EM CONTABILIDADE

Cristiane Freitas Ribeiro

PROPOSTA DE CONSTRUÇÃO DE UM MODELO ECONOMETRICO PARA
ESTIMAR A PROBABILIDADE DE RISCO DE INADIMPLÊNCIA: UMA
VERIFICAÇÃO EMPÍRICA NA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE PELOTAS

São Leopoldo
2008

Livros Grátis

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

Milhares de livros grátis para download.

Cristiane Freitas Ribeiro

PROPOSTA DE CONSTRUÇÃO DE UM MODELO ECONOMETRICO PARA
ESTIMAR A PROBABILIDADE DE RISCO DE INADIMPLÊNCIA: UMA
VERIFICAÇÃO EMPÍRICA NA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE PELOTAS

Dissertação apresentada à Universidade
do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS,
como requisito parcial para obtenção do
título de Mestre em Ciências Contábeis

Orientador: Prof. Dr. João Zani

São Leopoldo

2008

Cristiane Freitas Ribeiro

PROPOSTA DE CONSTRUÇÃO DE UM MODELO ECONOMETRICO PARA
ESTIMAR A PROBABILIDADE DE RISCO DE INADIMPLÊNCIA: UMA
VERIFICAÇÃO EMPÍRICA NA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE PELOTAS

Dissertação apresentada à Universidade
do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS,
como requisito parcial para obtenção do
título de Mestre em Ciências Contábeis

Aprovado em 26/09/2008

BANCA EXAMINADORA

Liane Werner – UFRGS

Paulo Renato Soares Terra - UFRGS

Igor Alexandre Clemente de Moraes - UNISINOS

Prof. Dr. João Zani (Orientador)

Visto e permitida a impressão

São Leopoldo, ____/____/____

Prof. Dr. Ernani Ott

Coordenador Executivo PPG em Ciências Contábeis

Dedico este trabalho à
minha filha *Amanda*

AGRADECIMENTOS

No momento em que se está encerrando a etapa final da dissertação de mestrado é que nos damos conta de quão importantes determinadas pessoas foram no decorrer desta jornada.

Meu agradecimento especial vai para os meus pais, Luiz Carlos e Claudete, meus alicerces, meu porto seguro, que, com amor, entenderam minhas necessidades, compreenderam meus momentos de ausência e souberam cobrar de mim atitudes necessárias para garantir a finalização deste trabalho; certamente, sem eles nada teria sido possível.

Com carinho, também agradeço:

ao meu “*Chefe*”, Prof. Sérgio Cardoso, Diretor Executivo da SPAC, a pessoa que me “empurrou” para esta jornada, acreditando no meu potencial, que me abriu todos os caminhos possibilitando-me chegar a seu término. Quero te dizer: “Eu consegui, muito obrigada por tudo”;

ao meu irmão, Júnior, que me recebeu durante este tempo em sua casa, pelas conversas noturnas, trocas de idéias, amizade, companheirismo, enfim meu irmão, meu amigo;

às minhas amigas, Andrea, Isonaida e Cássia que, ao final, já não podiam mais ouvir falar na palavra mestrado mas, em meio a sorrisos, gargalhadas e palhaçadas, me apoiaram e me auxiliaram nas etapas práticas do meu trabalho;

aos meus colegas de trabalho da Seção de Contabilidade da UCPEL que, em razão da minha ausência “mental”, embora presente fisicamente, mantiveram organizadas as tarefas diárias do setor, sanaram sempre que possível as dificuldades encontradas e foram meus parceiros incondicionais;

aos colegas de mestrado, em especial a toda turma de Finanças, pois juntos nos apoiamos e nos auxiliamos mutuamente, para chegarmos unidos ao final desta etapa;

a todos os professores (mestres), com os quais tive a oportunidade de aprimorar meu conhecimento e desenvolver meu senso crítico, a ser observadora, a ser pesquisadora, o meu: “Muito Obrigada”;

ao meu orientador Prof. Dr. João Zani, pelo conhecimento, pela paciência e por acreditar que, sem dúvida, obteria êxito;

às “meninas” da Secretaria da Pós-graduação da UNISINOS, pelo atendimento, paciência e carinho com que me trataram.

Por fim, não um agradecimento, mas um pedido de desculpas à minha filha, Amanda, pelo período de ausência em que não pude participar de brincadeiras, de conversas e de troca de afeto: gatinha, embora ausente, meu coração esteve sempre contigo.

RESUMO

As facilidades na concessão de crédito a pessoas físicas têm aumentado no decorrer dos últimos três anos. Variáveis como redução das taxas de juros, aumento de prazos de pagamentos e empréstimos consignados à folha de pagamento possibilitaram à população em geral acesso a aquisição de bens móveis, imóveis entre outros. Neste contexto, a procura por mecanismos mais robustos de análise de risco de crédito, no sentido de evitar ou reduzir os níveis de inadimplência do setor se tornaram necessários. Este estudo objetiva construir um modelo econométrico para estimar a probabilidade do risco de inadimplência em uma Instituição Privada de Ensino Superior. Utilizando a técnica estatística de regressão logística, o modelo de risco de crédito foi construído com base em uma amostra de alunos (pessoas físicas) matriculados na Universidade Católica de Pelotas, situada em Pelotas/RS. As variáveis explicativas do modelo foram obtidas a partir da aplicação de um questionário socioeconômico, que gerou um rol de 59 variáveis das quais apenas três foram representativas: existência de débitos já negociados, posse de cartão de crédito e nível da qualidade de ensino da instituição. Os resultados obtidos neste estudo mostram que o modelo proposto obtém resultados satisfatórios quando aplicado na medição da probabilidade de risco de crédito de uma IES privada, visto que alcançou um percentual de classificação correta dos alunos em cerca de 82%, o que permite a gestão da concessão de crédito, neste setor, minimizando os efeitos provenientes da falta de pagamento.

Palavras-chave: Risco de Crédito, Instituição Privada de Ensino Superior, Modelos de *Credit Scoring*, Regressão Logística.

ABSTRACT

The facilitation in the credit concession to individuals has increased over the last three years. Variables such as the reduction in the interest taxes, increase in maturity, payroll-attached loans, have provided the population in general, with access to consumption property, buildings among others. In this scenario, the search for stronger tools of credit risk analysis, trying to avoid or at least reduce the default rates in the field, has become necessary. This study aims at elaborating an econometric model to predict the probability of default risk in a Private University. By using the statistical technique of logistical regression, the credit risk model has been built based on a sample of students (individuals) enrolled at "Universidade Católica de Pelotas", located in Pelotas/RS. The explaining variables of the model have been obtained from a socio-economical questionnaire, which has generated 59 variables from which, only 3 were really relevant: existence of previously negotiated debts, possession of a credit card and the level of teaching quality of the institution. The obtained results show that the proposed model achieves satisfying results when applied in the measurement of credit risk probability of a private university, once it has classified corretly about 82% of the students, which allows the management of credit concession in this field, minimizing the effects caused by the lack of payment.

Keywords: Credit Risk. Private University. Credit Scoring Models . Logistic regression.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 -	Cs do Crédito.....	24
FIGURA 2 -	Gráfico do Direcionamento do crédito para atividades econômicas – Sistema Financeiro.....	31
FIGURA 3 -	Distribuição dos Escores de Crédito de Contas Boas e Ruins em um Modelo de <i>Scoring</i> de Crédito.....	39
FIGURA 4 -	Representação univariada de escores Z discriminantes.....	42
FIGURA 5 -	Forma da relação logística entre variáveis dependente e independente.....	47
FIGURA 6 -	Rede Neural <i>Multi Layer Perception</i> com 2 neurônios na camada de entrada, duas camadas intermediárias com 4 neurônios cada e 1 neurônio na camada de saída.....	51

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 -	Estágios de decisão da análise discriminante.....	43
QUADRO 2 -	Comparação entre os métodos de <i>credit scoring</i> utilizados em análise de risco de crédito pessoa física.....	57
QUADRO 3 -	Exemplo de informações pesquisadas do cliente e do contrato de crédito.....	62
QUADRO 4 -	Efeitos das variáveis independentes na análise de risco de crédito.....	67

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 -	Alguns modelos desenvolvidos no exterior.....	28
TABELA 2 -	Alguns modelos desenvolvidos no Brasil.....	29
TABELA 3 -	Evolução das carteiras de crédito referencial.....	32
TABELA 4 -	Evolução das carteiras de crédito referencial.....	33
TABELA 5 -	Evolução da Inadimplência Total nas IES do Estado de São Paulo.....	35
TABELA 6 -	Resultado do Teste Qui-quadrado para as Variáveis Regressoras Significativas.....	70
TABELA 7 -	Resultados do Teste de Correlação de Spearman para a Colinearidade.....	71
TABELA 8 -	Modelos estimados pelo teste estatístico de regressão logística	74
TABELA 9 -	Matriz de Classificação do Modelo de Risco de Crédito.....	75
TABELA 10 -	Matriz de Classificação - Validação do Modelo	77

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	13
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO – DADOS E INFORMAÇÕES	13
1.2 PERGUNTA-PROBLEMA	15
1.3 OBJETIVOS	17
1.3.1 Objetivo Geral.....	17
1.3.2 Objetivos Específicos.....	17
1.4 JUSTIFICATIVA.....	17
1.5 LIMITES (ESCOPO)	18
1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO	20
2 REVISÃO DA LITERATURA	21
2.1 INTRODUÇÃO.....	21
2.2 RISCO DE CRÉDITO.....	22
2.2.1 Técnicas Quantitativas de Avaliação do Risco de Crédito	25
2.2.1.1 Técnicas Quantitativas de Avaliação do Risco de Crédito Pessoa Jurídica ..	26
2.2.1.2 Técnicas Quantitativas de Avaliação do Risco de Crédito Pessoa Física.....	30
2.2.1.2.1 <i>O cenário</i>	30
2.2.1.2.2 <i>As Instituições de Ensino Superior</i>	34
2.2.1.3 Credit Scoring	37
2.2.1.3.1 <i>Análise Discriminante</i>	40
2.2.1.3.2 <i>Regressão Logística</i>	46
2.2.1.3.3 <i>Redes Neurais</i>	50
2.2.1.4 <i>Behavioural Scoring</i>	54
2.2.1.5 <i>Análise Discriminante x Regressão Logística x Redes Neurais</i>	55
3 METODOLOGIA.....	58
3.1 DELINEAMENTO	58
3.2 DEFINIÇÃO DA AMOSTRA	58
3.3 INSTRUMENTO DE OBTENÇÃO DOS DADOS.....	61
3.4 VARIÁVEIS EXPLICATIVAS OU REGRESSORAS.....	64
3.5 DESENVOLVIMENTO DO MODELO.....	69
3.6 AVALIAÇÃO DO AJUSTE DO MODELO.....	72
4 RESULTADOS	75

4.1 CAPACIDADE DE PREVISÃO DO MODELO.....	75
4.2 VALIDAÇÃO DO MODELO.....	76
5 CONCLUSÃO	78
REFERÊNCIAS	80
APÊNDICE A – QUESTIONÁRIO DE COLETA DE DADOS PARA ANÁLISE DE RISCO DE CRÉDITO PESSOA FÍSICA.....	85

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO – DADOS E INFORMAÇÕES

A consolidação de ambiente macroeconômico favorável, ou seja, crescimento da economia mundial possibilitando taxas de juros mais atrativas e maior geração de recursos é um importante fator condicionante para a sustentabilidade das operações de longo prazo (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2006, p.52). Em outras palavras, tais fatores soaram como um estímulo à flexibilização das operações de crédito, tanto no âmbito das pessoas jurídicas como das pessoas físicas.

De acordo com o Banco Central do Brasil (2006, p.52-53) as operações de crédito do Sistema Financeiro cresceram, no ano de 2006, um percentual equivalente a 20,7%. Analisando os dados a partir da distribuição do crédito por segmento de atividade econômica, destacam-se os setores relacionados a empréstimos a pessoas físicas, à indústria e ao comércio como os de maior expansão. Somente, no segmento de linhas de crédito destinadas às pessoas físicas, o acréscimo correspondeu a 24,9%, entre os anos de 2005 e 2006, destinados, especificamente, a contratos vinculados à aquisição de veículos e financiamentos para crédito pessoal.

A justificativa desta trajetória expansionista das operações de crédito destinadas a pessoas físicas está na contratação de financiamentos com taxas de juros menores e maiores prazos de pagamentos e nos financiamentos com consignação em folha de pagamento.

As operações de crédito com consignação em folha de pagamento foram impulsionadas, a partir de maio de 2004, pela permissão dada pelo governo federal, para concessão de empréstimos a aposentados e pensionistas do Instituto Nacional de Seguridade Social (INSS), o que permitiu à população de baixa renda ter acesso ao crédito.

Da mesma forma, assim como ocorre o crescimento da política de concessão de crédito, ocorre o crescimento dos níveis de inadimplência relacionados a essas operações. Em 2006, o índice de inadimplência de operações com pessoas físicas elevou-se em 0,9 p.p., traduzindo um aumento do saldo dos créditos inadimplentes

de 20,9%, quando comparado ao ano de 2005 (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2006, p. 59).

Esta combinação “aumento das operações de crédito *versus* aumento dos níveis de inadimplência” impulsiona um movimento das instituições, no sentido de programar melhores sistemas de gerenciamento de crédito. Na prática, busca-se uma ferramenta mais robusta, segura e confiável que traduza as informações sobre os clientes tomadores de crédito.

No segmento de atividade econômica de Instituições Privadas de Ensino Superior (IES), o cenário é semelhante. Razões de isso ocorrer estão relacionadas a diversos elementos; dentre eles destaca-se a facilidade existente na criação dessas IES, o que se traduz num crescimento exacerbado, mal planejado, e no aumento de alunos concluintes do ensino médio, o que acresce a busca de vagas nas universidades, pela população com menor nível de renda. Em contrapartida, surge a procura pela concessão de crédito proveniente de programas de Crédito Educativo patrocinados pelo governo federal (FIES e PROUNI) e de bolsas de estudos ou outras modalidades de financiamento.

A correlação estabelecida aqui é que a majoração do número de Instituições Privadas de Ensino Superior e, conseqüentemente, a elevação do número de alunos de baixo poder aquisitivo denota a idéia de crescimento das operações de crédito destinadas a este segmento.

Outra característica das universidades é de o aluno, mesmo estando em débito, ter o direito, segundo a legislação vigente, de assistir às aulas e prestar exames; solicitar documentação necessária em caso de transferência; receber o diploma em caso de conclusão de curso, o que torna mais difícil evitar os riscos decorrentes da inadimplência (LEI N.º 9.870/99).

Similarmente às instituições financeiras de crédito, as instituições de ensino superior buscam outras formas de gerenciar o risco de inadimplência, além dos tradicionais, conhecidos como o cadastro no Serviço de Proteção ao Crédito (SPC) e a cobrança judicial. A procura passa a ser por mecanismos mais inteligentes, que concedam subsídios para analisar o processo, desde a concessão do benefício até o momento de sua liquidação.

Analisando estudos realizados no exterior e aqui no Brasil, percebe-se a existência de várias ferramentas baseadas em técnicas ou modelos estatísticos para auxiliar nos procedimentos de análise de risco de crédito, sendo os mais utilizados a

Análise Discriminante Linear e a Regressão Logística. Ambos são considerados modelos econométricos, ou seja, modelos de análise multivariada de dados que podem ser aplicados na área de finanças do consumidor. Segundo Corrar, Paulo e Dias Filho (2007, p. 2), “análise multivariada refere-se a todos os métodos estatísticos que realizam estudo estatístico de múltiplas variáveis em um único relacionamento ou conjunto de relações”.

Neste estudo, a técnica estatística empregada será Regressão Logística. Segundo Hosmer, Taber e Lemeshow (1991, p.1630) o modelo de regressão logística é freqüentemente usado em publicação de pesquisas na área da saúde, sendo que, no ano de 1989, 30% dos artigos dessa área aplicou de alguma forma o modelo logístico. Na área de risco de crédito, o modelo logit passou a ser utilizado em meados de 1988 (EIFERT, 2003, p.33), na classificação de eventos de insolvência empresarial. Alguns resultados obtidos destas análises podem ser identificados nos estudos de Minussi (2001) e Brito e Neto (2005). Em Minussi (2001, p.99) o nível de acerto geral do modelo foi de 97,8%, enquanto em Brito e Neto (2005, p.11) foi de 91,7%.

Nesse contexto, torna-se importante construir um modelo econométrico para estimar a probabilidade do risco de inadimplência em uma Instituição Privada de Ensino Superior. A intenção, a partir da construção do modelo, é analisar o perfil dos usuários, no caso alunos da IES que, então, assumem o papel de tomadores de crédito, a partir de variáveis como renda, estado civil, número de filhos, entre outras. Igualmente, identificar as variáveis capazes de explicar o modelo e validá-lo a partir da classificação dos alunos dentro da probabilidade de se tornarem adimplentes ou inadimplentes. Isso contribuirá para conceder à Administração da entidade elementos necessários para a gestão de outorga de crédito, minimizando, assim, os efeitos provenientes da inadimplência do setor.

1.2 PERGUNTA-PROBLEMA

Os estudos e práticas sobre análise de risco de crédito têm abrangido um espaço maior nos últimos anos. No Brasil, já é possível encontrar análises de *credit scoring* e de *rating* sendo utilizadas por instituições bancárias e financeiras.

Nas práticas ligadas ao *credit scoring* se busca um histórico dos fatos passados dos clientes pessoas físicas e jurídicas, enquanto nas de *rating* classifica-se o cliente (físico e jurídico) com base em suas negociações passadas e atuais em categorias que vão de uma probabilidade de 0% de risco até 100% de risco. No caso do *rating*, a classificação informa a probabilidade de o devedor ou o emissor de um título deixar de honrar os compromissos estabelecidos em contrato (pagamento do valor principal e acessório) (MINUSSI, 2001, p.3).

O que se percebe, objetivamente, é a busca por mecanismos capazes de fornecer informações mais fidedignas a respeito da capacidade de pagamento do tomador e, principalmente, de sua saúde financeira. Nesse contexto, o uso de instrumentos quantitativos como as técnicas estatísticas, associados aos métodos tradicionais de análise de crédito têm sido utilizados para estimar a probabilidade de inadimplência, tanto de empresas como de pessoas físicas.

Em vista disto, toda instituição que conceder crédito sob a forma de empréstimo ou crediário, estará sujeita ao risco de não-pagamento. A mesma problemática se torna localizável em Instituições Privadas de Ensino Superior que, em virtude da grande expansão ocorrida no setor (LOCH E REIS, 2004, p.1), têm sua saúde financeira ameaçada pelo aumento dos níveis de inadimplência correlacionados a fatores como perfil do estudante e baixa qualidade de ensino oferecida.

Diante disto, propõe-se um estudo sobre análise de risco de crédito, no âmbito das Instituições Privadas de Ensino Superior, utilizando-se, como amostra, alunos matriculados e caracterizados na condição de adimplentes e inadimplentes, cuja problemática estabelecida é a seguinte: **Quais as variáveis capazes de estimar a probabilidade do risco de inadimplência, em uma Instituição Privada de Ensino Superior?**

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo Geral

Construir um modelo econométrico para estimar a probabilidade do risco de inadimplência em uma Instituição Privada de Ensino Superior.

1.3.2 Objetivos Específicos

- a) Identificar as variáveis capazes de estimar a probabilidade do risco de inadimplência a partir do modelo de Regressão Logística;
- b) Estimar a precisão do modelo;
- c) Validar o modelo econométrico de Regressão Logística.

1.4 JUSTIFICATIVA

Em vista do cenário descrito, de alta do segmento de concessão de crédito a pessoas físicas, combinado aos acréscimos nos níveis de inadimplência, tanto na área de instituições financeiras de crédito, como em Instituições Privadas de Ensino Superior, evidencia-se a necessidade deste segmento obter melhores mecanismos de avaliação do risco de crédito.

