

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DA PRODUÇÃO**

**PROPOSTA DE UM MODELO PROBABILÍSTICO DE RISCO DE
INADIMPLÊNCIA EM UMA COOPERATIVA DE CRÉDITO, COM A
APLICAÇÃO DA TÉCNICA DE REGRESSÃO LOGÍSTICA**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Fabiane Tubino Garcia

**Santa Maria, RS, Brasil
2011**

**PROPOSTA DE UM MODELO PROBABILÍSTICO DE RISCO DE
INADIMPLÊNCIA EM UMA COOPERATIVA DE CRÉDITO, COM A
APLICAÇÃO DA TÉCNICA DE REGRESSÃO LOGÍSTICA**

Fabiane Tubino Garcia

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado em Engenharia da Produção, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Engenharia da Produção**

Orientador: Prof. Dr. Luis Felipe Dias Lopes
Coorientador: Prof. Dr. Castelar Braz Garcia

Santa Maria, RS, Brasil
2011

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DA PRODUÇÃO**

A Comissão Examinadora, abaixo assinada,
aprova a Dissertação de Mestrado

**PROPOSTA DE UM MODELO PROBABILÍSTICO DE RISCO DE
INADIMPLÊNCIA EM UMA COOPERATIVA DE CRÉDITO, COM A
APLICAÇÃO DA TÉCNICA DE REGRESSÃO LOGÍSTICA**

elaborada por
Fabiane Tubino Garcia

como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Engenharia da Produção

Comissão Examinadora

Luis Felipe Dias Lopes, Dr.
(Presidente/Orientador)

Vânia Medianeira Flores Costa, Dra. (UFSM)

Maria Emília Camargo, Dra. (UCS)

Santa Maria, 26 de agosto de 2011.

AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Santa Maria, pela oportunidade de realizar o curso de Pós-Graduação.

Ao amigo e Prof. Dr. Luis Felipe Dias Lopes, pela orientação, conhecimento, amizade e apoio a esse trabalho.

Ao meu coorientador, amigo, pai, Prof. Dr. Castelar Braz Garcia pela ajuda, ensinamentos, carinho, paciência e por passar longas horas me auxiliando para o crescimento desta pesquisa.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia da Produção, pelos conhecimentos transmitidos e profissionalismo.

Aos funcionários da secretaria do Programa de Pós-Graduação em Engenharia da Produção, pelo atendimento e atenção dispensada.

À CAPES - Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior, pelo auxílio financeiro obtido no decorrer do curso.

À Unicred Pelotas, pela disponibilidade, obtenção dos dados e atenção a esse trabalho.

Aos membros da banca examinadora, pelas suas sugestões e colaboração para o aprimoramento deste estudo.

Aos meus colegas do curso, pelas horas de estudo e trabalhos que passamos juntos, pelos momentos de descontração e troca de conhecimentos.

A minha família, em especial meus pais Castelar e Sônia e meu irmão Leandro, pelo apoio, confiança e carinho em todas as horas. Obrigada pela compreensão, incentivo, pelo amor dedicado e pela força que sempre me deram, fazendo com que eu alcançasse meus objetivos!

Aos meus amigos e a todos que de alguma maneira colaboraram e torceram para a realização deste trabalho.

RESUMO

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Engenharia da Produção
Universidade Federal de Santa Maria

PROPOSTA DE UM MODELO PROBABILÍSTICO DE RISCO DE INADIMPLÊNCIA EM UMA COOPERATIVA DE CRÉDITO, COM A APLICAÇÃO DA TÉCNICA DE REGRESSÃO LOGÍSTICA

AUTORA: FABIANE TUBINO GARCIA

ORIENTADOR: DR. LUIS FELIPE DIAS LOPES

COORIENTADOR: DR. CASTELAR BRAZ GARCIA

Data e Local de Defesa: Santa Maria, 26 de agosto de 2011.

O panorama atual é de ampliação das operações de crédito destinadas às pessoas físicas. Este crescimento justifica-se pela contratação de financiamentos e empréstimos com maiores prazos de pagamentos, aumento da renda e de emprego. Sendo assim, da mesma forma como se expande a procura pelo crédito nas instituições financeiras, ocorre o aumento dos índices de inadimplência destas operações. Com isso, surge a necessidade de um eficaz gerenciamento e controle do risco, fazendo com que estas instituições busquem aperfeiçoar as técnicas quantitativas utilizadas em seu processo de análise de concessão de crédito e administração do risco. Assim, o objetivo desta investigação foi propor um modelo de risco de inadimplência para estimar se um cooperado pessoa física será inadimplente ou não em uma operação de crédito junto a uma Cooperativa de Crédito Mútuo, situada em Pelotas/RS. Também, identificou-se o perfil do cooperado, a partir das informações cadastrais que os mesmos informam à instituição, buscando, por meio dessas, verificar quais as variáveis capazes de explicar o modelo de risco sugerido. Desenvolveu-se um estudo de caso, tendo como base o período de dezembro de 2010 e, utilizou-se para análise dos dados a técnica estatística multivariada de regressão logística múltipla. Obteve-se uma amostra de 400 cooperados e foram testadas 29 covariáveis do respectivo banco de dados do Sistema de Automação Unicred (SAU). Neste estudo, a variável dependente corresponde à situação ou não da inadimplência dos cooperados nas operações de crédito. Os resultados obtidos no modelo ajustado indicam que somente duas variáveis preditoras foram estatisticamente significativas ($p < 0,05$) para estimar a probabilidade da inadimplência, que são: profissão dentista (OR = 7,147) e se possui a renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais (OR = 4,339).

Palavras-chave: Cooperativas de Crédito Mútuo. Risco de Crédito. Inadimplência. Regressão Logística.

ABSTRACT

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Engenharia da Produção
Universidade Federal de Santa Maria, RS, Brasil

PROPOSAL OF A PROBABILIST MODEL OF RISK OF INSOLVENCY IN A CREDIT COOPERATIVE, WITH THE APPLICATION OF THE TECHNIQUE OF LOGISTIC REGRESSION.

AUTHOR: FABIANE TUBINO GARCIA

ADVISER: Dr. LUIS FELIPE DIAS LOPES

COADVISER: Dr. CASTELAR BRAZ GARCIA

Date and Place of Defense: Santa Maria, August 26, 2011.

The current view is of magnifying of operations of credit destined to physical persons. This growing justifies by the contract of financings and loans with larger terms of paying, increasing of income and job. Being thus, in the same way as if it expands the search for credit in the financial institutions, it occurs the increasing of the index of insolvency of these operations. With this, it appears the necessity of an efficient management and control of risk making that these institutions try to perfect the quantitative techniques used in its process of analyze of concession of credit and administration of risk. Thus, the objective of this research was to propose a model of risk of credit for to esteem the probability of insolvency in the segment of physical persons in a Credit Cooperative, located in Pelotas/RS. It was identified too the profile of the cooperated from information registered in cadastre that themselves relate to the institution, trying by means of them to verify what are the variables able to explain the suggested model of risk. It was developed a study of case, based on the period of December, 2010 and it was used for analyzing data the multivariate statistic technique of multiple logistic regression. It was obtained a sample of 400 cooperated and it was tested 29 co-varied of the respective bank of data of the Unicred Automation System (UAS). In this study, the variable dependent corresponds to the situation or no of the insolvency of the cooperated in the operations of credit. The results gotten from the adjusted model indicate that only two predatory variables were statistically significant ($p < 0,05$) for esteeming the probability of the insolvency, that are: profession dentist ($OR = 7,147$) and if it has the monthly income over 10 thousand until 20 thousand Reals ($OR = 4,339$).