As formas de avaliação qualitativa, como a simples utilização de profissionais habilitados e com forte experiência na função de analistas de crédito, tornaram-se mecanismos obsoletos e, em seu lugar, processos matemáticos e estatísticos, cuja visão denota maior credibilidade, passaram a fazer parte dos processos de análise de risco de crédito. “Por estas razões, a gestão de risco de crédito está gradativamente se afastando de seu status de ser uma arte, dando aos poucos

espaço a novas técnicas que a fazem parecer mais com a ciência" (MINUSSI, 2001, p.57).

Os modelos matemáticos e estatísticos tendem a gerar um processo de padronização, a partir do momento em que os analistas aprendem a utilizá-los, facilitando a sua prática. Nesse sentido, qualquer profissional envolvido pode obter informações a respeito da pessoa objeto de análise, de forma mais eficaz e utilizando menos tempo para a análise, o que não ocorria anteriormente quando o método era manual.

Segundo Silva (2006, p.282-283), as vantagens de se utilizar um modelo estatístico estão relacionadas à:

Segurança: a utilização de um modelo desenvolvido a partir de uma amostra que contém um grande número de empresas e com confirmação empírica de sua validade, atribui certa segurança àquele que está decidindo.

Impessoalidade: a utilização de recursos estatísticos, com o objetivo de selecionar os índices que no geral sejam os mais importantes bem como a atribuição de pesos por meio de processos de análise discriminante, elimina a subjetividade de julgamento que varia de analista para analista. Isso dá maior segurança à direção do banco ou da empresa que esteja utilizando os modelos. Dessa forma, a sensibilidade, o *feeling* do analista, será canalizado para as variáveis exógenas aos modelos.

Agilidade: a agilidade que o banco ou a empresa que concede crédito ganha é altamente valiosa, pois ao invés de o analista ficar examinando e concluindo sobre cada um dos índices, poderão dedicar seu tempo a outros assuntos relevantes e que não possam ser sistematizados. Bancos e empresas que analisam grandes quantidades diárias de propostas de negócios, terão respostas ágeis quanto à solidez de seus clientes.

Em vista dos argumentos descritos referentes à gestão de riscos nas operações estabelecidas entre o tomador do crédito ou discente efetivamente matriculado em uma instituição privada de ensino superior, justifica-se a escolha do tema estabelecido como objeto desta dissertação.

1.5 LIMITES (ESCOPO)

O estudo proposto trata da aplicação de um modelo de análise multivariada de dados, denominado de Regressão Logística, que pretende verificar se existe a

probabilidade, de estimar o risco de inadimplência em alunos do ensino superior privado.

O modelo sugerido é uma das técnicas estatísticas utilizadas em análises de risco de crédito do tipo *credit scoring* e sua escolha se deve ao fato de a variável dependente estabelecida poder assumir um entre dois resultados propostos, ou seja, a condição de adimplência ou inadimplência do tomador de crédito.

Nesses casos, a regressão logística é indicada, visto tratar-se de situações nas quais a variável dependente estabelecida é categórica, binária e não-linear em relação às variáveis independentes, passando de uma situação quantitativa para uma situação qualitativa, cujo objetivo é encontrar a probabilidade estimada de ocorrência do evento.

A intenção do estudo é adotar as mesmas práticas de avaliação de risco de crédito (*credit scoring*) aplicáveis em instituições financeiras de concessão de crédito (Bancos), e avaliar se as mesmas técnicas podem ser empregadas em instituições de ensino superior privado, de forma a reduzir os índices de inadimplência e promover uma melhor gestão de crédito por parte dessas organizações.

É importante ressaltar que o modelo destina-se especificamente à avaliação de risco de crédito de pessoas físicas, visto que os agentes envolvidos na análise serão os alunos matriculados na Universidade escolhida para o estudo.

Da mesma forma, de acordo com o objetivo proposto (construir um modelo econométrico para estimar a probabilidade do risco de inadimplência em uma Instituição Privada de Ensino Superior), a escolha da Universidade Católica de Pelotas como o local onde serão coletados os dados, remete à idéia de a amostra ser composta por alunos do sul do Estado do RS, especificamente da região de Pelotas, Piratini, Pedro Osório, Arroio Grande, São Lourenço do Sul e demais cidades ao redor, com suas respectivas características econômicas, culturais e sociais. Em outras palavras, como a amostra deste estudo terá como base uma determinada região, a aplicação do modelo em outra região do país poderá proporcionar resultados diferenciados.

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

Com vistas a atender os objetivos propostos este trabalho esta dividido em 5 capítulos conforme apresentado a seguir.

No primeiro capítulo é apresentada a introdução com a contextualização dos temas crescimento de linhas de crédito para pessoas físicas e suas conseqüências no setor de ensino superior privado, os limites, pergunta-problema, objetivos a serem alcançados e justificativa da escolha do tema de pesquisa.

O segundo capítulo trata da revisão de literatura onde são abordados assuntos relacionados à análise de risco de crédito pessoa jurídica e pessoa física, bem como as técnicas quantitativas de avaliação, baseadas em modelos de *credit scoring* e *behavioural scoring*.

A metodologia aplicada na construção do modelo de previsão de risco de inadimplência, desde a seleção da amostra, instrumento de coleta utilizado, variáveis explicativas, desenvolvimento e avaliação do modelo estão apresentadas no capítulo 3, deste estudo.

Os resultados obtidos com a aplicação do modelo desenvolvido, ou seja, capacidade de previsão e validação encontra-se no capítulo 4 desta dissertação.

O capítulo 5 trata das conclusões obtidas neste estudo, conjuntamente com a verificação do alcance dos objetivos propostos e sugestão de estudos futuros.

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 INTRODUÇÃO

O crédito ocorre quando se fornecem mercadorias, bens, serviços ou recursos financeiros sem obter, no mesmo momento, o consecutivo pagamento em troca. Em outras palavras, caracteriza-se pela operação de venda a prazo, no caso de comércio e indústria, ou empréstimos e financiamentos, no caso de instituições financeiras.

Segundo Silva (2006, p.39), “crédito consiste na entrega de um valor presente mediante uma promessa de pagamento”. Já Stiglitz e Greenwald (2004, p.200) dizem: “O crédito é um fenômeno muito mais penetrante em uma sociedade moderna. Sempre que alguém entrega um bem para outra pessoa sem uma troca imediata de dinheiro ou bens no valor total, há extensão de crédito”.

Na mesma linha, Santos (2006, p.15) complementa: “[...] crédito refere-se à troca de um valor presente por uma promessa de reembolso futuro, não necessariamente certa, em virtude do ‘fator risco’”. Percebe-se, então, que conceder crédito está relacionado a uma liberação de recursos no presente, cujo montante só será recebido no futuro com adição ou não de algum juro ou acréscimo.

Uma outra visão de crédito, estabelecida por Securato (2002, p.17), diz “o termo crédito estabelece uma relação de confiança entre duas (ou mais) partes numa determinada operação”. Santos (2006, p.15) também comenta que “o crédito inclui duas noções fundamentais: confiança, expressa na promessa de pagamento, e tempo, que se refere ao período fixado entre a aquisição e a liquidação da dívida”.

Em contrapartida, Silva (2006, p.39, nota de rodapé), coloca:

Encontramos, com frequência, a definição de crédito como sendo algo do tipo “é a confiança de que a promessa de pagamento será honrada”. Entendemos que a confiança é um elemento necessário, porém não é suficiente para uma decisão de crédito.

Nesse sentido, quando se fala em confiança, remete-se à idéia de certeza de cumprimento da negociação pré-estabelecida. Dessa forma, submeter-se apenas à

confiança como elemento certificador de recebimento do crédito concedido, sem estabelecer as garantias necessárias para evitar o risco de inadimplência do tomador, seria uma ingenuidade.

Aparece então, o elemento considerado como um dos mais importantes no momento de concessão do crédito: o risco. Segundo Securato (2002, p.170), “o risco em finanças, pode ser definido como a incerteza de resultados futuros ou também como a possibilidade de perda”. Em contraponto ao conceito de risco como sinônimo de incerteza, Sandroni (2006, p.737) define:

Risco é a situação em que, partindo-se de determinado conjunto de ações, vários resultados são possíveis e as probabilidades de cada um acontecer são conhecidas. Quando tais probabilidades são desconhecidas, a situação denomina-se *incerteza*.

Já, Famá, Cardoso e Mendonça (2002, p.34) comentam:

Risco pode simplesmente ser definido como exposição à mudança. É a probabilidade de que algum evento futuro ou um conjunto de eventos ocorra. Portanto a análise do risco envolve a identificação de mudanças potenciais adversas e do impacto esperado como resultado na organização.

Em resumo, numa análise de crédito, a avaliação do risco permite que o prestador crie mecanismos de defesa, caso o tomador venha a não cumprir, por qualquer motivo, com o pagamento do recurso emprestado. O risco existente numa operação de concessão de crédito denomina-se de risco de crédito.

2.2 RISCO DE CRÉDITO

Segundo Minussi (2001, p.23), “risco de crédito caracteriza os diversos fatores que poderão contribuir para que o credor, ou seja, o banco que concedeu o crédito, não receba do devedor o pagamento na época acordada”.

Caouette, Altman e Narayanan (1999, p.1) colocam:

O risco de crédito é a mais antiga forma de risco nos mercados financeiros. Se podemos definir crédito como “a expectativa de uma quantia em dinheiro, dentro de um espaço de tempo limitado”, então o risco de crédito é a chance de que esta expectativa não se cumpra.

Corroborando com os dois autores, verifica-se que o risco de crédito são as possíveis situações ou fatores que ocasionam a falta de pagamento por parte de um tomador de crédito.

Existem dois tipos de tomadores de crédito, a pessoa física e a pessoa jurídica. Em ambos, as formas de avaliação do risco de crédito são as seguintes:

- a) **Qualitativa:** quando a concessão do crédito se dá a partir do julgamento do analista de crédito. Este tipo de análise está sujeita à capacidade de diagnóstico do analista de crédito, ou seja, com base em informações cadastrais, documentos comprobatórios, como, por exemplo: comprovantes de renda (no caso de pessoa física) e demonstrações financeiras (no caso de pessoa jurídica); histórico de operações de créditos passadas e perspectivas futuras de desempenho. As falhas deste processo estão ligadas ao tempo de experiência do analista de crédito nesta atividade, a quantidade de informações a respeito do tomador do recurso (se suficientes ou não), ao custo de treinamento destes profissionais, e à possibilidade de envolvimento sentimental ou emocional do analista para com o tomador.
- b) **Quantitativa:** a forma quantitativa de análise está ligada à utilização de métodos estatísticos ou econométricos. A desvantagem do método está relacionada à sua impessoalidade e à sua rigidez (SILVA; FREITAS, 2005, p.413).

A forma qualitativa é a mais tradicional, baseia-se nos chamados C's do crédito, conforme demonstrado na Figura 1, e tem como característica principal a subjetividade, em função de que a análise do risco de crédito é efetuada por profissionais treinados.

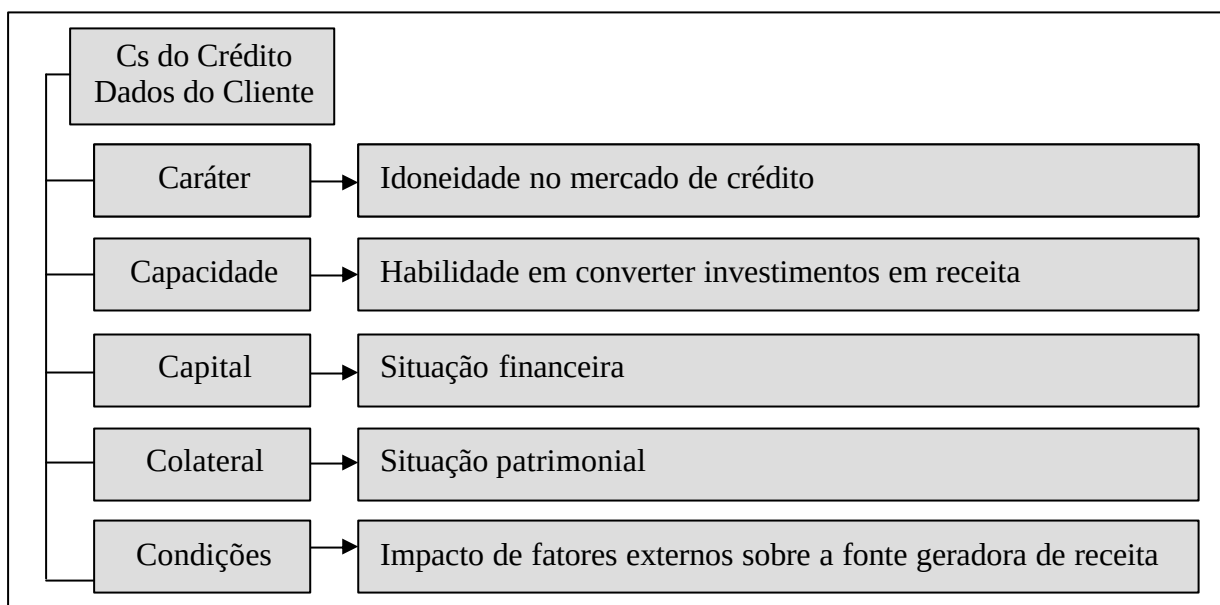


FIGURA 1 - Cs do Crédito

Fonte: Santos, 2006, p.44.

Segundo Altman e Saunders (1998, p.1722) são coletadas várias características dos tomadores de crédito, tais como: Caráter (reputação), Capital (alavancagem), Capacidade e Colateral, chamadas de 4 C's do crédito, utilizadas como julgamento subjetivo no processo de outorga de crédito.

Os C's do crédito estabelecem alguns parâmetros básicos de avaliação, que conferem confiabilidade à operação de análise de crédito:

- a) **Caráter:** é o histórico das informações correspondentes a outros financiamentos e empréstimos, concedidos àquele indivíduo ou empresa, e como foi seu comportamento, em relação aos pagamentos e liquidações destas operações. Normalmente, nestes casos, as instituições que concedem o crédito efetuam o levantamento destes dados com base no conhecimento pessoal que se tem do tomador e através de pesquisa junto a outras empresas (bancos e fornecedores).
- b) **Capacidade:** é a verificação da habilidade empreendedora do tomador de crédito ao investir seu capital, com vistas à obtenção de um resultado positivo (lucro). Nesse caso, as instituições concessoras de crédito analisam os projetos de investimentos encaminhados pelos tomadores e verificam a sua viabilidade e rentabilidade, para depois concederem o crédito para a realização do investimento.

- c) **Capital:** “abrange a análise financeira e patrimonial do tomador” (SILVA, 2006, p.55). Vincula-se a análise econômico-financeira do tomador, baseada na renda e nas obrigações assumidas em determinado período, no sentido de avaliar sua capacidade de pagamento futura.
- d) **Colateral:** análise dos bens móveis e imóveis do tomador de crédito que, posteriormente, são usados como forma de garantia no contrato de empréstimo. Em caso de não cumprimento das exigências estabelecidas no contrato, ou seja, em caso de não cumprimento do pagamento do crédito concedido, o tomador de crédito pode vir a ser acionado judicialmente, arriscando a perder a posse do bem.
- e) **Condições:** “está relacionado à sensibilidade da capacidade de pagamento dos clientes à ocorrência de fatores externos adversos ou sistemáticos” (SANTOS, 2006, p.46). Neste caso, é analisada a possibilidade de ocorrência do risco de inadimplência por parte do tomador de crédito quando exposto a situações desfavoráveis, como por exemplo: aumento de taxas de juros, variações no mercado de ações etc.

Com a forma quantitativa o intento é de complementar os dados obtidos a partir dos métodos tradicionais e permitir maior segurança, estruturação e gerenciamento do processo de tomada de decisão da concessão do crédito. A forma quantitativa, conforme dito, baseia-se na utilização de modelos estatísticos para análise do risco de crédito.

2.2.1 Técnicas Quantitativas de Avaliação do Risco de Crédito

Devido à evolução da informática como elemento facilitador do processo de cálculos matemáticos, as técnicas quantitativas de avaliação passaram a ser mais utilizadas como suporte das tomadas de decisão referentes à concessão de crédito para pessoas físicas e jurídicas.

Corroborando isto, Minussi (2001, p.25) comenta:

Nos últimos anos, vem se firmando a tendência de técnicas de análise matemática/estatística como auxiliares, e em muitos casos determinantes no processo decisório de crédito.

Desde o seu aparecimento, o valor dessas técnicas como instrumento de decisão foi amplamente reconhecido, mas, devido à massa de cálculos exigida para se obter resultados consistentes, seu uso prático só foi possível com o desenvolvimento da informática.

O objetivo principal do uso da técnica quantitativa/estatística é a criação de um banco de dados que contenha documentos e o maior número de informações a respeito dos indivíduos que serão analisados. A intenção, nesse caso, é de a pessoa ou empresa que estará concedendo o recurso obter segurança e garantia no presente, para a redução dos níveis de fraude no futuro.

Nesse sentido, as técnicas quantitativas/estatísticas são aplicadas para auxiliar nos processos de aprovação de crédito, de verificação do risco associado à concessão do crédito (*rating*), de verificação do custo proveniente da inadimplência (prêmio de risco) e nas estratégias de cobrança a serem empregadas (EIFERT, 2003 p.12-13).

A avaliação do risco de crédito possui duas vertentes: avaliação de risco para pessoas jurídicas e avaliação de risco para pessoas físicas. Em ambos os casos, são aplicadas técnicas estatísticas no intuito de melhor garantir a securitização do processo, visto ser através delas que se prevê o risco contido na operação e o monitoramento do crédito.

2.2.1.1 Técnicas Quantitativas de Avaliação do Risco de Crédito Pessoa Jurídica

A avaliação de risco de crédito para pessoas jurídicas passou por duas etapas evolutivas: concessão de crédito baseada no oferecimento de garantias e concessão de crédito baseada na capacidade de geração de recursos. A primeira estipulava que as empresas deveriam oferecer bens ou ativos como forma de garantia para a cobertura do risco de não-recebimento da operação. A utilização de garantias protegia os Bancos ou as instituições financeiras concedentes, caso a empresa entrasse em dificuldades financeiras.

Com o surgimento de linhas de crédito para aquisição de bens e com as mudanças nas formas de pagamento, a utilização de garantias como forma de evitar o risco de crédito por parte das empresas começou a se tornar insuficiente. Nesse

momento, surge a análise com base na capacidade de gerar recursos que acrescentou uma nova ferramenta ao processo de análise. Além dos elementos tradicionais, como a análise dos indicadores provenientes do balanço patrimonial e demonstração do resultado do exercício, as empresas passaram a ter de apresentar o seu fluxo da caixa.

Através do fluxo de caixa, os analistas de crédito puderam avaliar qual a capacidade da empresa de geração de caixa no futuro, a partir de sua atividade operacional e sua capacidade de pagamento das dívidas (CAOQUETTE, ALTMAN E NARAYANAN, 1999, p. 95). Porém, ainda assim, o risco de inadimplência não foi totalmente eliminado, visto as projeções de fluxos de caixa futuros, como o próprio nome diz, serem apenas projeções que tentam refletir um retrato da realidade, mas ainda não são os resultados efetivos realizados pela empresa.

Caouette, Altman e Narayanan (1999, p.95) comentam: “Evidentemente, os fluxos de caixa futuros não podem ser previstos com certeza absoluta: quanto maior a confiança do banco quanto ao fluxo de caixa futuro de uma empresa, maior sua predisposição para emprestar”.

Percebe-se, então, que a análise baseada apenas nos indicadores econômico-financeiros das empresas, ainda deixa a desejar em relação ao risco de inadimplência do processo. Nesse sentido, surgiram diversos estudos para prever a probabilidade de solvência ou falência das empresas através da utilização de técnicas estatísticas. No estudo de Eifert (2003, p.33 e 47) o autor apresenta duas tabelas; a primeira (Tabela 1) mostra estudos realizados no exterior sobre previsão de falência com a utilização de métodos estatísticos e a segunda (Tabela 2) mostra estudos realizados no Brasil.