Key-words: Cooperatives of Credit; Risk of Credit; Insolvency; Logistic Regression.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 –	Representação do crédito.....	21
Figura 2 –	Quatro grandes grupos de risco.....	24
Figura 3 –	Escala classificatória de risco do Banco Central do Brasil.....	28
Figura 4 –	Ciclo de vida do crédito.....	30
Figura 5 –	Mensuração do risco de crédito.....	32
Figura 6 –	Crédito para atividades econômicas – Sistema Financeiro	35
Figura 7 –	C's do crédito	43
Figura 8 –	Processo de concessão de crédito através do uso de modelos de <i>credit scoring</i>	51
Figura 9 –	Distribuição dos escores de crédito de contas boas e ruins em um modelo de <i>credit scoring</i>	53
Figura 10 –	Representação univariada de escores Z discriminantes	58
Figura 11 –	Forma da relação logística entre variáveis dependente e independente	62
Figura 12 –	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.....	72

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 -	Linhas de crédito destinadas às pessoas físicas.....	38
Quadro 2 -	Modelos de risco de crédito na abordagem tradicional.....	40
Quadro 3 -	Vantagens e desvantagens de sistemas <i>credit scoring</i>	54
Quadro 4 -	Objetivos e técnica/procedimentos utilizados no desenvolvimento do modelo	81
Quadro 5 -	Variável dependente utilizada no modelo de regressão logística.....	82
Quadro 6 -	Variáveis independentes utilizadas no modelo de regressão logística....	82

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Classificação de risco de crédito pela Resolução n. 2.682/99.....	27
Tabela 2 –	Evolução do crédito.....	34
Tabela 3 –	Crédito referencial.....	34
Tabela 4 –	Evolução das carteiras de crédito referencial.....	36
Tabela 5 –	Informações pessoais dos cooperados da Unicred Pelotas, dezembro/2010 (n = 400)	87
Tabela 6 –	Informações sobre a formação educacional e profissional dos cooperados da Unicred Pelotas, dezembro/2010 (n = 400)	88
Tabela 7 –	Informações econômico-financeiras e patrimoniais dos cooperados da Unicred Pelotas, dezembro/2010 (n = 400)	88
Tabela 8 –	Informações cooperativistas dos cooperados da Unicred Pelotas, dezembro/2010 (n = 400).....	89
Tabela 9 –	Resultado da análise de regressão logística univariada	91
Tabela 10 –	Resultados do coeficiente de correlação de Spearman para a multicolineariedade	93
Tabela 11 –	Modelos estimados de regressão logística.....	95
Tabela 12 –	Resultados dos testes de avaliação do ajuste do modelo.....	96
Tabela 13 –	Tabela de classificação – previsão do modelo	98
Tabela 14 –	Tabela de classificação – validação do modelo	99

LISTA DE ANEXOS

ANEXO A – Ficha cadastral Unicred/ Pelotas.....	110
--	------------

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

a.a. – ao ano

AAS – Amostragem Aleatória Simples

BACEN – Banco Central do Brasil

CDC – Crédito Direto ao Consumidor

CPF – Cadastro Pessoa Física

CREA – Conselho Regional de Engenharia e Arquitetura

FUNDAP – Fundação do Desenvolvimento Administrativo

G.L. – graus de liberdade

I.C. – Intervalo de Confiança

OR – *odds ratio* ou razão de chance

P.F. – Pessoa Física

P.J. – Pessoa Jurídica

p.p. – Pontos percentuais

PIB – Produto Interno Bruto

RG – Registro Geral Pessoa Física

RS – Rio Grande do Sul

SERASA – Centralizadora dos Serviços dos Bancos S/A

SFN – Sistema Financeiro Nacional

SPC – Serviço de Proteção ao Crédito

V.L. – *Likelihood Value* (valor da verossimilhança)

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
1.1 Contextualização	13
1.2 Tema e justificativa da pesquisa	15
1.3 Problema de pesquisa	16
1.4 Objetivos da pesquisa	17
1.4.1 Objetivo geral.....	17
1.4.2 Objetivos específicos.....	17
1.5 Delimitação da pesquisa	17
1.6 Estrutura do trabalho	19
2 RISCO DE CRÉDITO	20
2.1 Crédito: origem e conceitos	20
2.2 Risco: definições e classificação	22
2.3 Risco de crédito	24
2.4 Análise, mensuração e avaliação do risco de crédito	28
2.4.1 Evolução do crédito.....	33
2.4.2 Crédito para pessoas físicas.....	35
2.4.3 Técnica subjetiva x técnica objetiva.....	39
2.4.4 Os cinco C's do crédito.....	43
2.4.4.1 Caráter.....	45
2.4.4.2 Capacidade.....	46
2.4.4.3 Capital.....	46
2.4.4.4 Colateral.....	47
2.4.4.5 Condições.....	48
2.5 Síntese do capítulo	49
3 MODELOS QUANTITATIVOS DE PREVISÃO DO RISCO CRÉDITO	50
3.1 Credit scoring	51
3.1.1 Análise discriminante.....	54
3.1.2 Regressão logística.....	59
3.1.2.1 Método da máxima verossimilhança.....	66
3.1.2.2 O teste Wald.....	68
3.1.2.3 O teste Hosmer e Lemeshow.....	69
3.1.2.4 Pseudo R ²	69
3.1.3 Redes neurais.....	71
3.2 Behavioural scoring	74
3.3 Síntese do capítulo	76
4 METODOLOGIA	77
4.1 Delineamento	77
4.2 Definição do universo	78
4.3 Dimensionamento da amostra	78
4.4 Instrumento de obtenção dos dados	80
4.5 Técnicas para análise dos dados	80
4.6 Variável dependente	81
4.7 Variáveis independentes ou covariáveis	82
4.8 O estudo de caso: a cooperativa de crédito mútuo Unicred Pelotas	83
4.9 Síntese do capítulo	86
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES	87
5.1. Análise descritiva	87

5.2. Análise de regressão logística univariada	90
5.3 Análise da multicolineariedade	92
5.4 Análise de regressão logística múltipla	93
5.4.1 Avaliação do ajuste do modelo	94
5.4.2 Modelo de estimação da função risco de inadimplência	97
5.4.3 Capacidade de previsão do modelo	97
5.4.4 Validação do modelo	98
5.5 Síntese do capítulo	99
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	100
6.1 Sugestões para trabalhos futuros	101
6.2 Síntese do capítulo	102
REFERÊNCIAS	103
ANEXOS	110

1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo, são apresentadas as informações sobre o cenário atual, os objetivos, tema, justificativa e estruturação do trabalho.

1.1 Contextualização

A partir dos anos 90, devido às mudanças no cenário financeiro mundial, as instituições financeiras passaram a se preocupar cada vez mais com a questão de administração do risco de crédito. Dentre estas mudanças, citam-se o aumento da competição entre os bancos, a instabilidade e a desregulamentação das taxas de juros e de câmbio.

No Brasil, após a inserção do Plano Real, em julho de 1994, ocorreu uma expansão das operações de crédito em vários segmentos da economia, principalmente nas solicitações de crédito para pessoas físicas, as quais foram as que mais evoluíram nos últimos tempos.

De acordo com as informações divulgadas pelo Banco Central do Brasil (2011), o saldo das operações de crédito do sistema financeiro nacional alcançou R\$1.804 bilhões em maio do ano de 2011, assinalando crescimentos de 1,6% no mês, 5,8% no ano e 20,4% em doze meses. Com este resultado, a relação crédito/PIB aumentou para 46,9%, ante 46,6% em abril e 44,3% em maio de 2010.