TABELA 1 - Alguns modelos desenvolvidos no exterior

Autor(s)	País	Método(s) utilizado(s)	Amostra	
			Solventes	Insolvente
Beaver (1966)	EUA	ADU	79	79
Altman (1968)	EUA	ADL	33	33
Altman, Haldeman e Narayanan (1977)	EUA	ADL	58	53
Ohlson (1980)	EUA	Logit	2.058	105
Gombola et al. (1987)	EUA	ADL	77	77
Zavgren e Friedman (1988)	EUA	Logit	45	45
Aziz e Lawson (1989)	EUA	Logit	49	49
Platt e Platt (1991)	EUA	Logit	91	91
Altman, Marco e Varetto (1994)	Itália	ADL e RN		
Fanning e Cogger (1994)	EUA	RN e Logit	190	190
Back et al. (1996)	Finlândia	ADL, Logit e RN	37	37
Serrano-Cinca (1997)	Espanha	ADL e RN	37	29
Shirata (1998)	Japão	ADL	300	686
Doumpus e Zopounidis (1999)	Grécia	M.H.DIS	59	59
Kahya e Theodossiou (1999)	EUA	CUSUM	117	72
Lennox (1999)	Reino Unido	ADL, Logit e Probit	949	
Sjovoll (1999)	Noruega	Probit		
Persons (1999)	Tailândia	Logit	15	26
Lin e McClean (2000)	Reino Unido	ADL, Logit, RN e AC	979	154
Shah e Murtaza (2000)	EUA	RN	54	6
Wilson, Summers e Hope (2000)	Reino Unido	Logit	3.901	3.133
Zapranis e Ginoglou (2000)	Grécia	ADL e RN	20	20
Atiya (2001)	EUA	RN	716	444
Bernhardsen (2001)	Noruega	Logit	390.253	8.436
Catanach Jr. E Perry (2001)	EUA	ASL e Probit	1.814	
Kahya, Ouandlous e Theodossiou (2001)	EUA	CUSUM, ADL e Logit	117	72
Lin e Piesse (2001)	Reino Unido	Logit	45	32
Neophytou e Molinero (2001)	Reino Unido	Multidimensional scaling	50	50
Neophytou, Charitou e Charalambous (2001)	Reino Unido	Logit e RN	51	51
Shumway (2001)	EUA	Hazard		300
Van Caillie e Arnould (2001)	Bélgica	Análise Cluster e ADL	6.215	
Westgaard e Wijst (2001)	Noruega	Logit	68.585	1.989
Yang (2001)	Reino Unido	RN	2.244	164
Ginoglou, Agorastos e Hatzigagios (2002)	Grécia	ADL, Logit, Probit e MPL	20	20
Hayden (2002)	Áustria	Logit		
Mckee e Lensberg (2002)	EUA	Programação Genética	145	146
Platt e Platt (2002)	EUA	Logit	62	24
Neves e Silva (2003)	Portugal	ADL e Logit	100	87

Fonte: Eifert, 2003, p.33.

Nota: ADU: análise discriminante univariada; ADL: análise discriminante linear; RN: redes neurais; CUSUM: séries temporais de somas cumulativas; M.H.DIS: Multi-group hierarchical discrimination; AD: árvores de decisão; ASL: análise de sobrevivência logística; MPL: modelo de probabilidade linear.

Segundo Eifert (2003, p.32):

A tabela apresenta uma síntese dos primeiros modelos que foram desenvolvidos no exterior, predominantemente nos Estados Unidos, seguidos pelos mais recentes trabalhos realizados em diversos países,

onde podem ser observadas as principais ferramentas estatísticas empregadas, bem como o tamanho da amostra utilizada.

Todos os estudos abordados na Tabela 1 relacionam-se à previsão de insolvência com a utilização de indicadores extraídos das peças contábeis, combinados ao emprego de peças estatísticas (EIFERT, 2003, p.32). Dentre as técnicas mais utilizadas, destacam-se: a análise discriminante linear e a regressão logística (logit).

TABELA 2 - Alguns modelos desenvolvidos no Brasil

Autor(s)	Técnica(s) utilizada(s)	Amostra	
		Solventes	Insolventes
Kanitz (1974)	ADL	NI	
Altman, Baidya e Dias (1979)	ADL	35	23
Almeida e Dumontier (1996)	RN e Logit	2338	76
Almeida e Siqueira (1996)	Logit e RN	27	27
Adamowicz (2000)	ADL e RN	118	18
Gimenes e Uribe-Opazo (2001)	ADL e Logit	26	8
Lachtermacher e Espenchitt (2001)	Redes Neurais e ADL	NI	
Horta e Carvalho (2002)	ADL e Logit	55	21
Lima (2002)	ADL e Logit	118	18
Minussi, Damacena e Ness Jr. (2002)	Logit	168	155
Pereira e Ness Jr. (2003)	Logit	36	25
Bertucci et al. (2003)	ADL e Logit	452	301

Fonte: Eifert, 2003, p.47.

Nota: ADL: análise discriminante linear; RN: redes neurais.

No Brasil, percebe-se que os estudos tiveram seu início, quase dez anos depois daqueles realizados no exterior. Também aqui, as técnicas de maior predominância foram: análise discriminante linear e regressão logística.

Assim, a intenção foi traçar um breve panorama da evolução das pesquisas sobre as técnicas de risco de crédito adotadas para as pessoas jurídicas, sem, contudo aprofundá-las, visto que este estudo tem seu foco direcionado à análise de risco de crédito pessoa física.

2.2.1.2 Técnicas Quantitativas de Avaliação do Risco de Crédito Pessoa Física

2.2.1.2.1 O cenário

O crescimento da economia mundial foi fator importante para promover à expansão da indústria e do comércio no Brasil. Além disso, houve um forte aumento da demanda na construção civil, em razão das medidas institucionais implementadas nos últimos anos, o que obrigou as instituições comerciais e financeiras a facilitar o crédito destinado às pessoas físicas.

Na prática, o crédito direto ao consumidor, seja na forma de empréstimos, crédito comercial ou cartões de crédito, possibilitou que a população tivesse mais acesso à aquisição de bens de consumo, bens duráveis e crédito pessoal, com impactos positivos sobre a economia.

De modo geral, observa-se que as operações de crédito contratadas pelo Sistema Financeiro do país tem aumentado nos últimos anos. Somente em 2006, conforme dados do Banco Central do Brasil (2006, p.52), o crescimento foi de 20,7% no ano e as operações de maior relevância foram aquelas destinadas às pessoas físicas e à indústria.

Corroborando com o citado no parágrafo anterior, a Figura 2 demonstra que a atividade econômica de maior destaque, quando se trata de direcionamento do crédito do Sistema Financeiro no país, foram as operações com pessoas físicas.

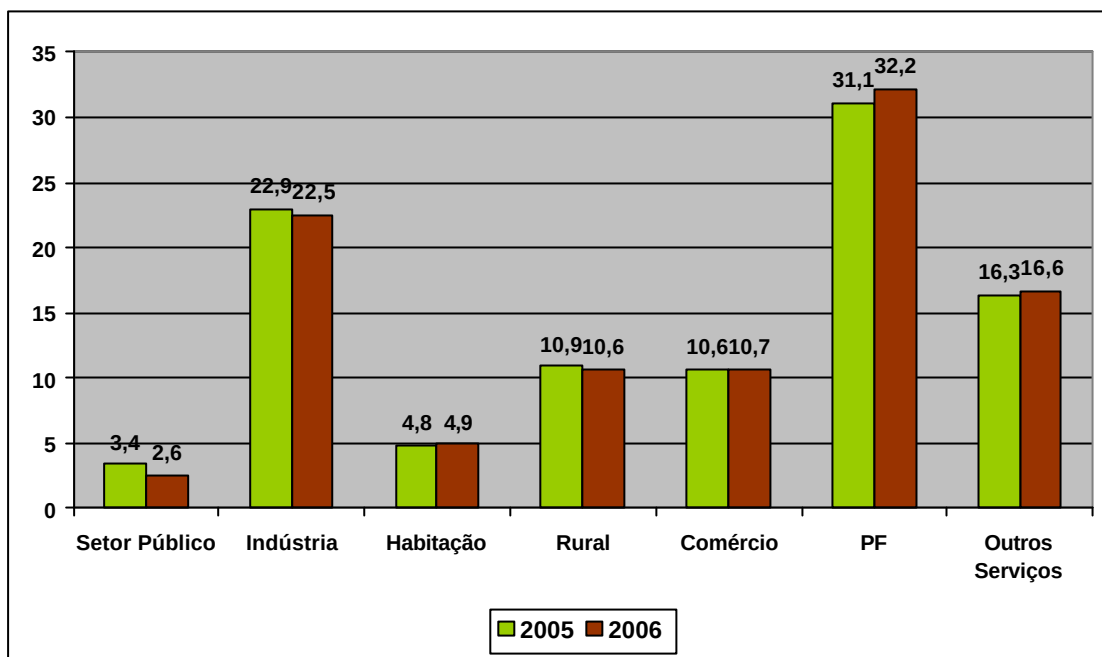


FIGURA 2 - Gráfico do Direcionamento do Crédito para atividades econômicas – Sistema Financeiro

Fonte: BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2006, p.53.

Visto por um outro ângulo, os financiamentos representados pelo crédito referencial¹, na modalidade de pessoa física, apresentaram um crescimento de 23,6%, de 2005 para 2006, e 118%, entre os anos de 2003 e 2006 (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2006, p.8).

Conforme os dados da Tabela 3, as carteiras de crédito cresceram, no geral, 82,6% nos últimos três anos e a participação relativa da carteira destinada às pessoas físicas ganha um aumento de 7,5 p.p. no mesmo período, dando um salto de 39,3%, em 2003, para 46,8%, em 2006.

¹ Crédito referencial, no caso de pessoa jurídica, contempla as operações de *hot money*, desconto de duplicatas, desconto de notas promissórias, capital de giro, conta garantida, financiamento imobiliário, aquisição de bens, “vendedor”, adiantamentos sobre contratos de câmbio, *export notes*, repasses de empréstimos externos (resolução nº 63/67) e outras. No caso de pessoa física, contempla as linhas de cheque especial, crédito pessoal, financiamento imobiliário, aquisição de bens, cartão de crédito e outras (Circular 2.957/99).

TABELA 3 - Evolução das carteiras de crédito referencial

Discriminação	R\$ bilhões					
	2003	2004	2005	2006	Variação (%)	
					t-1	t-3
Total	224,2	271,4	340,6	409,5	20,2	82,6
P.Jurídicas	136,1	158,1	185,4	217,7	17,4	60,0
P.Físicas	88,1	113,3	155,2	191,8	23,6	117,7
Participação Relativa (%)						
PJ	60,7	58,3	54,4	53,2		
PF	39,3	41,7	45,6	46,8		

Fonte: Banco Central do Brasil, 2006 p.8.

Dentre as modalidades de crédito à pessoa física, destaca-se o crédito pessoal e empréstimos para aquisição de veículos, como as de maior evolução nesse período, conforme apresentado na Tabela 4. Ocorre que houve uma substituição nos tipos de financiamentos: antes, a maioria das contratações era através de crédito rotativo², na qual as taxas de juros eram elevadas e o risco de inadimplência maior; atualmente, as garantias atreladas a tais modalidades permitem a redução do risco e o uso de taxas menores.

Corroborando, Santos e Famá (2007, p.106) comentam:

O lado negativo dessa tendência foi que, paralelamente ao aumento da concessão de créditos rotativos para pessoas físicas (cheque especial e cartão de crédito), os Bancos passaram a assumir uma exposição proporcionalmente maior ao risco de inadimplência, ou seja, o do não recebimento (parcial ou total) dos juros e prestações do crédito.

² Crédito rotativo são recursos financeiros colocados à disposição das pessoas físicas para financiamento de gastos com os seus descasamentos de renda, sendo amortizados via pagamento de juros mensais e prestações, calculados a partir do valor de utilização dos limites previamente aprovados pelos Bancos (SANTOS e FAMÁ, 2007, p.106).

TABELA 4 - Evolução das carteiras de crédito referencial

Discriminação	R\$ bilhões					
	2003	2004	2005	2006	Variação	
					t-1	t-3
Cheque especial	8,9	9,8	11,0	11,8	7,2	32,1
Crédito pessoal	30,5	43,4	63,4	79,9	25,9	162,0
Consignado	9,7	17,2	31,7	48,1	51,9	396,4
Aquisição veículos	30,0	38,1	50,7	63,5	25,2	111,7
Outros	18,7	22,0	30,1	36,7	22,0	96,3

Fonte: Banco Central do Brasil, 2006 p. 9.

Os empréstimos consignados equivalem à modalidade de crédito pessoal com desconto em folha de pagamento, ou seja, existe um convênio estabelecido entre a instituição financeira e a empresa, pela qual a cobrança das parcelas de empréstimo é efetuada diretamente na folha de pagamento do funcionário e repassada ao Banco pela empresa. Nessa modalidade, as taxas de juros oferecidas pelos Bancos são menores, visto o risco de inadimplência ser reduzido.

Combinado às taxas de juros atrativas e menores risco de não-recebimento, a suba também se deve à extensão desta modalidade de crédito aos pensionistas e aposentados do Instituto Nacional de Seguro Social (INSS), desde maio de 2004 (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2006, p.10).

Nesse contexto, percebe-se que as operações de crédito a pessoas físicas, têm apresentado um quadro evolutivo nos últimos quatro anos. Assim, o aumento dos índices de inadimplência dessa modalidade de crédito não se torna um elemento surpresa.

Conforme o Banco Central do Brasil (2006, p.57),

A taxa de inadimplência do crédito referencial para taxas de juros, considerados os atrasos superiores a noventa dias, atingiu 5% em dezembro de 2006, com aumento de 0,8 p.p. em relação ao ano anterior. Por segmento, a inadimplência de pessoas físicas cresceu 0,9 p.p. e alcançou 7,6%, e a de pessoas jurídicas aumentou 0,7 p.p. e situou-se em 2,7%.

Tendo como base os dados apresentados, sem, contudo, ter o propósito de aprofundar o assunto neste estudo, nota-se o estabelecimento de uma correlação

entre o aumento nos níveis de concessão de crédito e o aumento das taxas de inadimplência, ou seja, quanto maiores forem os limites de crédito disponíveis pelas instituições, maiores serão os riscos de crédito contidos no negócio.

2.2.1.2.2 As Instituições de Ensino Superior

Num estudo realizado por Loch e Reis (2004, p.1605-1608), os autores apresentam o crescimento das Instituições de Ensino Superior (IES) credenciadas no país no período de 1997 a 2002. Segundo eles, “comparando-se os dados de 2002 em relação a 1997, observa-se que as IES públicas, a nível de Brasil, tiveram uma redução de 8% enquanto as IES privadas apresentam um crescimento de 109% no mesmo período”.

Na mesma linha, Schwartzman e Schwartzman (2002, p.22), analisando a expansão das IES privadas, destacam que “em maio de 2002, havia cerca de mil e quinhentos pedidos de autorização para criar novos cursos superiores protocolados no Ministério de Educação, dos quais quase seiscentos para novas instituições”.

Identifica-se aqui uma razoável flexibilização do Governo em relação às regras que definem a abertura de uma IES, bem como os procedimentos necessários ao credenciamento de novos cursos e abertura de novas vagas, o que, ao final, acarreta um crescimento mal planejado das IES privadas.

Concomitante ao aumento de IES privadas, observa-se o crescimento do número de alunos formados no ensino médio e a forte tendência de estes se tornarem candidatos a uma vaga em um curso superior de uma dessas instituições.

Na prática, as IES públicas, em sua maioria, oferecem seus cursos durante o dia, enquanto acontece o inverso nas privadas. Dessa forma, o perfil do aluno formado no ensino médio tende a levá-lo a ingressar em uma universidade privada, normalmente, são alunos de baixa renda que trabalham durante o dia e estudam à noite, cujo intuito é buscar a qualificação profissional, para poderem competir melhor no mercado de trabalho.

Como consequência da expansão do ensino superior privado, ocorre o crescimento nos níveis de inadimplência do setor. Segundo pesquisa realizada pelo SINDATA, sistema de informações econômicas do Semesp (Sindicato das Entidades

Mantenedoras de Estabelecimentos de Ensino Superior do Estado de São Paulo), os índices de inadimplência das instituições localizadas no estado de São Paulo, cresceu novamente, atingindo 23,7%³ no 1º semestre de 2007, conforme demonstrado na Tabela 5.

TABELA 5 - Evolução da Inadimplência Total nas IES do Estado de São Paulo

Ano	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	1º Sem 2007
Taxa	21%	22%	21%	24%	22%	20%	23%	23,2%	23,7%
Variação	-	4,8%	-4,5%	14,3%	-8,3%	-9,1%	15%	0,8%	2,2%

Fonte: SINDATA – banco de dados do SEMESP

Embora os dados da Tabela 5 façam referência apenas ao estado de São Paulo, situação semelhante acontece nas demais regiões do país e até mesmo em outros setores da economia conforme demonstrado anteriormente.

Em vista disto, na tentativa de controlar e gerenciar o fenômeno da inadimplência, pois pode ser considerado uma ameaça à saúde financeira das IES, estas procuram identificar os fatores que geram a ocorrência do não-pagamento por parte de seus alunos.

Um primeiro fator refere-se ao perfil do estudante matriculado na IES privada, ou seja, são alunos de menor poder aquisitivo que, provavelmente, se utilizarão de benefícios financeiros para se manterem estudando, como por exemplo: crédito educativo federal (FIES e PROUNI) ou programas de bolsas de estudo oferecidos pela própria universidade.

Outro fato conhecido é que, em razão da legislação, as universidades ficam impossibilitadas de impedir o aluno inadimplente de assistir às aulas nas quais se encontra matriculado, de realizar provas ou prestar exames e, o principal, a universidade está impedida de negar documentação necessária para sua transferência para outra IES ou diploma, no caso de conclusão de curso. Na prática, as IES procuram efetuar a negociação das dívidas a cada início de semestre e

³ Folha Online, São Paulo: 09 jan. 2006. Educação.

entrar com recursos para a cobrança da dívida, como SPC (serviço de proteção ao crédito) e cobrança judicial.

Um terceiro fator, considerado de grande importância, é a relação estabelecida entre os índices de inadimplência e a qualidade de ensino oferecida pela instituição. Quanto menor for a qualidade de ensino oferecida pela IES, maiores serão os níveis de inadimplência dela.

Segundo Lobo (2002, p.2):

A inadimplência é um dos aspectos que envolvem a gestão administrativa, que, como quase todos os outros, possui profunda ligação com a gestão acadêmica da IES. Por isso, não é mais possível desassociar essas duas áreas e não é prudente pensar em resultados financeiros de médio e longo prazos divorciados da qualidade de ensino e do atendimento que a instituição oferece. Mais do que nunca, um gerenciamento eficaz exigirá um permanente controle de dados e informações e uma eficiente avaliação da satisfação dos usuários dos serviços prestados.

Existem algumas ferramentas que podem ser utilizadas pelas IES para medir a qualidade de seu ensino, e uma das maneiras mais eficazes adotadas pelo MEC até o ano de 2003 era o chamado “Provão”. Através dele era possível medir o grau de aprendizagem dos alunos de um determinado curso e compará-lo a outras instituições do país, gerando parâmetros que possibilitavam a avaliação do curso e da IES.

Outras ferramentas seriam a verificação da frequência do aluno em sala de aula, disciplina a disciplina, com isto sendo possível medir a satisfação do aluno e, também, a avaliação dos docentes pelos seus alunos, ao final de cada semestre, fornecendo parâmetros de avaliação quanto à didática de cada professor e demonstrando quais os pontos que deverão ser aprimorados (WOLYNEC, 2006, p.1).