Nesse cenário, o Banco Central (2011) informa que os empréstimos com recursos livres corresponderam a 65,4% do total da carteira de crédito do SFN, atingindo saldo de R\$1.180 bilhões, com expansões de 1,6% no mês de maio/2011, 5,7% no ano e 18,1% em doze meses. Verificou-se incremento de 1,7% nas carteiras de pessoas físicas, saldo de R\$592,8 bilhões, mantendo-se o destaque para o crédito pessoal e os financiamentos para aquisição de veículos. As operações para pessoas jurídicas alcançaram R\$586,7 bilhões, com acréscimo mensal de 1,4%, resultante das elevações respectivas de 1% e de 5,7% nos empréstimos com recursos domésticos e nos financiamentos lastreados em recursos externos.

Entre as modalidades destinadas a pessoas físicas, o crédito pessoal registrou expansão de 2% no mês de maio/2011, totalizando R\$223,4 bilhões, já para as pessoas jurídicas, os empréstimos de capital de giro somaram R\$279,3 bilhões, acréscimo de 1,3% no mês de maio/2011, ante 1,4% no mês anterior (BACEN, 2011). Essa ampliação das operações de crédito destinadas a pessoas físicas justifica-se pela contratação de financiamentos e empréstimos com maiores prazos de pagamentos, aumento da renda e de emprego.

Ao divulgar os dados, o Banco Central destacou o comportamento, até maio/2011, onde os 4,1% de aumento no quadrimestre do estoque total e das operações com pessoas físicas anualizados indicam que o crédito pode fechar o ano de 2011 com crescimento ao redor de 13%. Sendo assim, da mesma forma como se expande a procura pelo crédito nas instituições financeiras, ocorre o aumento dos índices de inadimplência no setor. A inadimplência do crédito referencial, que corresponde à participação relativa das operações com atrasos superiores a noventa dias, alcançou 5,1%, com acréscimo de 0,2 p.p no mês de maio/2011. O resultado mensal refletiu os aumentos respectivos de 0,3 p.p e de 0,2 p.p. nos atrasos relativos ao crédito a pessoas físicas e jurídicas, que alcançaram taxa de 6,4% e 3,9%, respectivamente (BACEN, 2011).

Para Silva (2008), o risco está inserido no processo de concessão de crédito e, assim, a carteira de incobráveis e de sua rentabilidade são decorrentes da política de crédito da organização. A otimização dos resultados é consequência da eficiente política de crédito relacionada a cada tipo de operação e a tomada de decisão envolve, além da experiência do analista financeiro, instrumentos e técnicas que possam ajudá-lo nessa tarefa.

As operações de crédito, como por exemplo, a concessão de empréstimos, financiamentos, cartões de crédito e cheque especial fazem parte da receita principal de uma instituição financeira. Assim sendo, qualquer equívoco na tomada de decisão durante a concessão pode implicar em uma perda significativa, pois a correta análise do risco de crédito é fundamental para a continuidade da mesma (STEINER et al., 1999)

Com isso, surge a necessidade de um eficaz gerenciamento e controle do risco, fazendo com que as instituições financeiras busquem aperfeiçoar as técnicas quantitativas utilizadas em seu processo de análise de concessão de crédito e administração do risco (ARAÚJO; CARMONA, 2007).

Similarmente, a análise de previsão da inadimplência tem sido objeto de estudos, na área financeira, principalmente para as empresas que concedem crédito, bem como as instituições financeiras, pois essas necessitam de ferramentas para classificar os potenciais clientes de acordo com a probabilidade de risco de inadimplência futura (BARTH, 2004).

As formas para se “acreditar” no cliente, ou seja, se ele irá honrar com seus compromissos futuros podem ser destacadas como quantitativas e/ou qualitativa. As formas quantitativas são objetivas e, utiliza-se de modelos estatísticos, enquanto que a forma qualitativa, busca aliar-se à experiência e opinião do analista de crédito, ou seja, é normalmente subjetiva.

As empresas que concedem crédito estão apostando na existência e aplicabilidade de mecanismos que podem auxiliar os analistas financeiros na tomada de decisão sobre a concessão de crédito (SELAU; RIBEIRO, 2009). Esses mecanismos baseiam-se em ferramentas estatísticas, onde destacam-se a análise discriminante e a regressão logística, ambas modelos de análise multivariada de dados, que buscam relacionar um conjunto de variáveis independentes.

Neste trabalho, foi desenvolvido um modelo probabilístico de risco de inadimplência com a utilização da técnica estatística multivariada de Regressão Logística. O objetivo, a partir da construção do modelo, é estimar se um cooperado pessoa física será inadimplente ou não em uma operação de crédito junto a uma cooperativa de crédito mútuo – Unicred Pelotas. Também, identificou-se o perfil do cooperado na modalidade PF a partir das informações cadastrais que os mesmos informam a instituição, buscando, por meio dessas, verificar quais as variáveis capazes de explicar o modelo de risco sugerido, classificando-os em adimplentes ou inadimplentes. O estudo pretende contribuir para que os analistas financeiros, durante o processo de tomada de decisão, possuam informações necessárias para aprovar ou não uma operação de crédito, buscando assim minimizar os erros ocorridos no processo, bem como a situação de inadimplência do setor.

1.2 Tema e justificativa da pesquisa

O tema abordado nesta pesquisa diz respeito ao risco de inadimplência, durante o período de análise e concessão de uma operação de crédito exclusivamente às pessoas físicas da Unicred Pelotas. O risco de crédito ou inadimplência pode ser definido como a possibilidade de não cumprimento das obrigações contratuais relativas às operações financeiras.

Para avaliar este risco e prever a situação de *default*, utilizou-se a análise multivariada. Esta técnica é aplicada na construção de modelos denominados *credit scoring* e fornece uma análise completa sobre o comportamento das variáveis.

Efetuar uma previsão se um determinado cliente honrará ou não com seus compromissos contratuais apresenta-se como uma informação expressiva no momento de avaliação e decisão para a concessão de crédito (VASCONCELOS, 2002).

As avaliações qualitativas que contam somente com a experiência de analistas habilitados tornaram-se mecanismos ultrapassados, dando lugar a modelos matemáticos e

estatísticos, que apresentam maior confiabilidade e credibilidade nos processos de análise do risco de crédito. Isso mostra que com a utilização de modelos de previsão quantitativos, as instituições financeiras têm um diagnóstico preliminar do provável comportamento de um cliente, fazendo com que a mesma opte por negar ou não a concessão do crédito (SANTOS, 2010).

As técnicas quantitativas são bastante aplicadas para auxiliar os gestores na análise de crédito, sendo que o enfoque principal tem sido pela estatística multivariada, que é considerada uma ferramenta poderosa na administração do risco de inadimplência (SILVA, 2008).

Segundo Silva (2008, p. 288), as vantagens de se utilizar uma técnica estatística estão relacionadas à:

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.

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: 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.

Assim sendo, como a Unicred Pelotas é uma instituição financeira que, dentre as suas atividades, encontra-se emprestar recursos aos seus cooperados, busca-se com esse trabalho estudar a possibilidade de aplicação de uma técnica multivariada para verificar e prever a situação de adimplente ou inadimplente dos cooperados pessoas físicas, bem como auxiliar os analistas de crédito no processo de tomada de decisão e garantias futuras.