Aspectos não menos importantes são: a forma de atendimento dispensada ao aluno, a agilidade do processo e até mesmo a tecnologia aplicada pela IES no momento da prestação do serviço, de forma que o estudante não fique com a impressão de incompetência por parte da entidade.

Segundo Schwartzman e Schwartzman (2002, p.20),

A permanência de um aluno no terceiro grau vai depender de sua capacidade de pagamento, da existência de crédito educativo e da sua convicção, ao longo do curso, em relação à efetivação do retorno do investimento que vem sendo realizado.

Nesse sentido existe uma combinação de fatores que devem ser trabalhados para garantir uma gestão de sucesso por parte das IES privadas. Tais fatores partem desde pesquisas de marketing (identificação do perfil do aluno, áreas de interesse, necessidade do mercado), administração de questões relacionadas ao gerenciamento acadêmico, com foco na aprendizagem do aluno, até investimentos nos cursos de graduação e pós-graduação e um controle orçamentário confiável.

Embora todos os relacionados acima sejam de fundamental importância para o controle dos índices de inadimplência e o bom desenvolvimento de uma IES privada, eles possuem uma dinâmica de resultado de longo prazo, enquanto o risco de não-pagamento é algo que se encontra em atuação no momento.

Dessa forma, além de atuar com medidas de correção de longo prazo torna-se necessário adotar medidas que desacelerem o crescimento do risco de não-pagamento. Uma delas é o uso de técnicas estatísticas, no mesmo formato daquelas utilizadas pelas instituições financeiras (Bancos), possibilitando traçar um perfil do tomador de crédito e avaliar o risco de o indivíduo vir a se tornar ou não um devedor.

Assim, segundo Thomas (2000, p.149-172) as técnicas de previsão estatísticas mais importantes na área de finanças do consumidor são: o *credit scoring* e a *behavioural scoring*. Ambas servem para auxiliar as organizações a decidir se devem ou não conceder crédito ao consumidor. Para tanto, precisam tomar dois tipos de decisão: a primeira é se devem conceder crédito para uma nova aplicação, sendo as ferramentas que auxiliam essa decisão os chamados métodos de *credit scoring*. A segunda é lidar com decisões do tipo “como negociar com seus clientes”, verificando: a) se a empresa deve concordar com o aumento do limite de crédito de um cliente; b) quais ações deve tomar no caso de atraso dos pagamentos. As técnicas utilizadas para lidar com esse tipo de decisão são chamadas de *behavioural scoring* (THOMAS, 2000, p.2-3).

2.1.1.3 Credit Scoring

O *credit scoring* é uma técnica estatística de análise de risco de crédito, que possibilita a instituição concedente do crédito avaliar, com antecedência, se o seu cliente (tomador) incorre no risco de ser um bom ou mau pagador. Em outras

palavras, é uma ferramenta estatística que atua como suporte à tomada de decisão, fornecendo maior segurança ao analista de crédito, visto não se basear apenas no julgamento dele, mas em informações reais e dados estatísticos (MÁRIO, 2002, p. 27-28).

Como característica principal do modelo, cita-se a redução do tempo de processamento da decisão de conceder crédito, permitindo ao administrador do crédito atuar em outras tarefas, como: avaliação de outras características não computadas no sistema; captação de novos clientes; recuperação de créditos problemáticos concedidos (MÁRIO, 2002, p.26).

Segundo Silva (2006, p.345), "O sistema de *credit scoring* possibilita resposta rápida para a decisão de crédito massificado. Você imputa os dados de seu potencial cliente no sistema e imediatamente o computador informa se o crédito foi aprovado". Na prática, um modelo de *credit scoring* avalia determinadas características do provável tomador de crédito como, por exemplo: renda, estado civil, tempo de serviço, número de dependentes, entre outras, normalmente baseadas nos tradicionais C's do Crédito.

A cada um desses atributos citados são conferidos valores e, posteriormente, pesos, de acordo com a importância que cada variável tem no processo de avaliação de crédito. A partir dos parâmetros é gerado um escore de crédito no qual classificam os indivíduos entre bons e maus pagadores.

Segundo, Caouette, Altman e Narayanan (1999, p.182):

Os modelos tradicionais de *credit scoring* atribuem pesos estatisticamente predeterminados a alguns atributos dos solicitantes, para gerar um escore de crédito. Se esse escore é favorável, quando comparado a um valor de corte, então a solicitação é aprovada.

Para se proceder a essa classificação de bom pagador ou mau pagador, é necessário criar-se um ponto de corte, ou seja, uma pontuação mínima estabelecida com base na soma das pontuações de todos os clientes de uma carteira, chegando-se a uma pontuação média relacionada a determinado nível de risco (SANTOS, 2006, p.168).

O ponto de corte é definido pela pontuação (*score*) mínima que a empresa ou a instituição financeira define como risco aceitável (Silva, 2006, p.348). Normalmente os clientes classificados acima do ponto de corte são considerados "bons

pagadores” e clientes classificados abaixo do ponto de corte são definidos como “maus pagadores”, como ilustrado na Figura 3.

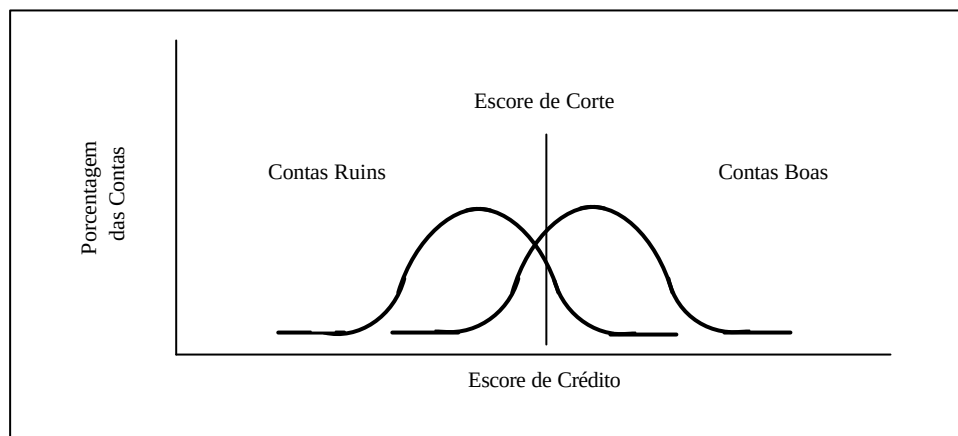


FIGURA 3 - Distribuição dos Escores de Crédito de Contas Boas e Ruins em um Modelo de *Scoring* de Crédito

Fonte: Caouette, Altman e Narayanan, 1999, p.182.

Em outras palavras, “a pressuposição nos modelos de *credit scoring* é de que exista uma métrica que separe os créditos bons dos maus, dividindo-os em dois grupos distintos” (CAOQUETTE; ALTMAN; NARAYANAN, 1999, p.182).

Para se obterem resultados mais confiáveis do modelo, é necessário à empresa que irá utilizá-lo, colher uma amostra de clientes baseada em seu próprio cadastro. A intenção aqui é trabalhar com as características e atributos específicos da clientela da instituição que está adotando o modelo, de forma que, no momento da análise, a possibilidade de classificar um crédito ruim como bom e vice-versa fique reduzida.

O custo de uma classificação errada pode ocasionar perdas de bons negócios, indisposição com clientes e, ainda, o próprio custo da inadimplência. Por isso, quando se trabalha com modelos de *credit scoring*, deve-se definir com clareza o que é um bom ou um mau cliente, não apenas como um processo intuitivo, mas como uma análise adequada dos riscos e dos retornos esperados nos diversos níveis de pontuação. Como regra mais genérica, um mau cliente é aquele que causa prejuízo (SILVA, 2006, p.348).

É no sentido, de reduzir o prejuízo causado pela inadimplência, que se determina o ponto de corte, ou seja, ele é o “ponto em que a margem de

contribuição é igual a zero, isto é, em que a perda com inadimplentes é compensada pelo ganho com clientes pontuais” (SANTOS, 2006, p.170).

É claro que, num modelo como este, entre um determinado número de clientes aceitos, existirão sempre perdas de crédito devido à inadimplência dos solicitantes, porém o objetivo é, ao se utilizar o *credit scoring*, atingir uma taxa de aprovação de crédito tal, que a receita média depois das perdas de empréstimos seja maximizada (CAOQUETTE; ALTMAN; NARAYANAN, 1999, p.183).

Dentre as técnicas estatísticas utilizadas no modelo de *credit scoring*, pode-se citar: **a análise discriminante e a regressão logística**. Nelas, os pesos para obtenção do *score* de crédito são coletados através de processos estatísticos, e **redes neurais**, sendo os pesos revistos periodicamente e mantendo a informação atualizada.

2.1.1.3.1 Análise Discriminante

A análise discriminante, segundo Scarpel e Milioni (2002, p.62):

É uma técnica estatística que permite estudar diferenças entre dois ou mais grupos, em função de um conjunto de informações conhecidas por todos os elementos dos grupos. Em gerenciamento de crédito é possível utilizar análise discriminante para avaliar se determinado cliente (pessoa física ou jurídica) é confiável ou não em termos de risco de crédito, sendo possível, também, estimar a magnitude desse risco, ou seja, se ele é pequeno ou grande.

Complementando a idéia, Hair et al. (2005, p.409) diz: “a análise discriminante é um procedimento estatístico que pode ser usado para prever a probabilidade de um indivíduo pertencer a um grupo, usando duas ou mais variáveis independentes”. Ela é umas das técnicas estatísticas mais empregadas para determinar os pesos dos índices em modelos de *credit scoring*, sendo Altman (1968) o pioneiro na sua utilização, na área de finanças (SCARPEL; MILIONI, 2002, p.62).

Assim, o termo discriminante indica “a força das variáveis em particular e da função geral, em poder discriminar ou prever o comportamento que elementos (objetos) tenham relativamente a alguma atitude sob análise” (SILVA E FREITAS, 2005, p.416).

A técnica tem por base a previsão de uma variável dependente métrica através da combinação de diversas variáveis independentes métricas, sendo que a variável dependente pode apresentar duas ou mais categorias a serem previstas (HAIR et al., 2005, p.410).

Nesse sentido, a análise discriminante examina as diferenças estabelecidas entre os grupos através da combinação linear das variáveis independentes, ou seja, testa a hipótese nula de que as médias das variáveis independentes de dois ou mais grupos são as mesmas (HAIR et al., 2005, p.410).

As combinações lineares das variáveis independentes são obtidas através da função discriminante. Esta, por sua vez, identifica as diferenças estatísticas significativas entre as médias dos grupos, prevendo seus participantes conforme estabelecido pela variável dependente (HAIR et al., 2005, p.410-411).

Para se obter a classificação dos grupos estabelecidos pela variável dependente, são determinados pesos discriminantes para cada variável independente. Normalmente, os pesos são determinados pela estrutura de variância das variáveis independentes, ou seja, variáveis com maior poder de previsão no modelo apresentam pesos maiores do que aquelas com menor poder de previsão.

Multiplicando-se os pesos estabelecidos com suas respectivas variáveis obtém-se o escore discriminante para cada indivíduo da análise. O escore discriminante parte de uma função linear calculada através da Equação (1):

$$Z_{jk} = a + W_1 X_{1k} + W_2 X_{2k} + \dots W_n X_{nk} \quad \dots(1)$$

Onde:

Z_{jk} = escore Z discriminante da função discriminante j para o objeto k .

a = intercepto

W_i = peso discriminante para a variável independente i .

X_{ik} = variável independente i para o objeto k .

Através da equação são obtidos escores discriminantes para cada objeto (respondente) que o classifica em um dos grupos estabelecidos pela variável dependente. Para obter esta classificação é necessário criar um escore de corte

(ponto de corte). Assim, objetos que apresentem escore discriminante acima do escore de corte são designados a um grupo e objetos com escores discriminantes abaixo do escore de corte são designados a outro grupo da variável dependente (HAIR et al., 2005, p.412).

Existe a possibilidade de ocorrência de erros de classificação, como mostra a Figura 4, ou seja, um objeto que deveria ser de um grupo acabar classificado em outro. Isto é possível de ser identificado através da sobreposição entre os grupos de variáveis dependentes. Quanto maior a sobreposição, como apresentado na Figura 4, n.2, mais erros de classificação serão cometidos (HAIR et al., 2005, p.412).

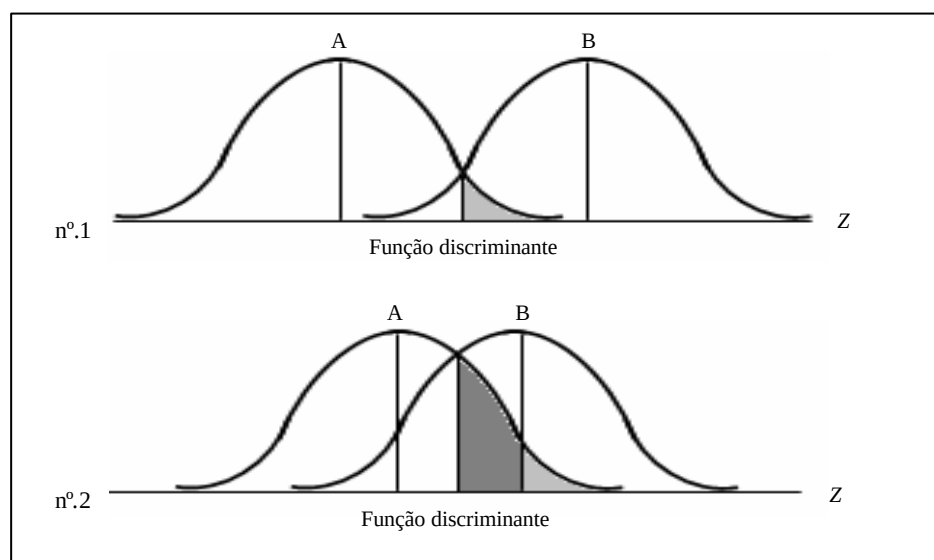


FIGURA 4 - Representação univariada de escores Z discriminantes.
Fonte: Hair et al., 2005a, p.209.

Uma das formas de verificar se existem problemas de erros de classificação (teste de significância) é através do cálculo do centróide. O centróide é a média dos escores discriminantes de todos os objetos de um determinado grupo (média do grupo). O centróide de um grupo indica o local mais típico onde estão localizados os indivíduos de um grupo particular. Comparando os centróides de grupos diferentes observa-se o quão afastado estão os grupos ao longo da dimensão testada (Figura 4, n.1). Quanto menor for a sobreposição nas distribuições (Figura 4, n. 1), maior é a capacidade que a função discriminante tem de separar bem os grupos (HAIR et al., 2005a, p.209).

Segundo Hair et al. (2005a, p.217), o processo de decisão para o uso da técnica de análise discriminante pode ser visto a partir de seis estágios, conforme demonstrado no quadro 1, a seguir.

Estágio1	Problema de pesquisa e seleção do objetivo	▪ Avaliar diferenças de grupos em um perfil multivariado ▪ Classificar observações em grupos ▪ Identificar dimensões de discriminação entre grupos
Estágio 2	Planejamento da pesquisa	▪ Seleção das variáveis independentes ▪ Considerações sobre o tamanho da amostra ▪ Criar amostras de análise e de teste
Estágio 3	Suposições	▪ Normalidade de variáveis independentes ▪ Linearidade de relações ▪ Falta de multicolinearidade entre variáveis independentes ▪ Matrizes de dispersão iguais
Estágio 4	Estimação da função discriminante Avaliar precisão preditiva com matrizes de classificação	▪ Estimação simultânea ou <i>stepwise</i> ▪ Significância da função discriminante ▪ Determinar escore de corte ótimo ▪ Especificar critério para avaliar razão de sucesso ▪ Significância estatística de precisão preditiva
Estágio 5	Interpretação da função discriminante	▪ Pesos discriminantes ▪ Cargas discriminantes ▪ Valores <i>F</i> parciais
Estágio 6	Validação dos resultados discriminantes	▪ Subamostras ou validação cruzada ▪ Perfil de diferenças de grupos

QUADRO 1 - Estágios de decisão da análise discriminante

Fonte: Adaptado de Hair et al., 2005a, p.217-218.

No estágio 1, a técnica de análise discriminante permite identificar diferenças entre grupos e classificar objetos dentro de grupos. A técnica permite uma análise de perfil, assim como uma predição analítica. Como o objetivo deste estudo é uma análise de perfil, a técnica fornece uma avaliação objetiva de diferenças entre grupos em um conjunto de variáveis independentes (HAIR et al. 2005a, p.218).

No estágio 2, para a seleção das variáveis independentes não existe uma regra específica, a sugestão é ou selecionar as variáveis a partir de uma pesquisa prévia ou de um modelo teórico, que seja base da questão de pesquisa, ou igualmente através da intuição do pesquisador. A regra a ser seguida diz respeito à variável dependente, ou seja, pode apresentar dois ou mais grupos, porém esses grupos devem ser mutuamente excludentes e cobrir todos os casos. “Cada observação pode ser colocada em apenas um grupo” (Hair et al, 2005a, p. 219).

Com relação ao tamanho da amostra, na técnica de análise discriminante devem ser avaliados os resultados quando o tamanho da amostra é inferior ao número de variáveis independentes utilizadas no processo. Da mesma forma, o tamanho dos grupos também deve ser avaliado, ou seja, grupos com tamanho inferior ao número de variáveis independentes ou grupos com grande variação de tamanho podem causar impacto na estimação da função discriminante e na classificação de observações (HAIR et al., 2005a, p.220).

Uma outra observação, quanto à amostra utilizada, é de que, para essa técnica, deve ser utilizada uma amostra de análise (usada para desenvolver a função discriminante) e uma amostra de teste (usada para testar a função discriminante). Não há regras estabelecidas para a divisão da amostra, porém, é necessário que exista a validação da função (HAIR et al., 2005a, p.220).

Encontram-se algumas evidências que podem causar problemas na estimação da função discriminante, conforme demonstrado no estágio 3. As mais importantes são: a normalidade multivariada das variáveis independentes e a igualdade das matrizes de dispersão e covariância para os grupos. Outra característica que pode alterar os dados da técnica é a multicolinearidade entre as variáveis independentes e a falta de linearidade das relações (HAIR et al., 2005a, p.221).

Para estimar a função discriminante, etapa prevista no estágio 4, há dois métodos: a estimação simultânea e a estimação *stepwise*. Na estimação simultânea, todas as variáveis independentes são consideradas conjuntamente, sem examinar seu poder discriminatório, ao inverso da estimação *stepwise*, que faz a inclusão das variáveis independentes, colocando-as no processo uma de cada vez, observando seu poder discriminatório.

Para avaliar o nível de significância da função discriminante existem alguns métodos estatísticos que podem ser usados, como lambda de Wilks, traço de

Hotelling e critério de Pillai. No caso do uso do método *stepwise*, o nível de significância pode ser medido pelo D^2 de Mahalanobis ou V de Rao.

Depois de estabelecida a função discriminante e a sua significância, é necessário avaliar a precisão preditiva do modelo. O primeiro passo a ser seguido é a determinação do escore de corte ótimo, o qual pode ser obtido através da comparação entre os centróides dos grupos, que pode ser medido pela técnica do D^2 de Mahalanobis.

De posse do escore de corte ótimo, serão desenvolvidas as matrizes de classificação, cuja tarefa é fornecer uma avaliação mais precisa do poder discriminatório da função. Conforme citado, é necessária a criação de dois grupos: a amostra de análise e a amostra de teste ou validação. O objetivo é obter a razão de sucesso da função discriminante, a qual pode ser examinada a partir do teste F (HAIR et al., 2005a, p.223).

No estágio 5, ocorre a interpretação dos resultados pelo exame da função discriminante. Na prática, se faz a verificação da importância de cada variável independente na discriminação dos grupos através de três métodos: pesos discriminantes padronizados, cargas discriminantes e valores F parciais.