1.3 Problema de pesquisa

Uma variedade de métodos quantitativos vem sendo utilizada por instituições financeiras contribuindo para a avaliação do risco de crédito durante o processo de decisão (RIBEIRO, 2008). O objetivo em aplicar esses métodos é minimizar as perdas e otimizar o processo de tomada de decisão, por meio informações mais fidedignas, quanto à capacidade do tomador de crédito em cumprir com suas obrigações.

As instituições financeiras vêm apostando numa melhor análise e gerenciamento das operações de crédito, evitando trabalhar com clientes que poderão se tornar inadimplentes e, ao mesmo tempo, buscando diminuir as perdas geradas devido a decisões errôneas de concessão de crédito. Assim sendo, a utilização de ferramentas estatísticas, juntamente com os métodos tradicionais e aliado à experiência do analista financeiro tem sido aplicada para estimar a probabilidade de risco de inadimplência, tanto para as pessoas físicas como as jurídicas (RIBEIRO, 2008).

Dado o exposto, propõe-se com este estudo uma análise de risco de crédito, no âmbito de uma cooperativa de crédito mútuo, utilizando-se, como amostra, os cooperados pessoas físicas caracterizados na condição de adimplentes e inadimplentes, cuja problemática instituída é a seguinte: Quais são as variáveis capazes de estimar a probabilidade do risco de inadimplência, em uma Cooperativa de Crédito Mútuo?

1.4 Objetivos da pesquisa

1.4.1 Objetivo geral

Construir um modelo probabilístico de risco de inadimplência na concessão de crédito a pessoas físicas em uma cooperativa de crédito mútuo, utilizando a técnica multivariada de Regressão Logística Múltipla.

1.4.2 Objetivos específicos

- a) Identificar o perfil dos cooperados PF, utilizando as informações pessoais e financeiras do respectivo banco de dados da cooperativa de crédito;
- b) Ajustar e validar o modelo de Regressão Logística com as variáveis estatisticamente significativas ao risco de inadimplência;

1.5 Delimitação da pesquisa

É importante salientar que o modelo proposto destina-se especificamente à avaliação do risco de inadimplência dos cooperados pessoas físicas da Unicred Pelotas. Assim sendo, os clientes envolvidos na análise são os cooperados da respectiva cooperativa, objeto de estudo.

Cabe destacar que a Unicred Pelotas é uma cooperativa de crédito mútuo, que tem como principal característica a existência de alguma espécie de vínculo entre os sócios, reunindo grupos homogêneos. O quadro social é formado por pessoas físicas e jurídicas da área de saúde e CREA (Conselho Regional de Engenharia e Arquitetura).

Também, ressalta-se que esta investigação trata-se da aplicação de uma técnica de análise multivariada denominada de Regressão Logística, que pretende averiguar se existe a probabilidade de prever o risco de inadimplência de pessoas físicas em operações de crédito de uma cooperativa de crédito mútuo.

A técnica estatística proposta será utilizada para análise de risco de crédito do tipo *credit scoring*, e sua opção se deve ao fato da variável dependente determinada poder assumir um entre dois resultados possíveis, isto é, a situação de adimplência ou inadimplência do cooperado (RIBEIRO, 2008).

Cabe salientar que, além da regressão logística, existem outras técnicas de modelos *credit scoring* que são utilizadas para estimar o risco de crédito, como, análise discriminante e as redes neurais (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009). Para tanto, optou-se por aplicar a técnica de regressão logística, por se tratar de uma técnica robusta que acolhe com mais facilidade variáveis categóricas; é mais adequada à solução de problemas que envolvem estimação de probabilidades; requer um número menor de pressupostos básicos e os resultados da análise podem ser interpretados com relativa facilidade, já que a lógica do modelo se assemelha à regressão linear.

A regressão logística é aplicada quando se deseja encontrar um modelo que relacione uma variável dependente, também chamada de variável resposta, às variáveis explicativas. Com as variáveis significativas será construído um modelo de previsão de risco de inadimplência (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009).

Destaca-se que a regressão logística é apropriada nas situações em que a variável dependente estabelecida é dicotômica, cujo objetivo possibilita mensurar a probabilidade de ocorrência de um evento e identificar as variáveis independentes que influenciam efetivamente para a sua predição (RIBEIRO, 2008).

Este estudo busca empregar os mesmos procedimentos de análise de concessão de risco de crédito (*credit scoring*) utilizados pelas instituições financeiras na mensuração e previsão do risco, e avaliar se um modelo econométrico pode ser utilizado em uma cooperativa de crédito mútuo com a finalidade de reduzir a inadimplência, bem como auxiliar na gestão do crédito e na tomada de decisão dos analistas.

Observa-se que a base deste estudo envolve a cooperativa de crédito mútuo – Unicred, situada no município de Pelotas, portanto, a aplicação deste modelo em outra região, ou outra instituição financeira, poderá proporcionar outros resultados, devido a características econômicas, sociais e culturais distintas.

1.6 Estrutura do trabalho

Esta pesquisa está dividida em 6 capítulos. No primeiro capítulo, é apresentada a introdução do tema, a justificativa do estudo, o problema de pesquisa, os objetivos da investigação e a estruturação em que o trabalho é apresentado.

Na sequência, tem-se o segundo e terceiro capítulos, que tratam do referencial teórico onde é abordada a análise, definição, mensuração, classificação e avaliação do risco de crédito, seguido do embasamento teórico sobre os modelos quantitativos de previsão do risco de crédito.

No quarto capítulo, é apresentada a metodologia da pesquisa, iniciando pelo delineamento, definição do universo a ser investigado, dimensionamento da amostra, identificação da variável dependente e covariáveis, instrumento de obtenção dos dados e técnicas para análise dos dados. Também, apresenta-se a cooperativa onde foi realizado o presente estudo.

No quinto capítulo, apresentam-se os resultados obtidos com a aplicação da técnica de estatística descritiva e da técnica multivariada de regressão logística, bem com a avaliação do ajuste do modelo, a capacidade de previsão e validação do mesmo. Finalizando, o sexto capítulo trata das conclusões obtidas na pesquisa e sugestões para trabalhos futuros.

2 RISCO DE CRÉDITO

Neste capítulo, aborda-se o referencial teórico que deu embasamento ao desenvolvimento desta pesquisa. Os temas abrangem o risco de crédito: origem, definições, classificação, análise, mensuração e avaliação do risco no segmento da pessoa física.

2.1 Crédito: origem e conceitos

O termo crédito tem origem no latim “*creditum*”, que significa confiança ou segurança na verdade de alguma coisa/crença, busca estabelecer uma relação de confiança entre duas (ou mais) partes numa determinada operação (SECURATO, 2007). A palavra crédito pode ter vários significados dependendo do contexto na qual esteja inserida, mas num conceito restrito, crédito consiste na entrega de um valor presente mediante uma promessa de pagamento (SILVA, 2008).

Schrickel (2000) complementa que crédito é todo ato de vontade ou disposição de alguém de ceder, temporariamente, parte do seu patrimônio a um terceiro e com a expectativa de que esta parcela retorne integralmente a sua posse no prazo combinado.

Santos (2010, p. 1) define que em finanças, “crédito é a modalidade de financiamento destinada a realização de transações comerciais entre empresas e seus clientes”. Já para Camargos, et al. (2010, p. 336),

o crédito pode ser definido pela cessão temporária de recursos a terceiros, mediante remuneração (juros) cobrada ao devedor pelo seu uso, que pode ser concedido por vários tipos de empresas e para uma variada gama de finalidades, com destaque para o segmento bancário, que atua como agente intermediador das captações e aplicações de recursos na economia, sendo regulado por normas estabelecidas pelas autoridades monetárias.