Os pesos discriminantes fornecem o sinal (positivo ou negativo) e a magnitude da variável independente, ou seja, variáveis com pesos maiores contribuem mais para o poder discriminatório da função. As cargas discriminantes atuam como medidas da correlação linear simples entre a variável independente e a função discriminante. Já os valores de F contribuem para verificar a significância do poder discriminatório de cada variável independente utilizada no processo (HAIR et al., 2005a, p.229).

No estágio 6, ocorre a validação dos resultados, nele se verifica se os resultados obtidos a partir da análise discriminante têm validade interna e externa. Podem ser usados dois procedimentos: a validação cruzada e o perfil dos grupos. Segundo Hair et al. (2005a, p.231), em ambos os casos, a intenção é a de se eliminar um viés ascendente que ocorrerá na precisão da função discriminante, caso os indivíduos utilizados no desenvolvimento da matriz sejam os mesmos utilizados para computar a função. Ocorre que a validação do modelo estaria simulando a utilização da função discriminante na classificação de um novo indivíduo (SELAU, 2008, p.45).

2.1.1.3.2 Regressão Logística

Segundo Brito e Assaf Neto (2005, p.8):

A regressão logística, ou análise *logit*, é uma técnica de análise multivariada, apropriada para as situações nas quais a variável dependente é categórica e assume um entre dois resultados possíveis (binária), tais como “normal ou anormal”, “cliente ou não-cliente” e “solvente ou insolvente”.

Nesses casos, quando a variável dependente é definida pela escolha entre duas opções, diz-se que ela deixa de ser quantitativa e passa a se tornar qualitativa. Para modelos, nos quais a variável dependente é qualitativa, ou seja, modelos de regressão de escolha qualitativa, o objetivo da análise é encontrar a probabilidade de que algo aconteça (GUJARATI, 2006, p.470) e, por conseguinte, são denominados de modelos de probabilidade.

Nos modelos de probabilidade, a variável de resposta poderá assumir dois valores: 0 (zero) indicando a presença de uma determinada característica e 1 (um) indicando a ausência. Em tais casos, a variável de resposta é denominada binária ou dicotômica.

Nesse sentido, a regressão logística apresenta características semelhantes à regressão múltipla, porém, elas diferem entre si no momento de prever diretamente a probabilidade de um evento acontecer. Na regressão logística, os valores de probabilidade podem ser quaisquer valores entre zero e um, mas o valor previsto deve ser limitado, de modo a recair no intervalo de zero a um (HAIR ET AL., 2005a, p. 232).

Nessa situação o gráfico que demonstra uma função logística tem forma de “S”, como mostra a Figura 5, pois representa a relação assumida entre as variáveis independente e dependente, delimitada por zero ou um (HAIR et al., 2005a, p.232).

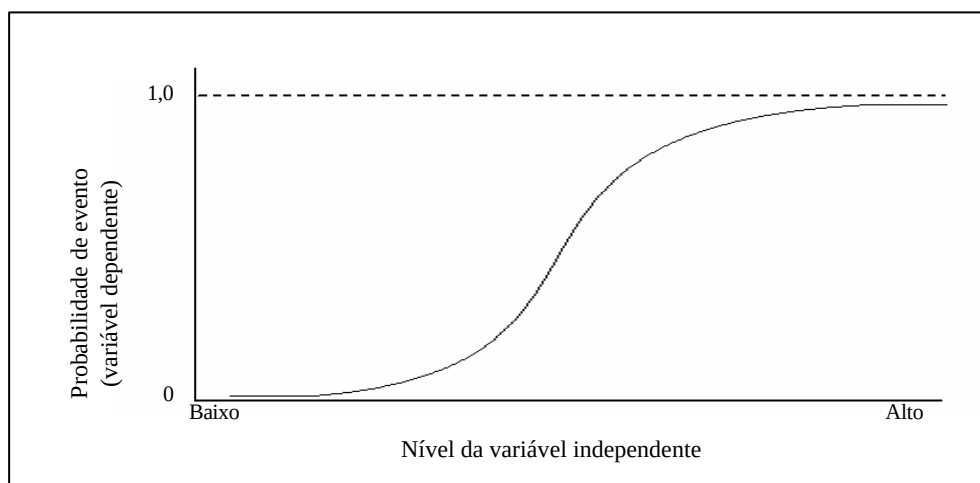


FIGURA 5 - Forma da relação logística entre variáveis dependente e independente.
Fonte: Hair et al., 2005a, p.232.

“O objetivo da regressão logística é gerar uma função matemática, cuja resposta permita estabelecer a probabilidade de uma observação pertencer a um grupo previamente determinado, em razão do comportamento de um conjunto de variáveis independentes” (BRITO E ASSAF NETO, 2005, p.8). A esta função matemática denominamos *função de distribuição logística*.

Assim, o modelo de regressão logística pode ser escrito como expresso pela Equação (2) (GUJARATI, 2006, p. 481):

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} \quad \dots(2)$$

Onde, $Z_i = b_1 + b_2 X_i$

Então, $P_i(Y = 0)$ equivale à probabilidade de ocorrência do evento e $1 - P_i(Y = 1)$ é a probabilidade de não-ocorrência do evento.

Percebe-se, então, que a regressão logística pode atender a dois objetivos, simultaneamente: identificar a probabilidade de que um evento aconteça e classificá-lo em categorias (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2007, p.283).

Um dos motivos para o bom uso da regressão logística se encontra no fato de esta técnica apresentar um número reduzido de suposições, conseguindo contornar

certas restrições encontradas em outros modelos de análise multivariada de dados (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2007, p.291). Um exemplo das suposições significativas em outros modelos e que pode ser contornada pela logística é a igualdade das matrizes de variância e covariância e a normalidade na distribuição dos erros.

Mesmo assim, embora seja considerada uma técnica mais robusta quando comparada a outras técnicas de dependência, a regressão logística apresenta certas suposições que devem ser atendidas. As suposições do modelo logístico atende os seguintes requisitos (CORRAR, PAULO E DIAS FILHO, 2007, p.291-292):

- a) incluir todas as variáveis preditoras no modelo para que ele obtenha maior estabilidade;
- b) o valor esperado do erro deve ser zero;
- c) inexistência de autocorrelação entre os erros;
- d) inexistência de correlação entre os erros e as variáveis independentes;
- e) ausência de multicolinearidade perfeita entre as variáveis independentes.

Quanto à estimação do modelo de regressão logística, uma de suas características é que a variável dependente se relaciona de modo não-linear com as variáveis independentes, assim como é não-linear em relação aos coeficientes (betas). Dessa forma, o método dos mínimos quadrados, utilizado na regressão múltipla, não pode ser aplicado, devido à natureza não-linear entre as variáveis. Para resolver a questão, os coeficientes são estimados pelo método da máxima verossimilhança e a variável dependente é transformada em uma variável de base logarítmica (BRITO E ASSAF NETO, 2005, p.9).

Com essa transformação logística, a variável dependente passa a ser linear em relação à variável independente, assim como os parâmetros (coeficientes). Na regressão logística, os coeficientes medem o efeito de alterações nas variáveis independentes sobre o logaritmo natural da razão de probabilidades, chamado de *logit* (BRITO E ASSAF NETO, 2005, p.9) e, em consequência, os modelos são denominados *modelos logit* (GUJARATI, 2006, p.481).

Tais procedimentos não alteram a forma de leitura e interpretação do sinal do coeficiente. Um coeficiente positivo aumenta a probabilidade, enquanto um coeficiente negativo diminui a probabilidade de ocorrência do evento.

Para testar a significância dos coeficientes, em regressão logística, é utilizada a estatística Wald. Nesse caso, a hipótese testada é de o coeficiente ser um número

diferente de zero. Já para testar a significância do modelo, ou seja, avaliar se este está adequado à hipótese que se quer estimar, outros testes devem ser aplicados.

Para avaliar a adequação do modelo além do Likelihood Value (-2LL), ou seja, método da máxima verossimilhança, são aplicadas as técnicas de *Cox-Snell R^2* e *Nagelkerke R^2* . Ambas as técnicas auxiliam no processo de identificar de qual proporção variou a variável dependente em função das variações ocorridas nas variáveis independentes.

Outro mecanismo que pode auxiliar a identificar a capacidade preditiva do modelo é o Teste *Hosmer e Lemeshow*. Ele nada mais é que um teste qui-quadrado capaz de prever as possíveis diferenças existentes entre as classificações realizadas pelo modelo e a realidade observada.

Resumindo, no âmbito das organizações, a regressão logística tem se notabilizado como uma técnica muito apropriada para gerenciar riscos de crédito (CORRAR, PAULO E DIAS FILHO, 2007, p.293). Alguns fatores contribuíram para o êxito alcançado pela técnica, são eles (CORRAR, PAULO E DIAS FILHO, 2007, p.292-293):

- a) comparada a outras técnicas de dependência, a Regressão Logística acolhe com mais facilidade variáveis categóricas;
- b) mostra-se mais adequada à solução de problemas que envolvem estimação de probabilidades, pois trabalha com uma escala de resultados que vai de zero a um;
- c) requer um número menor de suposições iniciais, se comparada com outras técnicas utilizadas para discriminar grupos;
- d) admite variáveis independentes métricas e não-métricas, simultaneamente;
- e) facilita a construção de modelos destinados à previsão de riscos em diversas áreas de conhecimento;
- f) tendo em vista que o referido modelo é mais flexível quanto às suposições iniciais, tende a ser mais útil e a apresentar resultados mais confiáveis;
- g) os resultados da análise podem ser interpretados com relativa facilidade, já que a lógica do modelo se assemelha em muito à de outras técnicas bem conhecidas, como a regressão linear;

- h) apresenta facilidade computacional, tendo sido incluída em vários pacotes estatísticos amplamente difundidos em todo o mundo.

2.1.1.3.3 Redes Neurais

Conforme Santos (2006, p. 175) “redes Neurais são sistemas de inteligência artificial desenvolvidos para simular o funcionamento do cérebro de maneira simplificada”.

A intenção não é a de replicar o funcionamento do cérebro humano, mas sim, utilizar fatores conhecidos de seu funcionamento (MENDES FILHO, CARVALHO E MATIAS, 1996, p.287-293), como por exemplo: as habilidades de conhecimento e senso de organização. Em outras palavras, o modelo de redes neurais oferece suporte em termos de organização, classificação e interpretação dos dados (RIBEIRO et al., 2006, p.5).

Segundo Minussi, (2001, p.26):

Funcionam como um cérebro ativo e são ideais na modelagem e solução de problemas onde não há teoria consolidada de causa e efeito ou relações lógicas entre variáveis relevantes, ou quando há uma grande quantidade de dados e variáveis e não é inteiramente claro quais são importantes na determinação da resposta procurada.

Segundo Senger e Caldas Junior (2001, p.19), a técnica de redes neurais tem sido muito utilizada em análise financeira, principalmente no setor de serviços, como um sistema de suporte à decisão em tarefas como: projeção de autorização de crédito, avaliação de risco de falência, previsão econômica e financeira, entre outras. Corroborando essa afirmativa, Santos (2006, p.175) comenta que “a tecnologia de redes neurais vem sendo aplicada mais recentemente aos modelos de pontuação de propostas de crédito”.

Dessa forma, a rede neural é uma técnica que, no caso de análise de crédito, permite fazer ajustes nos dados dos clientes à medida que novas informações estejam disponíveis. Difere das técnicas analisadas anteriormente, em que os dados são coletados a partir do histórico passado do tomador de crédito.

Por esta razão se diz que as redes neurais, além de serem inspiradas em uma estrutura neural de organismos inteligentes, adquirirão conhecimento através

da experiência (SENGER E CALDAS JUNIOR, 2001 p.20). Em casos específicos de análise de *credit scoring*, funcionam como um sistema de aprendizagem que vai acrescentando novas informações e identificando o novo perfil do insolvente (MINUSSI, 2001, p.27).

O processo da técnica de redes neurais se dá através de um elemento denominado nó, o qual é análogo ao neurônio do cérebro humano. O nó recebe os dados de entrada e efetua o seu processamento multiplicando cada valor de entrada por um respectivo peso. Segundo Kimura et al. (2005, p.6), um nó (neurônio) apresenta os seguintes componentes:

- um conjunto de sinapses ou elos de conexão, caracterizados por um peso. Aqui os sinais de entrada (X_j) são multiplicados pelos pesos sinápticos (W_{kj}).
- um somador ou integrador que soma os sinais de entrada ponderados pelas sinapses.
- uma função de ativação (ou função restritiva) que restringe a amplitude de saída do neurônio.

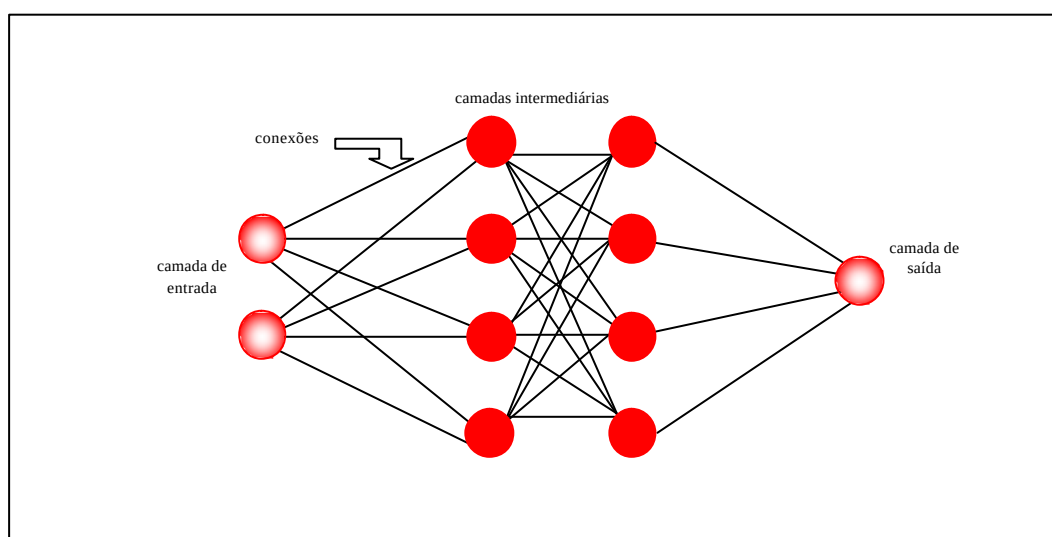


FIGURA 6 - Rede Neural *Multi Layer Perception* com 2 neurônios na camada de entrada, duas camadas intermediárias com 4 neurônios cada e 1 neurônio na camada de saída.

Fonte: Senger e Caldas Junior, 2001, p.20.

Numa estrutura convencional de uma rede neural aparecem três camadas denominadas de camada de entrada, camada intermediária e camada de saída,

conforme apresentado na Figura 6. Na camada de entrada estão os primeiros nós que recebem as informações (dados) de entrada. Entre um neurônio e outro existem linhas de interconexões que efetuam a passagem dos valores de saída. “Quando todos os dados da camada de entrada tiverem passado através da última camada, conhecida como camada de saída, um ciclo ou época terá sido realizado” (KIMURA et al., 2005, p.8).

Em cada linha de interconexão estão os valores dos pesos que são multiplicados aos dados associados àquela linha. Os pesos são ajustados durante a fase de treinamento até que se obtenha um resultado de saída adequado para um determinado dado de entrada (KIMURA et al., 2005, p.8).

A camada intermediária possui os neurônios denominados de artificiais, e seu processamento pode se dar em três partes (KIMURA et al., 2005, p.8):

- a) os dados passam pelas linhas de entrada dos neurônios e são multiplicados pelos pesos;
- b) o resultado da multiplicação é somado dentro do neurônio;
- c) o valor total da soma é passado através de uma função de transferência, cuja saída representa o valor de saída do neurônio. Uma das características das redes neurais é a utilização de funções de transferência não-lineares.

Corroborando com isto, Santos (2006, p.175) resume o funcionamento de uma rede neural da seguinte forma:

- a) sinais são apresentados à entrada;
- b) cada sinal é multiplicado por um número, ou peso, que indica sua influência na saída da unidade;
- c) é feita a soma ponderada dos sinais que produz um nível de atividade;
- d) se esse nível de atividade exceder certo limite, a unidade produz determinada resposta de saída.

Num processo de rede neural, o conhecimento é adquirido por intermédio de uma metodologia de treinamento, na qual as conexões entre as unidades são ajustadas através de mudanças dos valores de seus pesos (MENDES FILHO, CARVALHO E MATIAS, 1996, p.288). Os pesos são modificados na intenção de se reduzir a diferença entre o resultado desejado (previsão correta) e o resultado real (previsão gerada) (CAOQUETTE, ALTMAN E NARAYANAN, 1999, p.188).

De forma genérica, um sistema de rede neural se torna eficiente quando a solução do problema de pesquisa depende da resolução de dificuldades relacionadas à falta de entendimento físico/estatístico do problema, a variações estatísticas nos dados observáveis e a mecanismos não-lineares responsáveis pela geração dos dados (HAYKIN, 2001, p.849).

Embora as redes neurais tenham a capacidade de aprender e generalizar, visto que produzem saídas adequadas para entradas que não estavam previstas durante o treinamento (aprendizagem), e, ainda, de resolver problemas complexos (de grande escala) que são atualmente intratáveis (HAYKIN, 2001, p.28), elas apresentam algumas desvantagens em relação à importância dada às variáveis independentes presentes no processo.

Na prática, no método de redes neurais não é informado ao analista, ao final do processo, a importância relativa das variáveis independentes na predição, devido à combinação não-linear de pesos que ocorre na camada intermediária (SELAU, 2008, p.54).

Relacionando a uma análise de *credit scoring*, a dificuldade encontrada é de, no final do processo, o analista de crédito não conhecer quais variáveis foram rejeitadas na decisão de conceder o crédito. Com base nisto, Caouette, Altman e Narayanan (1999), comentam:

Por isto, redes neurais são mais úteis na retaguarda da gestão de crédito (processos de pós-aprovação tais como revisão de crédito, aumentos de linha de crédito, estratégias de cobrança, etc.) do que na linha de frente (concessão de crédito).

Dessa forma, em função de seu processo de aprendizagem permitir fácil adaptabilidade, tolerância a falhas e implementação rápida, as redes neurais apresentam um campo vasto de aplicação, principalmente em pesquisas relacionadas à área de finanças (MINUSSI, 2001, p.26). Porém, ainda não estão definidas as situações em que, à utilização das redes neurais, são preferíveis as técnicas estatísticas multivariadas (SELAU, 2008, p.55).

2.1.1.4 Behavioural Scoring

O *behavioural scoring* é um sistema de previsão do desempenho (comportamento) futuro de clientes, que permite aos emprestadores de crédito a melhora de suas decisões administrativas. O tipo de informação oferecida por esses sistemas que permitem melhores decisões administrativas, está relacionado a como designar limites de crédito a um cliente; se deve efetuar vendas de novos produtos aos clientes particulares e como recuperar débitos de clientes que se tornaram maus pagadores.

Segundo Queiroz (2006, p.5), o *behavioural scoring*: “É um sistema de pontuação com base em análise comportamental que utiliza as informações que a empresa já possui sobre o cliente na renovação ou concessão de uma nova linha de crédito”.

Diferentemente do *credit scoring*, o *behavioural scoring* atua diretamente no comportamento do tomador do recurso. Verifica como o indivíduo usou o crédito, quanto ele usou, o que usou, se mostra qualquer indicativo de atrasos e outras informações disponíveis (MINUSSI, 2001, p.27). Segundo Thomas (2000, p.167), as informações adicionais extraídas desse sistema quando comparado a um sistema de *credit scoring* são o reembolso e a história de requerimentos de crédito deste consumidor.

O método de *behavioural scoring* apresenta duas abordagens: aquela que se utiliza do método de *credit scoring*, porém com as variáveis reembolso e história de requerimentos de crédito como adicionais e aquela que constrói modelos de probabilidade a partir do comportamento do consumidor (THOMAS, 2000, p.167).

Na prática, o *behavioural scoring* utiliza as variáveis trabalhadas nos sistemas de *credit scoring* e introduz variáveis de comportamento no modelo. As variáveis de comportamento normalmente são coletadas a partir da observação de uma amostra histórica, em um determinado período de tempo (12 meses, por exemplo). A amostra histórica é denominada período de observação. Depois de transcorrido o período de observação, é possível avaliar e descrever como bom ou mau o comportamento do tomador (THOMAS, 2000 p.167-168).

Conforme Vicente (2001, p.48), para a implantação de uma metodologia de *behavioural scoring*, deve-se proceder a:

- a) análise dos dados históricos;
- b) definição das variáveis a serem utilizadas (dados de comportamento, dados de atividade);
- c) modelagem dos dados e processos;
- d) desenvolvimento do modelo a ser utilizado;
- e) implementação e interface;
- f) acompanhamento dos resultados.

No caso do *behavioural scoring*, é necessário ter recursos tecnológicos que possibilitem a manutenção dos dados referentes ao comportamento do cliente (SILVA, 2006, p. 350). Da mesma forma, dadas as características do modelo, pode determinar a recuperação do valor financiado a cada atraso identificado, visto que as inadimplências podem ter origem tanto na incapacidade financeira, como também, em outras formas não caracterizadas como lícitas (MINUSSI, 2001, p.27).

2.1.1.5 Análise Discriminante x Regressão Logística x Redes Neurais

Conforme visto anteriormente, os métodos utilizados para previsões estatísticas na área de finanças para pessoas físicas, foram o *credit scoring* e o *behavioural scoring*. Neste estudo, o método a ser adotado envolve estatísticas relacionadas aos sistemas de *credit scoring*, pois não existe a intenção de trabalhar com uma amostra que relacione dados históricos passados de medição do comportamento do consumidor.

Visto isto, dentre as técnicas estatísticas de *credit scoring*, as principais abordadas até o momento foram a análise discriminante, a regressão logística e as chamadas redes neurais. Porém, quais as diferenças existentes entre estes métodos? Quando um método deve ser preferido em relação a outro? Nesse sentido, o objetivo deste subitem é demonstrar as principais diferenças na utilização de cada uma destas técnicas estatísticas.

A técnica estatística de regressão logística se assemelha à técnica de análise discriminante, visto que ambas são consideradas como métodos estatísticos multivariados, pois relacionam um conjunto de variáveis independentes com uma variável dependente categórica (MINUSSI, 2001, p.61).

A diferença entre as duas acontece quando:

- a) a análise discriminante exige a normalidade das variáveis independentes (BRITO; ASSAF NETO, 2005, p.9), enquanto a regressão logística deverá ser utilizada quando as distribuições forem não-normais (MINUSSI, 2001, p.62).
- b) a análise discriminante é interpretada através de escore, enquanto a regressão logística nos permite analisar os dados em termos de probabilidade.
- c) a análise discriminante possui pressupostos bastante restritivos (BRITO; ASSAF NETO, 2005, p.9) enquanto a regressão logística pode ser utilizada de uma forma bem mais geral (MINUSSI, 2001, p.62).

De modo genérico a análise discriminante é apropriada quando a variável dependente é não-métrica (HAIR et al., 2005a, p.231). Além da normalidade das variáveis, também exige matrizes de variância e covariância iguais dentro dos grupos de análise. Nesse sentido, a regressão logística é bem mais flexível, visto não depender destas suposições rígidas e é muito mais robusta quando estes pressupostos não são satisfeitos (HAIR et al., 2005a, p.231).

Com relação à técnica de redes neurais, quando aplicada em processos de análise de crédito, comparada à análise discriminante e à regressão logística, observa-se que, como forma de identificar ao final do processo o bom e mau pagador, a rede neural se torna eficiente tanto quanto as duas outras técnicas. Porém, a respeito da verificação da importância e da interpretação das variáveis independentes no processo de previsão da probabilidade de bom ou mau pagador o método se torna falho, pois sua preocupação tende a ser apenas com a classificação final da amostra.

O Quadro 2 apresenta, de forma resumida, as diferenças estabelecidas entre as três técnicas estatísticas de *credit scoring* utilizadas em processos de análise de risco de crédito de pessoas físicas.

Análise Discriminante	Regressão Logística	Redes Neurais
Normalidade das variáveis independentes	Distribuições entre as variáveis não-normais	Preocupa-se com a classificação final da amostra e não com a importância explicativa das variáveis independentes no processo.
Interpretação através de escores	Interpretação através de probabilidade	
Variável dependente não-métrica	Variável dependente é categórica	
Matrizes de variância e covariância iguais	Relação não-linear entre a variável dependente e as variáveis independentes	

QUADRO 2 - Comparação entre os métodos de *credit scoring* utilizados em análise de risco de crédito pessoa física

Fonte: Elaborado pelo autor.

O intuito deste estudo é demonstrar a utilização da técnica de regressão logística aplicada a uma amostra, cujas características atendem aos critérios preestabelecidos no Quadro 2.

3 METODOLOGIA

3.1 DELINEAMENTO

O estudo proposto classifica-se como uma pesquisa quantitativa, visto serem utilizados números para representar as propriedades em estudo e a forma de análise será estatística (HAIR et al., 2005, p.100). Da mesma forma, é considerada uma pesquisa descritiva, pois tem o objetivo de estudar as características de um grupo: sua distribuição por idade, sexo, procedência, nível de escolaridade, nível de renda etc., estabelecendo-se relações entre variáveis dependentes e independentes (GIL, 1999, p.44). Utiliza, em uma de suas características mais significativas, de questionários como uma técnica padronizada de coleta de dados (GIL, 1991, p.46).

Quanto ao seu delineamento, a pesquisa será considerada como *Ex-post-facto*, ou seja, apresenta certa semelhança com a pesquisa experimental, porém diverge desta em função de lidar com variáveis que, por sua natureza, não são manipuláveis como: sexo, classe social, nível intelectual, preconceito, autoritarismo etc. Em outras palavras, as variáveis independentes chegam ao pesquisador já tendo exercido seus efeitos (GIL, 1999, p.69).

3.2 DEFINIÇÃO DA AMOSTRA

Para o cumprimento do objetivo proposto neste estudo, foi escolhida a Universidade Católica de Pelotas como a instituição privada de ensino superior, em que serão coletados os dados necessários para a arquitetura do modelo econométrico sugerido.

Para a construção do modelo, é necessário obter uma amostra constituída de indivíduos classificados como adimplentes e inadimplentes, de acordo com as regras do método estatístico de regressão logística, o qual define que a variável dependente deve ser categórica e deve assumir um entre dois resultados possíveis (binária), tais como: “adimplentes ou inadimplentes” e “bom pagador ou mau

pagador” (BRITO E ASSAF NETO, 2005, p.8). Dessa forma, a amostra será classificada como probabilística, visto basear-se em algum instrumento aleatório que lhes dá uma chance conhecida de serem selecionados, assim minimizando a tendenciosidade de seleção. As estimativas baseadas em uma amostra probabilística podem ser generalizadas para a população-alvo com um nível específico de segurança (HAIR et al., 2005, p.241).

Para a classificação dos grupos de estudo (adimplentes e inadimplentes), é necessária a definição do que significa a situação de inadimplência. Segundo Sandroni (2006, p.416), “inadimplência significa a falta de cumprimento das cláusulas contratuais em determinado prazo”. Nesse sentido, a definição de inadimplência está atrelada ao período definido como ideal pela instituição, para medi-la.

Sendo assim, a política de crédito adotada pela Universidade Católica de Pelotas permite ao aluno efetuar sua matrícula a cada início de semestre e dividir o seu pagamento em seis parcelas subseqüentes, ou seja, um aluno cuja matrícula foi efetivada em dezembro de 2007 para cursar disciplinas no 1º semestre de 2008, poderá parcelar o valor correspondente em seis parcelas vencíveis nos meses de janeiro, fevereiro, março, abril, maio e junho de 2008.

Analisando os procedimentos adotados pela instituição para os casos em que o aluno não efetua o pagamento de sua parcela, verificou-se que aquele, cujo débito esteja em atraso num prazo igual ou superior a 45 dias, tem seu nome registrado no SPC (Serviço de Proteção ao Crédito), passando, a partir disto, a ser considerado como aluno inadimplente para a entidade.

Isto posto, ao final do mês de junho de 2008, efetuou-se o levantamento de todos os alunos efetivamente matriculados no semestre, que possuíam débitos iguais ou superiores a 45 dias, obtendo-se uma amostra inicial constituída de 793 alunos, com o total de matriculados na Universidade no mesmo período igual a 5.386.

Comparando-se o total de alunos matriculados na Universidade no 1º semestre de 2008 (5.386 alunos) com o total de alunos inadimplentes (793 alunos), verificou-se que o montante de alunos inadimplentes corresponde a 14,72% (aproximadamente 15%) da população total.

O dimensionamento da amostra aleatória probabilística adotada (amostra de trabalho final) foi obtido para o caso de uma população finita, com um erro de

amostragem (precisão) de aproximadamente 6%, probabilidade de 99%, proporção de adimplentes e inadimplentes equivalente a 0,85 e 0,15, respectivamente, para a estimativa de parâmetros do universo.

A expressão para o cálculo do tamanho da amostra é definida por:

$$n = \frac{N \times z^2 \times p \times q}{N \times e^2 + z^2 \times p \times q}$$

Onde:

N = tamanho do universo

n = tamanho da amostra

z = valor obtido na curva normal com 99% de probabilidade

p = proporção de inadimplentes

q = proporção de adimplentes

e = erro de amostragem

Desta forma o cálculo da amostra ficou estabelecido em:

$$n = \frac{5.386 \times 2,58^2 \times 0,15 \times 0,85}{5.386 \times 0,063^2 + 2,58^2 \times 0,15 \times 0,85}$$

O que originou uma amostra de aproximadamente:

$$n \cong 206$$

Ao final do mês de junho de 2008, a amostra de trabalho obtida foi de 206 alunos. Destes, 32 alunos apresentavam a condição de falta de pagamento em alguma de suas parcelas, igual ou superior a 45 dias. Nessa condição, o vínculo estabelecido entre o montante de alunos inadimplentes (32 alunos) e o tamanho da amostra dimensionada (206 alunos) equivale a 15,53%.

Comparando-se a população-alvo do estudo com a amostra de trabalho obtida, verifica-se que os percentuais de alunos inadimplentes correspondem a

aproximadamente 15%, o que valida a utilização da amostra, objeto de estudo deste trabalho, visto estar de acordo com a realidade apresentada pela instituição.

Sintetizando, a composição da amostra aleatória final foi de 206 alunos, qualificada por dois grupos de estudos específicos: adimplentes e inadimplentes, compostos, respectivamente, por 85% e 15% dos indivíduos, percentuais correspondentes à verdadeira situação encontrada na instituição.

3.3 INSTRUMENTO DE OBTENÇÃO DOS DADOS

O instrumento de coleta utilizado para a obtenção das variáveis capazes de explicar a situação de adimplência e inadimplência dos alunos, foi um questionário socioeconômico (Apêndice A).

Para a elaboração do questionário tomou-se como referência:

- a) fichas de cadastro para análise de concessão de crédito, solicitadas por Bancos que oferecem linhas de crédito para estudantes de ensino superior;
- b) formulários de concessão de bolsas de estudos, solicitados por instituições responsáveis por conceder tais benefícios para alunos da graduação;
- c) em pesquisa à literatura disponível sobre o assunto, onde verificou-se os tipos de informação que podem ser extraídos de cadastros de pessoas físicas e jurídicas utilizados em análise de risco de crédito.

O intuito, ao analisar as referências descritas acima, era identificar os tipos de variáveis normalmente adotados por modelos de *credit scoring* que trabalham com a classificação de bom ou mau pagador e incluí-los no instrumento de coleta a ser construído.

O Quadro 3 apresenta alguns exemplos de descrição de variáveis extraídas de cadastros (de pessoas físicas e jurídicas) e de contratos de crédito utilizados para o cumprimento da definição de bom ou mau pagador (SANTOS, 2006, p.171).

a) Informações Pessoais: • Idade • Sexo • Estado civil • Endereço Residencial e CEP (atual e anterior) • Situação do imóvel residencial (se próprio, alugado ou outros) • Profissão • Endereço da fonte geradora de renda • Renda líquida mensal • Número e faixa etária dos dependentes • Meios de contato (telefone, endereço eletrônico etc.)
b) Informações da Fonte Geradora de Renda: • Natureza da ocupação (assalariada, empresarial ou autônoma) • Tempo de atuação na principal fonte geradora de renda (atual e anterior) • Cargo exercido na atividade assalariada • Endereço comercial e CEP
c) Informações Financeiras: • Renda total (valor mensal e composição) • Despesas totais (valor mensal e composição) • Dívidas onerosas (valor, modalidade e forma de amortização) • Índice médio de comprometimento da renda (despesas totais / renda total) • Aplicações financeiras (valor, modalidade e rendimentos)
d) Informações Patrimoniais: • Valor • Composição (bens móveis, imóveis e societários) • Situação (se existem ônus e se estão vinculados como garantia em contratos de crédito)
e) Informações da Atividade Empresarial: Ramo de atividade • Localização • Tempo de atividade • Quadro administrativo (composição, participação no capital social e identificação de sucessores) • Situação do imóvel (se próprio ou alugado) • Capital investido e participação percentual no capital social • Carteira de clientes (valor, composição, concentração, forma de recebimento etc.) • Carteira de fornecedores (valor, composição, concentração, forma de pagamento etc.) • Faturamento líquido (mensal e anual) • Margens de lucratividade (operacional e líquida) • Dívidas bancárias (valor, modalidade e prazo de amortização) • Riscos sistemáticos
f) Informações de Idoneidade: • Protestos cancelados: quantidade, valor, tempo • Cheques devolvidos: código, valor, tempo • Denúncias/passagens em sistemas de proteção ao crédito
g) Informações de contratos de crédito: • Valor total • Modalidade • Finalidades do crédito • Prazos de amortização • Garantias acessórias • Índice de comprometimento das dívidas onerosas sobre a renda líquida

QUADRO 3 - Exemplo de informações pesquisadas do cliente e do contrato de crédito

Fonte: Santos, 2006, p. 171 – 172.

O quadro 3 é um dos exemplos de referência, a partir da literatura, do qual se extraíram apenas os dados relacionados ao cadastro de pessoas físicas, objeto de estudo desta dissertação, como base para a elaboração do questionário aplicado neste estudo.

Para a verificação de legitimidade de um questionário, aplica-se um pré-teste. Através dele, é possível ao pesquisador validar as questões e eliminar possíveis falhas na interpretação das perguntas. Neste estudo, o pré-teste foi aplicado nas salas-de-aulas, em meio papel, onde se obteve uma amostra reduzida de 58 alunos.

O pré-teste é recomendado por Hair et al. (2005, p.230), que diz:

Nenhum questionário deve ser administrado antes que o pesquisador avalie a provável exatidão e coerência das respostas. Essa avaliação pode ser feita por meio do pré-teste dos questionários, utilizando-se uma pequena amostra de respondentes com características semelhantes às da população-alvo. Os respondentes devem completar o questionário em um ambiente semelhante ao do verdadeiro projeto de pesquisa.

Após o processo de validação do questionário, pode-se estender a sua aplicação à população-alvo do estudo (5.386 alunos). O instrumento foi disponibilizado aos alunos através do ambiente virtual corporativo da Universidade, denominado SAPU (Sistema de Apoio UCPEL), e sua participação ao preenchê-lo, foi solicitada através de mensagem via correio eletrônico particular (*email*) de cada indivíduo.

O uso da internet como forma de coleta é sugerida por Hair et al. (2005, p.169). Ele diz que: “o método eletrônico, administrado via internet ou internet através do uso de *email*, está se tornando o método mais popular para a coleta de dados”.

Da aplicação do questionário foi obtido um total de 392 respondentes, dentre os quais participavam alunos adimplentes e inadimplentes. Destes, foram selecionados 206 alunos (amostra de trabalho), sendo 174 alunos adimplentes e 32 alunos inadimplentes, obedecendo à proporção de 85% e 15%, respectivamente.

Transcorridas as etapas de construção, validação e aplicação do questionário, inicia-se uma nova fase, na qual ocorre a identificação das variáveis regressoras que irão ou não atuar no modelo de estimação do risco de crédito.

3.4 VARIÁVEIS EXPLICATIVAS OU REGRESSORAS

Após a coleta e tabulação dos dados obtidos através do instrumento selecionado, neste caso um questionário socioeconômico, adotaram-se inicialmente as seguintes variáveis explicativas para constituir o modelo econométrico para a estimação da função logística de probabilidade do risco de crédito:

- **X1:** Sexo
- **X2:** Idade abaixo de 20 anos
- **X3:** Idade de 20 a 25 anos
- **X4:** Idade mais de 25 anos
- **X5:** Naturalidade
- **X6:** Casa própria
- **X7:** Reside com família
- **X8:** Reside com parentes
- **X9:** Reside com outros
- **X10:** Solteiro
- **X11:** Casado
- **X12:** Outro estado civil
- **X13:** Filhos ou dependentes
- **X14:** De 0 a 1 dependente
- **X15:** Mais de 1 a 3 dependentes
- **X16:** Mais de 3 dependentes
- **X17:** De 3 a 10 disciplinas cursadas
- **X18:** De 10 a 20 disciplinas cursadas
- **X19:** Mais de 20 disciplinas cursadas
- **X20:** De 3 a 10 disciplinas a cursar
- **X21:** De 10 a 20 disciplinas a cursar
- **X22:** Mais de 20 disciplinas a cursar
- **X23:** Reprovação
- **X24:** Reprovação até 2 vezes
- **X25:** Reprovação mais de 2 vezes
- **X26:** Mensalidade em atraso

- **X27:** Débito até mil reais
- **X28:** Débito de mil a cinco mil
- **X29:** Débito acima de 5 mil
- **X30:** Já negociou débitos
- **X31:** Já negociou débitos até duas vezes
- **X32:** Já negociou débitos acima de 2 vezes
- **X33:** Possui atividade remunerada
- **X34:** Atividade remunerada de até R\$ 415
- **X35:** Atividade remunerada acima de R\$ 415 a R\$ 4.150
- **X36:** Atividade remunerada mais de R\$ 4.150
- **X37:** Pai sem escolaridade
- **X38:** Pai com ensino fundamental/médio
- **X39:** Pai com ensino superior/pós-graduação
- **X40:** Mãe sem escolaridade
- **X41:** Mãe com ensino fundamental/médio
- **X42:** Mãe com ensino superior/pós-graduação
- **X43:** Existem dependentes da renda
- **X44:** Até dois dependentes
- **X45:** Mais de dois dependentes
- **X46:** Renda familiar até R\$ 415
- **X47:** Renda familiar mais de R\$ 415 a R\$ 4.150
- **X48:** Renda familiar mais de R\$ 4.150
- **X49:** Possui familiar no ensino superior
- **X50:** Até dois familiares no ensino superior privado
- **X51:** Acima de dois familiares no ensino superior privado
- **X52:** Possui financiamento
- **X53:** Financiamento de até R\$ 415
- **X54:** Financiamento acima de R\$ 415 até R\$ 4.150
- **X55:** Financiamento acima de R\$ 4.150
- **X56:** Possui conta bancária
- **X57:** Possui cartão de crédito
- **X58:** Possui seguro de vida
- **X59:** Qualidade do ensino

As variáveis X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7, X8, X9, X10, X11, X12, X13, X14, X15 e X16 referem-se às informações pessoais do aluno. As variáveis X17, X18, X19, X20 e X21, X22, X23, X24, X25, X26, X27, X28, X29, X30, X31 e X32 referem-se às informações acadêmicas e financeiras do aluno para com a universidade. As variáveis X33, X34, X35 e X36 referem-se a informações profissionais do aluno. As variáveis X37, X38, X39, X40, X41, X42, X43, X44, X45, X46, X47, X48, X49, X50 e X51 referem-se às informações do grupo familiar do aluno. As variáveis X52, X53, X54, X55, X56, X57 e X58 referem-se às responsabilidades financeiras do aluno e a variável X59 refere-se à informação sobre a instituição privada de ensino superior.