Conforme Sandroni (1994), crédito pode ser conceituado como uma transação comercial em que um comprador recebe imediatamente um bem ou serviço adquirido, ou apenas dinheiro, mas só fará o pagamento depois de um tempo determinado. É importante destacar que esta transação inclui duas noções fundamentais: a confiança, expressa na promessa de pagamento, e tempo, que se refere ao período fixado entre aquisição e a liquidação da dívida.

No comércio e na indústria, de um modo geral, o crédito assume o papel de facilitador da venda, ou seja, possibilita ao cliente adquirir um bem para atender suas necessidades, ao

mesmo tempo em que incrementa as vendas do comerciante. Um fabricante de equipamentos hospitalares, por exemplo, pode abrir linhas de crédito para venda de seus produtos e, com isso, possibilitar a vários médicos, clínicas e hospitais a aquisição de seus equipamentos. Se não houvesse a alternativa de crédito, a quantidade de compradores poderia ser muito menor e, assim, o lucro do fabricante também seria reduzido. (SILVA, 2008).

Silva (2008, p. 45) considera que em uma instituição financeira, na concessão de crédito, o banco está comprando uma promessa de pagamento, entregando ao tomador um determinado valor para, no futuro, receber um valor maior. Tal relação entre as partes é representada na Figura 1.

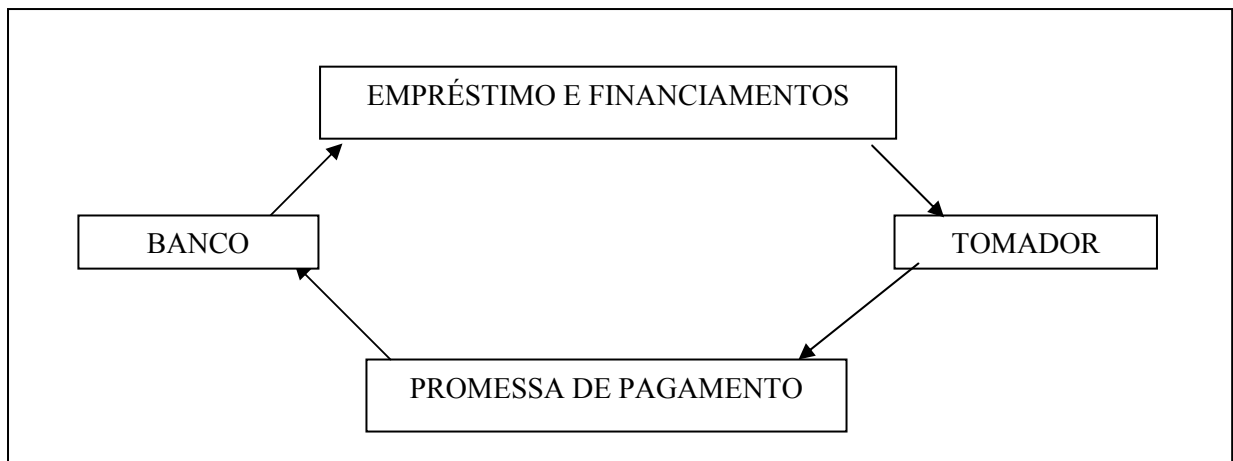


Figura 1 - Representação do crédito

Fonte: Silva (2008, p.45)

Silva (2008, p. 47), complementa que “em um banco, o crédito é o elemento tradicional na relação cliente-banco, ou seja, é o próprio negócio”. Percebe-se que o crédito é caracterizado como um instrumento de intermediação financeira, sendo parte relevante da atividade e da geração de receita do banco.

Os autores Guimarães e Chaves Neto (2002, p. 2) enfatizam que “pode-se entender o crédito à disposição de uma pessoa, física ou jurídica, como a capacidade da mesma em obter dinheiro, produtos ou serviços mediante compromisso de pagamento num determinado período de tempo”.

O crédito cumpre importante papel econômico e social, no qual possibilita às empresas aumentarem suas atividades; estimula o consumo influenciando na demanda; ajuda as pessoas a obterem moradia, bens e alimentação e; facilita a execução de projetos para os quais as empresas não disponham de recursos próprios suficientes. Entretanto, cabe ressaltar que o

crédito pode endividar empresas ou pessoas físicas, levando-as à falência ou à insolvência, bem como ser um forte componente de um processo inflacionário (SILVA, 2008).

Securato (2007) afirma que o crédito é a principal preocupação das instituições financeiras presente na forma de operações características de crédito. Sendo assim, o crédito pode ser representado por uma operação de empréstimo ou financiamento sobre o qual incide uma remuneração denominada juros que deve ser paga pelo tomador ao credor. O juro ou preço do dinheiro é o valor que se presta à compensação dos riscos assumidos pelo credor quando há possível perda ou deterioração da parcela de seu patrimônio cedido. Quando este preço é expresso em forma percentual, tem-se a taxa de juros, também denominada taxa de risco. (SCHRICKEL, 2000).

Dentre as várias definições, Santos (2010, p. 1) comenta que uma linha de raciocínio tem predominado entre os autores, no qual refere a crédito “como a troca de um valor presente por uma promessa de reembolso futuro, não necessariamente certo, em virtude do fator risco”.

2.2 Risco: definições e classificação

Conforme exposto, verifica-se que o crédito surge para atender a múltiplas necessidades econômicas e no atendimento dessas necessidades, a questão do reembolso do crédito deve ser cuidadosamente analisada, baseando-se na compatibilidade das fontes primárias de receita do cliente com o plano de amortização proposto (SANTOS, 2010). O mesmo autor destaca que ao vender um crédito, se está automaticamente comprando um risco com todos os problemas e benefícios que a transação envolve, pois a qualquer momento, acontecimentos imprevistos e adversos, como os decorrentes de recessão econômica, podem afetar o pagamento de empresas e pessoas físicas, reduzindo a probabilidade de recebimento do crédito.

Para alguns estudiosos, a palavra risco deriva do italiano *risicare*, que significa ousar. Neste aspecto, o risco é uma opção, e não um destino. É das ações que se ousa tomar que dependem o grau de liberdade de opção, que a história do risco trata (FAMÁ; CARDOSO; MENDONÇA, 2002). O risco é considerado um dos fatores mais relevantes quando uma pessoa adquire um produto ou serviço sem pagar imediatamente por ele (CAOQUETTE; ALTMAN; NIMMO, 2009). Para Securato (2007, p. 182), “o risco em finanças pode ser definido como a incerteza de resultados futuros ou também como a possibilidade da perda”.

Segundo Famá, Cardoso e Mendonça (2002), a palavra risco também pode ser definida como exposição à mudança. Sendo assim, é a probabilidade de que algum evento futuro ou um conjunto de eventos ocorra. Já Sandroni (1994) conceitua risco como uma situação em que, partindo-se de determinado conjunto de ações, chega-se a resultados conhecidos e a probabilidades de que ocorram. Quando as probabilidades são desconhecidas, fala-se em incerteza.

Para Schrickel (2000), risco significa incerteza, imprevisível, imponderável, no qual, situam-se necessariamente e unicamente, no futuro. Borges e Bergamini (2001, p. 216) completam salientando que “o risco é constituído pela ocorrência de qualquer fato adverso para uma dada situação esperada”.

Silva (2008, p. 56) ressalta que, em finanças, têm sido utilizados conceitos distintos para risco e incerteza, segundo enfoques estatísticos:

Risco: existe quando o tomador de decisões pode basear-se em probabilidades objetivas para estimar diferentes resultados, de modo que sua expectativa se baseia em dados históricos e, portanto, a decisão é tomada a partir de estimativas julgadas aceitáveis pelo tomador de decisões. Incerteza: ocorre quando não se dispõe de dados históricos acerca de um fato, o que poderá exigir que o tomador de decisões faça uma distribuição probabilística subjetiva, isto é, baseado em sua sensibilidade pessoal.

Borges e Bergamini (2001) acrescentam que ambos os termos definem possíveis eventos que possam ocorrer no futuro, mas risco deve ser diferenciado de incerteza, em função de o primeiro referir-se a fatos recorrentes ou repetitivos, o que permite a sua medição baseada em uma distribuição de probabilidades e, em decorrência, a sua estimação com certo grau de precisão. A incerteza, pelo contrário, tem uma incidência aleatória por envolver fatos não recorrentes, o que impede a mensuração da probabilidade de sua ocorrência. Já para Silva (2008), alguns autores utilizam as palavras risco e incerteza indistintamente, como se tivessem significados idênticos.

Duarte Jr. (1996) afirma que o risco está presente em qualquer operação no mercado financeiro, no qual possui um conceito multidimensional e pode ser classificado nas corporações em quatro grandes grupos: risco de mercado; risco operacional; risco de crédito e risco legal (Figura 2).

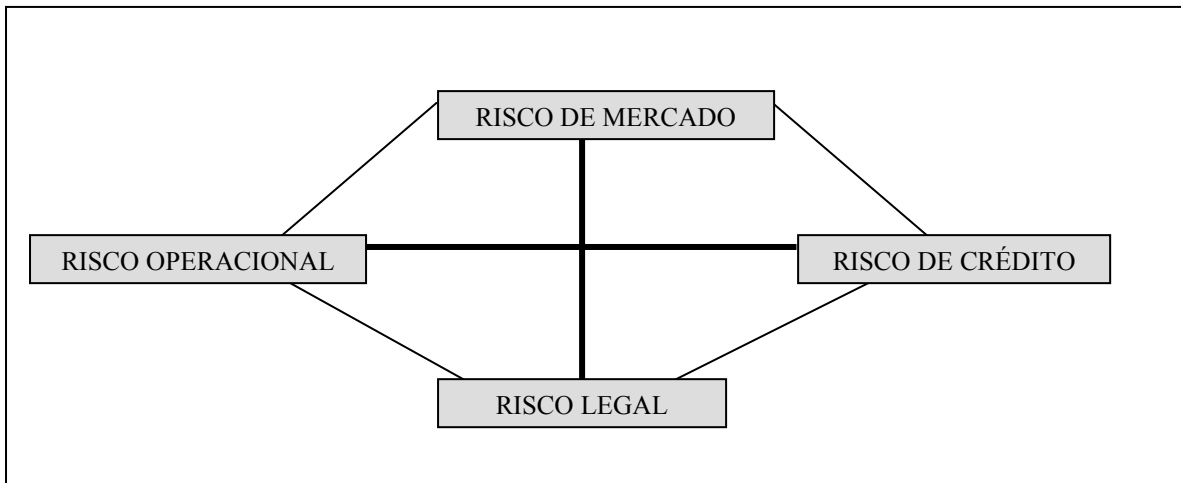


Figura 2 - Quatro grandes grupos de risco
 Fonte: Duarte Jr. (1996)

O risco de mercado está relacionado às mudanças nos preços e nas taxas no mercado financeiro e que possam provocar redução das posições de um banco, ou seja, as variações que possam gerar prejuízo. Risco operacional decorre da possibilidade da ocorrência de perdas resultantes de falha, deficiência ou inadequação de processos internos, pessoas e sistemas, ou de eventos externos (SILVA, 2008). Risco legal relaciona-se a possíveis perdas quando um contrato não pode ser legalmente amparado, nos quais inclui riscos de perdas por documentação insuficiente, insolvência, ilegalidade, falta de representatividade e/ou autoridade por parte de um negociador, etc. (DUARTE JR. et al., 1999). E, risco de crédito está vinculado a possíveis perdas quando um dos contratantes não honra seus compromissos, ou seja, é a incerteza de recebimento de um valor contratado/compromissado (DUARTE JR., 1996).

2.3 Risco de crédito

No contexto de uma instituição financeira, crédito consiste no ato de colocar determinada quantia à disposição de um tomador, mediante compromisso de pagamento em uma data futura. (BRITO; ASSAF NETO, 2005b). Para Caouette, Altman e Nimmo (2009, p. 1), “se crédito é definido como a expectativa de uma quantia em dinheiro, dentro de um espaço de tempo limitado, então o risco de crédito é chance de que esta expectativa não se cumpra”. Os mesmo autores complementam:

o risco de crédito é tão antigo quanto os empréstimos em si, o que significa que remonta a pelo menos 1800 a.C. Essencialmente não houve mudanças desde os tempos do Egito Antigo: agora, como naquela época, há sempre um elemento de incerteza quanto a se um tomador em particular pagará um determinado empréstimo.

Segundo Silva (2008, p. 56), “o risco de crédito é a probabilidade de que o recebimento não ocorra, ou seja, é igual a 1 (um) menos a probabilidade de recebimento”. Já para Borges e Bergamini (2001), o risco de crédito representa a probabilidade de ocorrência de perdas por inadimplência com relação a situações desejáveis, no caso o retorno integral dos créditos por parte da totalidade dos devedores.

Conforme Brito e Assaf Neto (2005b), o risco de crédito também é definido em função das perdas geradas pela ocorrência de um evento de inadimplência do tomador ou pela deterioração da sua qualidade de crédito. Para os autores, há diversas situações que caracterizam um evento de inadimplência, como o atraso no pagamento de um débito, o não cumprimento de uma cláusula contratual restritiva, o início de um procedimento legal (como concordata ou falência) ou, ainda, a inadimplência de natureza econômica, que acontece quando o valor econômico da empresa ou pessoa física se reduz a um nível inferior ao de suas dívidas, indicando insuficiência para liquidar as obrigações contratadas.

Tavares (2005) afirma que o risco de crédito é, sem dúvida, um dos mais importantes em qualquer tipo de instituição financeira, ou seja, da qualidade de sua gestão resulta o sucesso ou o fracasso. Minussi (2001, p. 23) coloca que “o risco de crédito caracteriza os diversos fatores que poderão contribuir para que o credor, ou seja, o banco em que concedeu o crédito, não receba do devedor o pagamento na época acordada”.

Para Chaia (2003, p. 1), “o risco de risco de crédito é como uma perda inesperada decorrente de erro no processo de avaliação da probabilidade de inadimplência do agente contratante do negócio”. Com isso, verifica-se a importância em analisar, mensurar e avaliar o risco de crédito de um cliente em uma operação junto às instituições financeiras. Estas avaliações do risco podem ser mais ou menos detalhadas, de acordo com o tipo de cliente e o montante solicitado. Esse autor ressalta ainda que, o erro na avaliação da inadimplência esperada é classificado em dois tipos:

- a) o risco de crédito específico, que está associada à ocorrência de não pagamento de um determinado cliente, e;

b) risco de crédito sistemático, que representa as alterações ocorridas nos níveis gerais de inadimplência da economia, no qual a sua ocorrência afeta todas as instituições financeiras.

O risco de crédito está diretamente vinculado ao mercado e suas mudanças. A gestão deve acompanhar essas flutuações para que a cultura do crédito e as estratégias de empréstimos possam ser repensadas e até redesenhadas (CAOUILLE; ALTMAN; NIMMO, 2009).