O Quadro 4 a seguir explica como as variáveis independentes selecionadas podem afetar a avaliação de risco de crédito dos alunos de uma instituição privada de ensino superior, ou seja, verifica se existe algum grau de dependência delas com a variável binária adimplência/inadimplência. Em outras palavras, a intenção é examinar se as variáveis obtidas a partir da coleta explicam a condição de adimplência ou inadimplência dos indivíduos da amostra.

Sigla	Variáveis Explicativas	Relação com o risco de crédito
Informações pessoais do aluno:		
X1	Sexo	Existência de diferenças no nível de renda atribuído a homens e mulheres em funções similares .
X2, X3 e X4	Idade	Tendência do aluno com menos idade de depender de seus pais ou familiares ou tendência a uma renda menor em razão de estarem em início de carreira.
X5	Naturalidade	A naturalidade comparada ao local de residência demonstra a necessidade de uma infra-estrutura maior o que, conseqüentemente, gera gastos maiores .
X6	Casa Própria	Residência em casa própria elimina despesas relacionadas com aluguel de imóvel. Aqui a hipótese de possuir financiamento habitacional está contemplada na variável "Possui financiamento".
X7, X8 e X9	Com quem reside	Existência ou não de despesas com moradia.
X10, X11 e X12	Estado Civil	Alunos casados ou morando com companheiro apresentam despesas maiores do que aqueles que são solteiros.
X13	Possui filhos ou dependentes	Alunos com filhos ou dependentes apresentam gastos maiores do que aqueles que não os possuem.
X14, X15 e X16	Quantos filhos ou dependentes possui	Alunos com maior número de dependentes ou filhos apresentam despesas maiores do que aqueles com menos filhos ou dependentes.
Informações acadêmicas e financeiras do aluno:		
X17, X18 e X19	Quantas disciplinas cursou	Alunos com menos disciplinas cursadas tendem a ter um custo maior no decorrer de seu curso do que aqueles que já se encontram num estágio mais avançado de conclusão.
X20, X21 e X22	Quantas disciplinas faltam cursar	Similar à variável anterior, mede se o aluno terá mais ou menos custos do estágio em que se encontra até o final de seu curso.
X23, X24 e X25	Reprovação e Reprovação em quantas disciplinas	Quanto mais reprovações o aluno possuir, maior será o seu custo para com a universidade.
X26	Mensalidade em atraso	A existência de uma parcela de pagamento nesta condição já condiciona a indícios de que o aluno pode vir a ter dificuldades de quitação de seus débitos para com a IES.
X27, X28 e X29	Valor do débito em atraso	Quanto maior o débito pendente de pagamento, mais dificuldades de quitação o aluno terá no futuro.
X30, X31 e X32	Já negociou débitos Quantas vezes negociou débitos	A existência de negociações anteriores e sua quantidade denotam hipóteses sobre a situação econômico-financeira do aluno, demonstrando se este esteve ou ainda está em dificuldades financeiras.

Informações profissionais do aluno:		
X33	Atividade Remunerada	A falta de emprego ou renda pode gerar dificuldades no pagamento das mensalidades da IES.
X34, X35 e X36	Valor que recebe pela atividade remunerada	Quanto mais alta a renda, melhores condições e quanto mais baixa a renda, piores condições.
Informações do grupo familiar do aluno:		
X37, X38, X39, X40, X41 e X42	Nível de Escolaridade do Pai e da Mãe	Pais com nível de escolaridade mais elevado tendem a apresentar uma renda maior do que com nível de escolaridade mais inferior.
X43, X44 e X45	Pessoas que moram com você e dependam da renda da família e Quantas pessoas dependem da renda	Quanto maior o número de dependentes da renda familiar, maior o gasto com sustento e manutenção.
X46, X47 e X48	Renda da Família	Quanto maior a renda da família, mais facilidade o aluno terá no pagamento de suas obrigações e quanto menor a renda, mais dificuldade no pagamento de suas obrigações.
X49, X50 e X51	Familiares cursando o ensino superior Quantos em instituições privadas	A existência de outros familiares cursando o ensino superior privado pode dificultar o pagamento das mensalidades.
Informações sobre as responsabilidades financeiras do aluno:		
X52	Possui financiamento	A existência de financiamentos pode dificultar o pagamento das mensalidades.
X53, X54 e X55	Qual o valor do financiamento	Verifica se o valor financiado é compatível com a renda informada, gerando capacidade de pagamento das mensalidades.
X56	Conta bancária	Indica uma condição um pouco mais estável, causando conforto quanto ao pagamento das mensalidades.
X57	Cartão de crédito	Indica condição de maior estabilidade financeira, visto que a posse de cartões de crédito tende a ser para pessoas com um nível de renda mais estável.
X58	Seguro de vida	Indica uma condição econômico-financeira mais estável.
Informações sobre a IES do aluno:		
X59	Qualidade do Ensino	Qualidade de ensino alta, baixos índices de inadimplência. Qualidade de ensino baixa, altos índices de inadimplência.

QUADRO 4 - Efeitos das variáveis independentes na análise de risco de crédito

Fonte: Adaptado de Camargos et al., 2008 p.8.

3.5 DESENVOLVIMENTO DO MODELO

Para o desenvolvimento do modelo econométrico proposto por este estudo é necessário estabelecer algumas relações entre a variável dependente e as variáveis regressoras. O intuito aqui é identificar quais variáveis são capazes de estimar a probabilidade do risco de inadimplência.

Para uma verificação estatística de dependência entre a variável a ser explicada (Y), probabilidade do risco de crédito e cada variável explicativa (X_i) foi aplicado o teste não-paramétrico qui-quadrado. Este teste foi adotado em razão de as variáveis serem dados categorizados o mesmo podendo ser aplicado independente da forma da distribuição da população da qual se extraiu a amostra aleatória (SIEGEL, 1975, p.35).

A estatística qui-quadrado testa a significância estatística entre as distribuições de freqüência de dois ou mais grupos, ou seja, compara as freqüências observadas com as respostas das freqüências esperadas. Portanto, é necessário iniciar o teste formulando a hipótese nula e selecionando o nível de significância adequado para o problema de pesquisa (HAIR et al., 2005, p. 293-294).

Neste estudo, a hipótese nula formulada é de que há dependência estatística entre a variável a ser explicada e as variáveis regressoras (sexo, idade, naturalidade etc.) e o nível de significância foram testados a $\alpha = 0,05$ e a $\alpha = 0,01$.

Em se tratando de dados em categorias, efetua-se uma contagem das respostas, dispondo-as em uma tabela de contingência. Dessa forma, na Tabela 6 encontram-se os resultados do teste de independência estatística para as variáveis regressoras:

TABELA 6 - Resultado do Teste Qui-quadrado para as Variáveis Regressoras Significativas

Descrição	Inadimplência		
	Sign.	χ^2	P
X23: Reprovação	***	7,6	0,050
X26: Mensalidade em atraso	**	329,2	0,000
X30: Já negociou débitos	**	329,2	0,000
X31 e X32: Quantas vezes negociou débitos	**	9,57	0,001
X49: Possui familiar no ensino superior	**	7,34	0,006
X52: Possui financiamento	***	4,41	0,030
X57: Possui cartão de crédito	**	7,58	0,000

Fonte: Elaboração Própria.

Nota: (**) Estatisticamente significativo a um nível de 1%; (***) Estatisticamente significativo a um nível de 5%.

Conforme visto na Tabela 6, fica confirmada a significância, variáveis X23, X26, X30, X31, X32, X49, X52 e X57 com a variável Y , informando que existe relação de dependência com a inadimplência.

Para dar maior robustez ao teste de independência, foi aplicado um tratamento numérico às variáveis independentes, utilizando uma variável binária dicotômica. Esse procedimento foi realizado em razão de a técnica de regressão logística apresentar a particularidade de sua variável dependente ser dicotômica, ou seja, os resultados da variável dependente devem permitir interpretações em termos de probabilidade e não apenas classificações em categorias (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2007 p. 283).

Dentre as várias suposições estabelecidas para a técnica estatística de regressão logística, uma das mais importantes e que pode causar preocupação e distorção na análise da significância dos coeficientes obtidos é a figura da colinearidade ou multicolinearidade.

A análise da multicolinearidade verifica se existe correlação entre as variáveis regressoras X_i , dificultando a separação dos efeitos de cada uma delas sobre a variável dependente Y (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2007, p.156).

Segundo Corrar, Paulo e Dias Filho (2007, p.156):

Do ponto de vista técnico, a multicolinearidade tende a distorcer os coeficientes angulares estimados para as variáveis que a apresentam, prejudicando a habilidade preditiva do modelo e a compreensão do real

efeito da variável independente sobre o comportamento da variável dependente.

O teste aplicado para a análise da multicolinearidade entre os X_i significativos, foi o de Correlação de Spearman e seus resultados estão apresentados na Tabela 7.

TABELA 7 - Resultados do Teste de Correlação de Spearman para a Colinearidade

<u>Descrição</u>	Reprovação		Já negociou débitos		Possui cartão de crédito		Qualidade do Ensino	
	S	Resultado	S	Resultado	S	Resultado	S	Resultado
Qualidade de ensino	0,042	N/Signif.	-0,074	N/Signif.	-0,015	N/Signif.	-	-
Reprovação	-	-	0,165	N/Signif.	-0,040	N/Signif.	0,042	N/Signif.
Já negociou débitos	0,165	N/Signif.	-	-	-0,005	N/Signif.	-0,074	N/Signif.
Possui cartão de crédito	-0,040	N/Signif.	-0,005	N/Signif.	-	-	-0,015	N/Signif.

Fonte: Adaptado de Brito e Assaf Neto, 2005, p.10.

O modelo final de regressão logística foi composto pelo conjunto de três (Tabela 7) das 59 variáveis explicativas que faziam parte da análise. As variáveis incluídas no modelo foram X_{23} (reprovação), X_{30} (já negociou débitos) e X_{57} (possui cartão de crédito). Sendo assim, a função matemática correspondente ao modelo desenvolvido é a Equação (3) a seguir:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = -2,457 + 0,616 X_{23} + 2,196 X_{30} - 1,263 X_{57} \quad \dots(3)$$

Onde,

X_{23} = Reprovação

X_{30} = Já negociou débitos

X_{57} = Possui cartão de crédito

Da mesma forma, o modelo de estimação da função risco de crédito obtido e de melhor ajuste aos dados empíricos é dado pela Equação (4):

$$P = \frac{1}{1 + e^{-[-2,457 + 0,616 X_{23} + 2,196 X_{30} - 1,263 X_{57}]}} \quad \dots(4)$$

Onde,

P = Representa a probabilidade do risco de inadimplência do aluno

X_{23} = Reprovação

X_{30} = Já negociou débitos

X_{57} = Possui cartão de crédito

Analisando o modelo, verifica-se que os coeficientes das variáveis apresentaram o sinal esperado na função logística. As variáveis com coeficientes positivos indicam que, quanto maiores forem seus valores, maior será a probabilidade do risco de inadimplência do aluno. A variável com coeficiente negativo indica que, quanto maior for o seu valor, menor será a probabilidade do risco de inadimplência do aluno.

A explicação para isto é a probabilidade de ocorrência do risco de inadimplência estar relacionada ao aluno que já sofreu alguma reprovação (coeficiente com sinal positivo), já negociou algum débito com a instituição (coeficiente com sinal positivo) e não possua cartão de crédito (coeficiente com sinal negativo).

3.6 AVALIAÇÃO DO AJUSTE DO MODELO

Para o modelo logístico estimado foram realizados vários testes estatísticos que validam a sua aplicabilidade. A intenção aqui é informar os testes realizados na avaliação da qualidade do modelo de regressão logística aplicado neste estudo. O

programa computacional utilizado para a geração dos dados estatísticos foi o *SPSS 13.0*.

Em regressão logística, o método utilizado para estimar os coeficientes é o de máxima verossimilhança, ou seja, “ao invés de minimizar os desvios quadráticos (mínimos quadrados), a regressão logística maximiza a “verossimilhança” de que um evento ocorra” (HAIR et al., 2005a, p.234).

Corroborando o que foi dito por Hair et al. (2005a, p.234), a regressão logística é uma função não-linear dos parâmetros desconhecidos, esses parâmetros são mais complicados de estimar do que os coeficientes de regressão linear, então o método de estimação padrão é a máxima verossimilhança (STOCK E WATSON, 2004, p. 219).

O logaritmo do valor da verossimilhança multiplicado por -2 vezes é representado pela expressão -2LL que, visto por outro ângulo, também é conhecido por *Likelihood Value*, uma das principais medidas de avaliação geral do modelo logit. A análise de seu resultado é de que, quanto mais próximo de zero, maior o poder preditivo do modelo como um todo (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2007 p.294).

Para avaliar a significância dos coeficientes da regressão logística foi aplicada a estatística Wald. O teste Wald avalia a hipótese nula de o parâmetro estimado ser igual a zero (BRITO E ASSAF NETO, 2005, p.11). No caso de o parâmetro ser igual a zero, isso significa que a probabilidade não será afetada e sua interpretação é semelhante ao teste *t-student*.

Analisando as variáveis explicativas a partir do Teste de Colinearidade, foram obtidos seis modelos de estimação apresentados na Tabela 8:

TABELA 8 - Modelos estimados pelo teste estatístico de regressão logística

Modelos/Variáveis	b_1	Wald	b_2	Wald	b_3	Wald	b_4	Wald	-2LL
I. Qualidade do ensino	-0,14	0,35*	-	-	-	-	-	-	180,92
II. Qualidade do ensino + Reprovação	-0,17	0,51*	0,76	3,92**	-	-	-	-	177,01
III. Qualidade do ensino + Reprovação + Já negociou débitos	-0,07	0,07*	0,48	1,37*	2,04	21,15***	-	-	152,19
IV. Qualidade do ensino + Reprovação + Já negociou débitos + Possui cartão de crédito	-0,09	0,11*	0,63	2,13*	2,18	22,37***	-1,26	8,17***	143,41
V. Já negociou débitos + Possui cartão de crédito	2,22	23,86***	-1,18	7,56***	-	-	-	-	145,59
VI. Já negociou débitos + Possui cartão de crédito + Reprovação	2,19	22,74***	-1,26	8,14***	0,61	2,05**	-	-	143,52
VII. Já negociou débitos + Possui cartão de crédito + Qualidade do ensino	2,21	23,58***	-1,18	7,57***	-0,04	0,03*	-	-	143,56

Fonte: Elaboração Própria

(*) Estatisticamente não significativo

(**) Estatisticamente significativo com 5%

(***) Estatisticamente significativo com 1%

Como se pode observar na Tabela 8, o modelo número VI foi o que deu origem à função matemática correspondente ao modelo proposto, da qual fazem parte as variáveis X23 (reprovação), X30 (já negociou débitos) e X57 (possui cartão de crédito). Comparando-se os resultados dos testes de avaliação do ajuste do modelo entre as propostas obtidas, verifica-se que o modelo VI apresentou *log da verossimilhança* (-2LL) no valor de 143,52 e todas as variáveis independentes com os coeficientes do modelo apresentando significância a um nível de 0,01 e 0,05 a partir do teste Wald.

4 RESULTADOS

4.1 CAPACIDADE DE PREVISÃO DO MODELO

Em modelos de regressão logística, a variável dependente é dicotômica ou binária, isto é, pode assumir valor zero ou um. Neste estudo, foi atribuído valor zero para indicar a probabilidade de o aluno se tornar adimplente e valor um para a probabilidade de o aluno se tornar inadimplente.

O ponto de corte utilizado no modelo foi de 0,25. Segundo Araújo e Carmona (2008, p.9), “o ponto de corte 0,5 é o valor padronizado para a técnica de regressão logística”. Entretanto, esta determinação (0,25) foi proposta em razão de sua eficiência em produzir melhores resultados discriminatórios, ou seja, o ponto de corte foi sugerido em virtude de ser aquele que minimizava os erros de classificação. Portanto, os alunos com resultados superiores a 0,25 são classificados como inadimplentes e os alunos com resultados inferiores a 0,25 são classificados como adimplentes.

A capacidade de previsão do modelo foi analisada pela construção de uma matriz de classificação, que mostra os alunos distribuídos corretamente como adimplentes e inadimplentes. Esta matriz encontra-se na Tabela 9 a seguir.

TABELA 9 - Matriz de Classificação do Modelo de Risco de Crédito

Observado	Estimado		Total	Classificações Corretas
	Adimplentes	Inadimplentes		
Adimplentes	144	30	174	82,8%
Inadimplentes	7	25	32	78,1%
Total	151	55	206	82,0%

Fonte: Adaptado de Brito e Assaf Neto, 2005, p.11.

Conforme demonstrado pela matriz de classificação na tabela 9, o nível de acerto do modelo desenvolvido foi de 82%, tendo sido classificados corretamente 169 dos 206 alunos que participaram da amostra. Do grupo dos adimplentes, foram classificados corretamente 144 alunos de um total de 174 e do grupo dos

inadimplentes foram classificados corretamente 25 alunos de um total de 32, lembrando que a amostra de trabalho tinha uma representatividade de 85% e 15% de adimplentes e inadimplentes, respectivamente, de acordo com a realidade encontrada na instituição objeto de estudo.

4.2 VALIDAÇÃO DO MODELO

Para a validação do modelo de regressão logística estipulado neste estudo, foram criadas duas amostras: a primeira chamou-se de amostra de análise, da qual se obteve um resultado de 82% de classificação correta dos alunos, e a segunda foi chamada de amostra de validação.

De acordo com Hair et al. (2005a, p. 266) a validação do modelo de regressão logística é obtida através da criação de amostras de análise e validação.

A amostra de validação foi obtida através da aplicação de um novo questionário aos alunos, contendo apenas as três variáveis necessárias para a estimação do modelo (reprovação, já negociou débitos e possui cartão de crédito).

O processo de seleção dos alunos que fizeram parte da amostra de validação foi realizado da seguinte forma:

- Aplicação do questionário em diversas turmas de forma aleatória. Nesta etapa foram obtidos 119 respondentes;
- Identificação dos alunos adimplentes (97 alunos) e inadimplentes (22 alunos) dentre os 119 respondentes;
- Verificação da condição de inadimplência estabelecida neste estudo (atrasos iguais ou superiores a 45 dias) para os 22 alunos inadimplentes da amostra de validação. Restaram desta análise apenas 13 alunos nesta situação;
- Divisão dos grupos de estudo de validação (adimplentes e inadimplentes), na mesma proporção obtida na amostra de análise, ou seja, 85% e 15%, ficando representados por, respectivamente, 74 e 13 alunos.

Assim, a amostra de validação foi representada por outros 87 alunos da própria instituição, diferentes dos alunos que faziam parte da amostra de análise,

dos quais 74 alunos possuíam a condição de adimplência e 13 alunos mostravam a condição de inadimplência. A definição dos grupos foi estipulada conforme a amostra de análise, ou seja, manteve-se a relação estabelecida: 85% de adimplentes e 15% de inadimplentes.

Corroborando, Hair *et al.* (2005a, p. 220) comenta:

Se os grupos categóricos para a análise são igualmente representados na amostra total, um número igual de indivíduos é selecionado. Se os grupos categóricos são diferentes, os tamanhos dos grupos selecionados para a amostra de teste devem ser proporcionais em relação à distribuição da amostra total.

A Tabela 10 apresenta os resultados obtidos a partir da amostra de validação.