Segundo Brito e Assaf Neto (2005b), o risco de crédito é dividido em três partes: risco de inadimplência (*default*), risco de exposição e risco de recuperação. O risco de inadimplência refere-se à probabilidade de ocorrer um evento de *default* com o tomador; o risco de exposição decorre da incerteza em relação ao valor futuro da operação de crédito; enquanto que o risco de recuperação consiste na incerteza quanto ao valor que pode ser recuperado o caso de um *default* do tomador.

Duarte Jr. (1996) comenta que dentre as principais subáreas do risco de crédito está o risco de inadimplência (*default*), que é definido como o risco de perda pela incapacidade de pagamento do tomador de um empréstimo.

Na mesma linha, Santos (2010, p. 2) complementa:

A determinação do risco de inadimplência constitui-se em uma das principais preocupações dos credores, tendo em vista relacionar-se com a ocorrência das perdas financeiras que poderão prejudicar a liquidez e a captação de recursos nos mercados financeiros e de capitais.

Conforme Cia (2003), a inadimplência é compreendida como um descumprimento por parte do tomador que acarrete alteração do montante (quanto) ou do momento (quando) em que o pagamento é (eventualmente) feito ao credor, em relação ao que estava previsto em contrato. Já para Oréfice (2007), a inadimplência diz respeito ao não cumprimento, no todo ou em parte, de uma operação financeira.

Sandroni (1994) conceitua inadimplência como a falta de cumprimento das cláusulas contratuais em determinado prazo, sendo que a parte inadimplente, além de permanecer em débito, fica sujeita ao pagamento de juros de mora, multa contratual ou outros encargos. Sobre este assunto, Santos (2010) destaca dois fatores que tendem a ser determinantes do risco de inadimplência: a fraca qualidade no processo de análise de crédito (fator interno) e o agravamento da situação macroeconômica que pode resultar na escassez de clientes saudáveis

(fator externo). Com isso, o risco total na concessão de crédito torna-se função direta da associação destes dois fatores.

Na concessão de crédito, usualmente são citados os seguintes fatores internos de natureza administrativa: profissionais desqualificados; controles de riscos inadequados; ausência de modelos estatísticos e concentração de crédito com clientes de alto risco. Já os fatores externos, que estão relacionados diretamente com a liquidez (capacidade de pagamento) de empresas e de pessoas físicas no mercado de crédito, apresentam-se os seguintes: concorrência; carga tributária; caráter dos clientes; inflação; taxa de juros e a paridade cambial (SANTOS, 2010).

Uma classificação de riscos de crédito constitui uma importante ferramenta para obter uma melhor distinção entre as possíveis situações relacionadas à concessão de crédito (SELAU, 2008). No Brasil, a Resolução n. 2.682/99, do Banco Central, conforme Tabela 1, determinou a classificação de riscos de crédito, a qual foi elaborada com base na qualidade dos devedores, tipo, destinação e valor da operação. O intuito desta classificação é funcionar como uma central de risco, contribuindo a tomada de decisão do crédito (SILVA, 2008; SELAU, 2008).

Tabela 1 – Classificação de risco de crédito pela Resolução n. 2.682/99

Dias de Atraso	Classes de Risco	Provisionamento
0	AA	0,0%
Até 14	A	0,5%
De 15 a 30	B	1,0%
De 31 a 60	C	3,0%
De 61 a 90	D	10%
De 91 a 120	E	30%
De 121 a 150	F	50%
De 151 a 180	G	70%
Acima de 180	H	100%

Fonte: Adaptado de Silva (2008, p. 57-58); Selau (2008, p. 26)

A classe AA é a que representa menor risco, para a qual não há provisionamento para crédito de liquidação duvidosa (Figura 3). Por outro lado, existe a classe H, para a qual há um provisionamento de 100%, isto é, o Banco Central está admitindo que operações com essas características devem ser provisionadas em sua totalidade (SILVA, 2008). Também é importante destacar que as operações sejam revisadas mensalmente, com base nos atrasos, e que os dias de atraso impõem automaticamente nova classificação de risco.

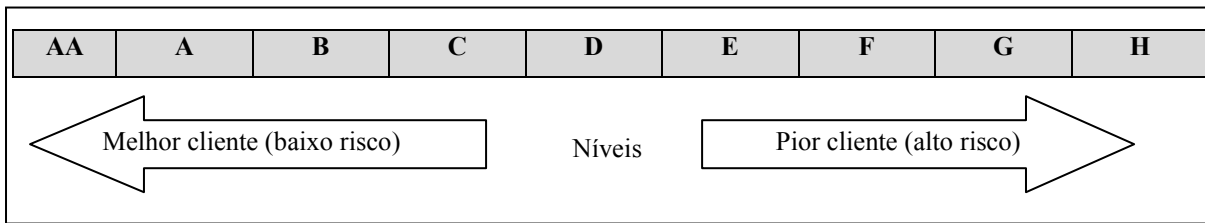


Figura 3 - Escala classificatória de risco do Banco Central do Brasil
 Fonte: Santos (2010, p.58)

Silva (2008, p. 109) avalia que “a identificação e a quantificação de risco deve resultar em provisão suficiente para cobrir a respectiva perda ou valor esperado. O mesmo autor acrescenta que a classificação de risco é uma das várias ferramentas que podem ser utilizadas pelas áreas de análise de crédito auxiliando na tomada de decisão.

2.4 Análise, mensuração e avaliação do risco de crédito

Para um emprestador ou em uma instituição financeira, o objetivo da análise de crédito é identificar os riscos nas operações de empréstimos. Para isso, é necessário evidenciar conclusões quanto à capacidade de pagamento do tomador e fazer recomendações relativas à melhor estruturação e tipo de empréstimo a conceder, à luz das necessidades financeiras do tomador, dos riscos verificados, sob a perspectiva de maximizar os resultados da instituição (SCHRICKEL, 2000).

Segundo Caouette, Altman e Nimmo (2009), essa necessidade aumentou bastante na última década em decorrência dos avanços tecnológicos e da crescente desregulamentação e globalização da economia. Sendo assim, o melhoramento na gestão dos riscos de crédito representa um dos fatores mais preponderantes na administração financeira moderna (SOUZA; CHAIA, 2000).

Braga (2008) denomina de análise de crédito a atribuição de valores a um conjunto de variáveis que possibilita a conclusão de um parecer sobre determinada operação. Portanto, a determinação das variáveis envolvidas na transação torna possível um parecer que possa permitir uma análise do comportamento do tomador, por meio de uma análise histórica projetar o seu comportamento no futuro, tentando, com isso, conceder crédito aos possíveis bons pagadores (adimplentes) e maus pagadores (inadimplentes).

A análise de risco envolve a habilidade de determinar uma regra de decisão para orientar a concessão de crédito, dentro de um cenário de incertezas e constantes mudanças e informações incompletas. Essa habilidade depende da capacidade de analisar logicamente situações, muitas vezes complexas, e chegar a uma conclusão prática e factível de ser implementada (SCHRICKEL, 2000; SELAU, 2008).

Chaia (2003) enfatiza que o ciclo de vida de uma operação de crédito envolve dois grandes grupos de atividades. O primeiro representa o processo de avaliação da capacidade financeira dos clientes e pela concessão dos recursos. Já o segundo está vinculado ao processo de acompanhamento da operação efetuada e pela recuperação do crédito inadimplente.