TABELA 10 - Matriz de Classificação - Validação do Modelo

Observado	Estimado		Total	Classificações Corretas
	Adimplentes	Inadimplentes		
Adimplentes	54	20	74	73,0%
Inadimplentes	10	3	13	23,1%
Total	64	23	87	65,5%

Fonte: Adaptado de Brito e Assaf Neto, 2005 p.11.

Através da Tabela 10 verifica-se que o percentual de acerto acumulado foi de 65,5%, onde foram classificados corretamente 57 alunos da amostra de validação. Entre os alunos adimplentes foram corretamente classificados 54 alunos, correspondendo a 73% da amostra total, enquanto que do grupo dos alunos inadimplentes, foram corretamente classificados 3 alunos, correspondendo a 23,1% da amostra total.

5 CONCLUSÃO

O objetivo deste estudo foi construir um modelo econométrico para estimar a probabilidade do risco de inadimplência em uma Instituição Privada de Ensino Superior. Para a realização deste objetivo escolheu-se, como local de realização da pesquisa, a Universidade Católica de Pelotas, situada em Pelotas/RS. Obteve-se uma amostra de 206 alunos, sendo 174 alunos adimplentes e 32 alunos inadimplentes, numa proporção de 85% e 15%, respectivamente. A técnica estatística aplicada na estimação do modelo foi a Regressão Logística.

Os resultados obtidos através da pesquisa indicaram que o modelo previu com eficácia 82% da amostra total de análise, o que pode ser considerado um resultado satisfatório em termos de poder de estimação da probabilidade de risco de inadimplência. Estabelecendo-se uma leitura mais simplista, é possível dizer que, se o modelo estimou corretamente 82% dos casos, a diferença, ou seja, 18% dos casos corresponderiam à probabilidade do risco de inadimplência da instituição, o que, conforme descrito acima, é o objetivo geral deste estudo.

Além da hipótese de estimação do número de acertos previsto pelo modelo, numa análise baseada a partir de modelos *logit*, o sinal estabelecido pelos coeficientes de regressão tem papel fundamental na interpretação dos resultados. Com relação a esta pesquisa, duas variáveis apresentaram sinais positivos e uma variável mostrou sinal negativo. As variáveis que fizeram parte do modelo e revelaram sinal positivo para os seus coeficientes foram “Reprovação” e “Já negociou débitos” e a variável com sinal negativo foi “Possui cartão de crédito”.

Em termos práticos, a leitura do modelo para um aluno que apresentasse as três condições acima descritas seria a seguinte: o aluno que reprovou durante seu período letivo na Universidade, negociou débitos e não possui cartão de crédito, tende a se tornar um provável inadimplente. Nota-se que a condição para o sinal negativo do coeficiente da variável “Possui cartão de crédito” indica a ausência da posse do cartão de crédito.

Em suma, ao analisar as relações estabelecidas destas variáveis com as hipóteses de risco de crédito, os sinais dos coeficientes conferem, ou seja, um aluno que passa por reprovações possui um custo maior para finalizar seus estudos tendendo a dificuldades de pagamento o que pode contribuir para a ocorrência de

um perfil de devedor, da mesma forma que, a existência de débitos já negociados. Incluso a isto, a ausência de cartão de crédito, teoricamente, indica instabilidade na renda e um baixo poder aquisitivo.

Corroborando com isto, Gujarati (2006, p.488), comenta:

É preciso observar que, em modelos com regressando binário, a qualidade do ajuste é de importância secundária. O que importa são os sinais esperados dos coeficientes de regressão e sua significância estatística e/ou prática.

Por fim, embora este estudo não seja considerado um estudo definitivo em termos de probabilidade de estimação do risco de inadimplência em Instituições Privadas de Ensino Superior, seus resultados e considerações estavam de acordo com a realidade encontrada, o que justifica a sua aplicabilidade. Porém, recomenda-se que a utilização do modelo estatístico não seja realizada de forma isolada para medir a probabilidade de risco de inadimplência. Análises a respeito do comportamento do aluno (passado e presente) devem complementar a técnica estatística. Um exemplo disto é um aluno ter incorrido em débitos no passado com a instituição devido a desemprego ou doença, o que pode não ser mais a realidade atual dele. Se aplicarmos o modelo de regressão para este aluno, é provável que ele seja classificado como um possível inadimplente.

Resumindo, o modelo recomendado nesta pesquisa não deve ser considerado como um único fator determinante para a concessão do crédito ao aluno da instituição.

Como sugestão para futuras pesquisas: a aplicação do modelo de estimação em outras Instituições Privadas de Ensino Superior da mesma região ou diferente desta, comparando se os resultados obtidos tendem a similaridade ou a disparidade; e, obtenção de amostras de análise subdivididas por curso ou por turno (manhã, tarde ou noite), examinando a hipótese da existência de classes sociais diferentes para cada curso e avaliando seu reflexo na análise do risco de inadimplência.

REFERÊNCIAS

ALTMAN, Edward I.; SAUNDERS, Anthony. Credit risk measurement: developments over the last 20 years. **Journal of Banking & Finance**, v. 21, n. 11-12, p. 1721-1742, Dec. 1997.

ARAUJO, Elaine A.; CARMONA, Charles U. de M. **Gestão da Inadimplência de uma Instituição de Microcrédito com o uso de Modelo *Credit Scoring***. In: SBFIN, 2008.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Boletim do Banco Central – Relatório Anual 2006. Brasília. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br>>. Acesso em 20 nov. 2006.

BRASIL. **Lei nº 9.870/99** CARDOSO, Fernando H.; DIAS, José C.; MALAN, Pedro; SOUZA, Paulo R..

BRITO, Giovani A. S.; ASSAF NETO, Alexandre. **Modelo de Classificação de Risco de Crédito de Grandes Empresas**. In: SBFIN, 2005.

CAMARGOS, Marcos A.; CAMARGOS, Mirela C. S.; SILVA, Flávio W.; SANTOS, Fabiana S. dos; RODRIGUES, Paulo J.. **Fatores Condicionantes de Inadimplência em Processos de Concessão de Crédito a Micro e Pequenas Empresas do Estado de Minas Gerais**. In: SBFIN, 2008.

CAOQUETTE, John B.; ALTMAN, Edward I.; NARAYANAN, Paul. **Gestão de Risco de Crédito: O próximo grande desafio financeiro**. Rio de Janeiro: Qualitmark, 1999.

CORRAR, Luiz J.; PAULO, Edílson; DIAS FILHO, José M. **Análise Multivariada para os Cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia**. São Paulo: Atlas, 2007.

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

FAMÁ, Rubens; CARDOSO, Ricardo L.; MENDONÇA, Octávio. **Riscos Financeiros e Não Financeiros: Uma proposta de modelo para finanças**. Cadernos da FACECA, Campinas, v. 11, n. 1, p. 33-50, Jan./Jun., 2002.

GIL, Antônio C.. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. 3.ed. São Paulo: Atlas, 1991.

GIL, Antônio C.. **Métodos e Técnicas de Pesquisa Social**. 5.ed. São Paulo: Atlas, 1999.

GUJARATI, Damodar N.. **Econometria Básica**. 4.ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.

HAIR, Jr., Joseph F.; BABIN, Barry; MONEY, Arthur H.; SAMOUEL, Phillip. **Fundamentos de Métodos de Pesquisa em Administração**. Porto Alegre: Bookman, 2005.

HAIR, Jr., Joseph F.; TATHAM, Ronald L.; ANDERSON, Rolph E.; BLACK, William. **Análise Multivariada de Dados**. 5.ed. Porto Alegre: Bookman, 2005a.

HAYKIN, Simon. **Redes Neurais: princípios e práticas**. São Paulo: Bookman, 2001.

HOSMER, David W.; TABER Scott; LEMESHOW, Stanley. The Importance of Assessing the Fit of Logistic Regression Models: A Case Study. **American Journal of Public Health**, v. 81, n. 12, p. 1630, Dec. 1991.

KIMURA, Herbert; PERERA, Luiz Carlos J.; DONZELLI, Carlos R.; FILHO, Antônio C. da S.; LIMA, Fabiano G.. **Aplicação de Redes Neurais na Análise e na Concessão de Crédito ao Consumidor**. In: ENANPAD, 2005.

LOBO, Maria Beatriz de C. M.. **Estratégias para Diminuir a Inadimplência**. Terceiro Grau – Informativo Lobo & Associados. São Paulo, Setembro/2002. Disponível em:<<http://www.loboeassociados.com.br>>. Acesso em 17 out. 2007.

LOCH, João Matias; REIS, Dálcio R. dos. **A Expansão do Ensino Superior: Um comparativo do crescimento no Brasil, no Paraná e na região metropolitana de Curitiba**. In: World Congresso on Engineering and Technology Education, 2004. São Paulo.

MÁRIO, Poueri do Carmo. **Contribuição ao Estudo da Solvência Empresarial: Uma análise de modelos de previsão – Estudo exploratório aplicado em empresas mineiras.** 2002. Dissertação de Mestrado (Departamento de Contabilidade e Atuária – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade). São Paulo: USP, 2002.

MENDES FILHO, Élson F.; CARVALHO, André C. P. de L. F. de; MATIAS, Alberto B.. **Utilização de Redes Neurais Artificiais na Análise de Risco de Crédito a Pessoas Físicas.** In: III Simpósio Brasileiro de Redes Neurais, 1996.

MINUSSI, João A.. **Modelo preditivo de solvência utilizando regressão logística.** 2001. Dissertação de Mestrado (Departamento de Administração – Centro de Ciências Econômicas). PUC-RIO-UNISINOS: São Leopoldo, 2001.

QUEIROZ, Renata S. B. de. **A Importância dos Modelos de *Credit Scoring* na Concessão de Crédito ao Consumidor no Varejo.** In: IX SEMEAD, 2006.

RIBEIRO, Evandro M. S.; NETO, José D. de O.; MERLO, Edgard M.; MELLO, Cristiane R. G. de C.. **Aplicação das Redes Neurais na Concessão de Crédito – Um estudo de caso em uma empresa de consórcio.** In: XIII Congresso Brasileiro de Custos, 2006. Belo Horizonte.

SANDRONI, Paulo. **Dicionário de Economia do Século XXI.** 2.ed. Rio de Janeiro: Record, 2006.

SANTOS, José Odálio dos. **Análise de Crédito – empresas e pessoas físicas.** 2.ed. São Paulo: Atlas, 2006.

SANTOS, José Odálio dos; FAMÁ, Rubens. Avaliação da Aplicabilidade de um Modelo de *Credit Scoring* com Variáveis Sistemáticas e Não-Sistemáticas em Carteiras de Crédito Bancário Rotativo de Pessoas Físicas. **Revista Contabilidade e Finanças - USP**, São Paulo, n. 44, p. 105-117, Maio/Ago. 2007.

SCARPEL, Rodrigo A.; MILIONI, Armando Z.. Utilização conjunta de modelagem econométrica e otimização em decisões de concessão de crédito. **Pesquisa Operacional**, v. 22, n. 1, p. 61-72, Jan./Jun., 2002.

SCHWARTZMAN, Jacques; SCHWARTZMAN, Simon. **O ensino superior privado como setor econômico.** Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social – BNDES, 2002.

SECURATO, José R.. **Crédito – Análise e Avaliação do Risco – pessoas físicas e jurídicas**. São Paulo: Saint Paul Institute of Finance, 2002.

SELAU, Lisiane P. Roldão. **Construção de Modelos de Previsão de Risco de Crédito**. 2008. Dissertação de Mestrado (Programa de Pós-graduação em Engenharia da Produção – Escola de Engenharia) Porto Alegre: UFRGS, 2008.

SENGER, Luciano J.; CALDAS JUNIOR, João. Análise de Risco de Crédito Utilizando Redes Neurais Artificiais. **Revista do CCEI - URCAMP**, Alegrete, v. 5, n. 8, p. 19-26, Ago., 2001.

SIEGEL, Sidney. **Estatística Não Paramétrica para as Ciências do Comportamento**. São Paulo: McGraw–Hill do Brasil, 1975.

SILVA, José Pereira da. **Gestão e Análise de Risco de Crédito**. 4.ed. São Paulo: Atlas, 2006.

SILVA, Wesley V. da; FREITAS, Douglas D. de. **Estimação do Modelo de Risco de Inadimplência dos Discentes Regularmente Matriculados na PUCPR Usando a Técnica de Análise de Discriminante**. In: II Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia – SEGET, 2005.

SISTEMA DE INFORMAÇÕES DO ENSINO SUPERIOR PARTICULAR – SINDATA. SEMESP. São Paulo. Disponível em: <<http://www.sindata.org.br>>. Acesso em 18 jan. 2008.

SPSS 13.0 - **Statistical Package for the Social Sciences**

STIGLITZ, Joseph; GREENWALD, Bruce. **Rumo a Um Novo Paradigma: em Economia Monetária**. São Paulo: Francis, 2004.

STOCK, James H.; WATSON, Mark W. **Econometria**. São Paulo: Addison Wesley, 2004.

THOMAS, Lyn. *A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers*. **International Journal of Forecasting**, v. 16, issue 2, p. 149-172, Apr./Jun., 2000.

VICENTE, Ernesto F. R.. **A Estimativa do Risco na Constituição da PDD**. Dissertação de Mestrado (Departamento de Contabilidade e Atuária – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade) São Paulo: USP, 2001.

WOLYNEC, Elisa. **Mercado de Ensino Superior Privado em Estado de Alerta**. TECHNE. São Paulo, fevereiro/2006. Disponível em: <http://www.techne.com.br/artigos/Mercado_ensino_alerta.pdf>. Acesso em 07 dez. 2007.

APÊNDICE A – Questionário de Coleta de Dados para Análise de Risco de Crédito Pessoa Física

Dados Pessoais do Aluno:

1. Sexo.
 1. ☐ Masculino
 0. ☐ Feminino
2. Faixa etária.
 1. ☐ Abaixo de 20 anos
 2. ☐ De 20 anos até 25 anos
 3. ☐ Acima de 25 anos
3. Qual a sua naturalidade?
 1. ☐ Pelotas
 0. ☐ Outras localidades
4. Reside em casa própria?
 - 1 ☐ Sim
 - 0 ☐ Não
5. Com quem reside?
 1. ☐ Família
 2. ☐ Parentes
 3. ☐ Outros
6. Estado civil?
 1. ☐ Solteiro(a)
 2. ☐ Casado(a) ou morando com companheiro(a)
 3. ☐ Outro
7. Possui filhos ou dependentes?
 1. ☐ Sim
 0. ☐ Não
8. Em caso afirmativo à pergunta anterior, quantos?
 1. ☐ De zero a um
 2. ☐ Mais do que 1 até 3
 3. ☐ Mais do que 3

Informações Acadêmicas e Financeiras do Aluno:

9. Quantas disciplinas você já cursou (responda desconsiderando as disciplinas que está cursando)?
 1. ☐ De 3 a 10
 2. ☐ Mais de 10 até 20
 3. ☐ Mais do que 20

10. Quantas disciplinas faltam cursar (incluir as disciplinas que está cursando atualmente)?

- 1. ☐ De 3 a 10
- 2. ☐ Mais de 10 até 20
- 3. ☐ Mais do que 20

11. Possui alguma reprovação?

- 1. ☐ Sim
- 0. ☐ Não

12. Em caso afirmativo à pergunta anterior, em quantas disciplinas?

- 1. ☐ Até duas
- 2. ☐ Mais do que duas

13. Possui alguma mensalidade em atraso?

- 1. ☐ Sim
- 0. ☐ Não

14. Em caso afirmativo à pergunta anterior, qual o valor do débito em atraso?

- 1. ☐ Até R\$ 1.000,00
- 2. ☐ Acima de R\$ 1.000,00 até R\$ 5.000,00
- 3. ☐ Acima de R\$ 5.000,00

15. Você já negociou débitos com a central de negociações da universidade?

- 1. ☐ Sim
- 0. ☐ Não

16. Em caso afirmativo à pergunta anterior, quantas vezes negociou débitos?

- 1. ☐ Até duas vezes
- 2. ☐ Mais do que duas vezes

Informações Profissionais do Aluno:

17. Possui alguma atividade remunerada (estágio, bolsa de estudos, atividade com vínculo empregatício, etc.)?

- 1. ☐ Sim
- 2. ☐ Não

18. Qual o valor que recebe por essa atividade?

- 1. ☐ Até R\$ 415,00
- 2. ☐ Acima de R\$ 415,00 até R\$ 4.150,00
- 3. ☐ Acima de R\$ 4.150,00

Dados Referentes ao Grupo Familiar:

19. Qual o nível de escolaridade do seu pai?

- 1. ☐ Sem escolaridade
- 2. ☐ Ensino Fundamental ou Médio (completo ou incompleto)
- 3. ☐ Ensino Superior ou Pós-Graduação (completo ou incompleto)

20. Qual o nível de escolaridade da sua mãe?

- 1. () Sem escolaridade
- 2. () Ensino Fundamental ou Médio (completo ou incompleto)
- 3. () Ensino Superior ou Pós-Graduação (completo e incompleto)

21. Existem pessoas que moram com você e que dependam da renda da família?

- 1. () Sim
- 0. () Não

22. Em caso afirmativo a pergunta anterior, quantas pessoas dependem dessa renda?

- 1. () Até duas
- 2. () Mais do que duas

23. Qual a renda da família (soma dos salários de todas as pessoas que possuam atividade remunerada)?

- 1. () Até R\$ 415,00
- 2. () Acima de R\$ 415,00 até R\$ 4.150,00
- 3. () Acima de R\$ 4.150,00

24. Têm familiares cursando o ensino superior?

- 1. () Sim
- 0. () Não

25. Em caso afirmativo a pergunta anterior, quantos estudam em instituição privada?

- 1. () Até dois
- 2. () Mais do que dois

Dados sobre as Responsabilidades Financeiras do Aluno:

26. Possui algum tipo de financiamento, como por exemplo: imóvel, veículo ou empréstimo bancário?

- 1. () Sim
- 0. () Não

27. Se sua resposta à pergunta 26 foi positiva, qual o valor desse comprometimento financeiro? (considere a soma deles)

- 1. () Com prestação no valor até R\$ 415,00
- 2. () Com prestação no valor acima de R\$ 415,00 até R\$ 4.150,00
- 3. () Com prestação acima de R\$ 4.150,00

28. Possui conta bancária?

- 1. () Sim
- 0. () Não

29. Possui cartão de crédito?

- 1. () Sim
- 0. () Não

30. Possui seguro de vida?

1. () Sim

0. () Não

Dados sobre a IES do Aluno:

31. Qual nota você daria para o nível de qualidade de ensino de sua instituição, considerando 1 a menor nota e 5 a maior nota?

1. () Nota 1

2. () Nota 2

3. () Nota 3

4. () Nota 4

5. () Nota 5

UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CONTÁBEIS
NÍVEL MESTRADO

AUTORIZAÇÃO

Eu **Cristiane Freitas Ribeiro** CPF **754.973.280-91** autorizo o Programa de Mestrado em Ciências Contábeis da UNISINOS, a disponibilizar a Dissertação de Mestrado de minha autoria sob o título **Proposta de construção de um modelo econométrico para estimar a probabilidade de risco de inadimplência: Uma verificação empírica na Universidade Católica de Pelotas**, orientada pelo Professor Doutor **João Zani**, para:

Consulta (X) Sim () Não

Empréstimo (X) Sim () Não

Reprodução:

 Parcial (X) Sim () Não

 Total (X) Sim () Não

Divulgar e disponibilizar na Internet gratuitamente, sem ressarcimento dos direitos autorais, o texto integral da minha Dissertação citada acima, no site do Programa, para fins de leitura e/ou impressão pela Internet.

Parcial (X) Sim () Não

Total (X) Sim () Não

Em caso afirmativo, especifique:

Sumário: (X) Sim () Não

Resumo: (X) Sim () Não

Capítulos: (X) Sim () Não

Quais? Todos.

Bibliografia: (X) Sim () Não

Anexos: (X) Sim () Não

São Leopoldo, ____/____/____

Assinatura do(a) Autor(a)

Visto do Orientador

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](#)