Abramovay e Junqueira (2005) afirmam que toda transação financeira é um contrato intertemporal de cumprimento incerto, a negociação entre o credor e o tomador baseia-se na capacidade futura do tomador honrar seus compromissos, sendo assim, a rentabilidade das instituições creditícias está relacionada com a capacidade de avaliar os riscos e antecipar a confiabilidade dos credores.

Segundo Brito e Assaf Neto (2005a), o processo de avaliação e gerenciamento de risco de crédito em instituições financeiras vem passando por um movimento de evolução ao longo dos últimos anos. Assim, a finalidade principal do processo de análise de crédito é o de averiguar se o cliente possui idoneidade e capacidade financeira para amortizar a dívida (SANTOS, 2010). Isso indica que entre as atribuições dos credores, destacam-se as atividades da seleção, análise, precificação e monitoramento do risco de crédito.

Schrickel (2000) ressalta que os instrumentos de análise variam com a situação peculiar que se tem à frente. Para isso, a decisão será mais acertada, quanto melhor forem as informações disponíveis. Para Borges e Bergamini (2001), a avaliação do risco de crédito realizada por instituições financeiras compreende o levantamento dos riscos associados à concessão de crédito e, à luz de sua política de crédito, ao fato de assumi-los ou não. Sendo assim, os riscos identificados devem ser amparados por meio de cláusulas contratuais específicas regulando o que deve e o que não pode ser feito pelo beneficiário do crédito. Para a incerteza, poderá ser solicitada uma cobertura contratual, representada pela mobilização de garantias reais ou pessoais.

Sobre este assunto, Mendes Filho et al. (1996) acrescentam que a avaliação da concessão de crédito é baseada em uma variedade de informações vindas de diversas fontes. Logo, os gerentes analisam essas informações de maneira subjetiva e, muitas vezes, sem conseguir explicar os processos de tomada de decisão, embora consigam apontar os fatores

que influenciam as decisões. Cabe salientar que estes ambientes são dinâmicos, com constantes alterações, e as decisões devem ser tomadas rapidamente.

Chaia (2003, p. 2) complementa que “as políticas de crédito em instituições bancárias sempre estiveram focadas no processo de análise e concessão”. Esse quadro começou a mudar em função dos altos níveis de inadimplência ocorridos nos empréstimos e títulos corporativos, por volta dos anos 80 nos Estados Unidos. Com isso, os administradores financeiros começaram a se preocupar mais com o ciclo completo da transação, isto é, também com o processo de acompanhamento e recuperação do crédito concedido. O autor enfatiza que também devem conter regras de precificação em função das avaliações, que significa estabelecer o preço de um determinado instrumento. A Figura 4 apresenta a sequência das etapas do ciclo de vida do crédito.

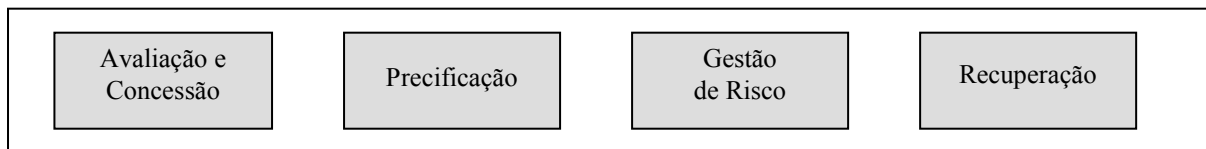


Figura 4 - Ciclo de vida do crédito
Fonte: Chaia (2003, p. 14)

De acordo com Borges e Bergamini (2001), a análise dos fatores de risco envolvidos em uma operação de crédito deve obedecer a uma sequência lógica para que o processo se torne eficiente. Sendo assim, os autores apresentam três fases de forma simultânea a serem desenvolvidas no processo:

- a primeira tem o objetivo de saber, de antemão, se o tomador tem a intenção de pagar um crédito eventualmente concedido;
- a segunda tem a finalidade de quantificar os seus ganhos e sua suficiência para honrar o crédito solicitado, sendo o seu objetivo, saber se a empresa ou pessoa física poderá pagar o empréstimo, em condições normais de geração de resultados recorrentes;
- a terceira tem o objetivo de obter uma cobertura para pagar o crédito concedido, na eventual ocorrência de imprevistos que impeçam a obtenção dos resultados estimados.

A decisão de crédito pode ser restrita à análise de uma proposta específica para atender a uma necessidade de um cliente, ou pode ser mais completa, fixando-se um limite para atendimento ao cliente em diversos produtos e por um prazo estabelecido (SILVA, 2008).

Para Vasconcellos (2004), a missão de um processo de avaliação de crédito é reconhecer as operações financeiramente viáveis, observando as características do cliente, sua situação atual e os detalhes da transação.

Segundo Schrickel (2000), qualquer crédito só deve ser concedido sob o amparo de uma aprovação específica dada em consequência do cumprimento da metodologia de aprovação de crédito utilizada na instituição. O autor ainda menciona que as condições gerais e específicas de cada operação de crédito deverão sempre refletir a realidade do mercado à época de sua efetiva negociação e concessão.

A análise sobre o risco de crédito de determinada empresa, pessoa física ou investimento requer a definição de critérios cuidadosos que possam indicar a possibilidade de inadimplência do tomador de crédito, remetendo para mecanismos de avaliação da sua saúde financeira. Neste instante, estará em evidência a necessidade de prever a probabilidade de o pagamento ocorrer (CAOINETTE; ALTMAN; NIMMO, 2009).

Neste sentido, Silva (2008, p. 122) afirma que “a matéria-prima para a decisão de crédito é a informação”. A obtenção de informações confiáveis e o tratamento dado às mesmas constituem uma base sólida para uma decisão de crédito segura. O autor destaca que a análise do processo decisório é algo complexo, no qual envolvem experiências anteriores, conhecimentos sobre o que está sendo decidido, método para tomar decisão e uso de instrumentos e técnicas que auxiliem o analista de crédito. Famá, Cardoso e Mendonça (2002) complementam que a análise de risco envolve a identificação de mudanças potenciais adversas e do impacto esperado como resultado na organização.

É importante salientar que alguns bancos copiam as fichas de análise de outros bancos e passam a usar os mesmos indicadores e a mesma forma de análise para uma carteira de clientes com perfil diferente, levando ao uso de padrões e critérios que não são adequados (SILVA, 2008).

Duarte Jr. (1996) faz algumas recomendações para o gerenciamento de risco, avaliando que a decisão de concessão de crédito deve ser de quem efetivamente detém o poder decisório na instituição, para que assim os envolvidos estabeleçam e aprovem controles que garantam a saúde financeira da instituição. Um segundo passo é buscar profissionais qualificados e experientes para esta tarefa, com conhecimentos específicos sobre o mercado financeiro local e internacional, bem como entendimentos de estatística, pesquisa operacional, econometria e computação, no qual serão úteis para o uso de técnicas quantitativas. A terceira

recomendação é o estabelecimento de um relatório gerencial consolidado, que representa uma importante fonte de informação.

Para Brito e Assaf Neto (2005b), mensurar risco de crédito trata-se de um processo de quantificar a possibilidade da instituição financeira incorrer em perdas, no caso dos fluxos de caixa esperados com as operações de crédito não se confirmarem. Com isso, pode-se dizer que a mensuração de crédito está diretamente vinculada à avaliação das perdas potenciais produzidas pelas transações de crédito. Para Chaia (2003), geralmente os modelos de mensuração do risco de crédito utilizam como variáveis as características dos devedores e condições econômicas e de mercado vigentes, conforme Figura 5.

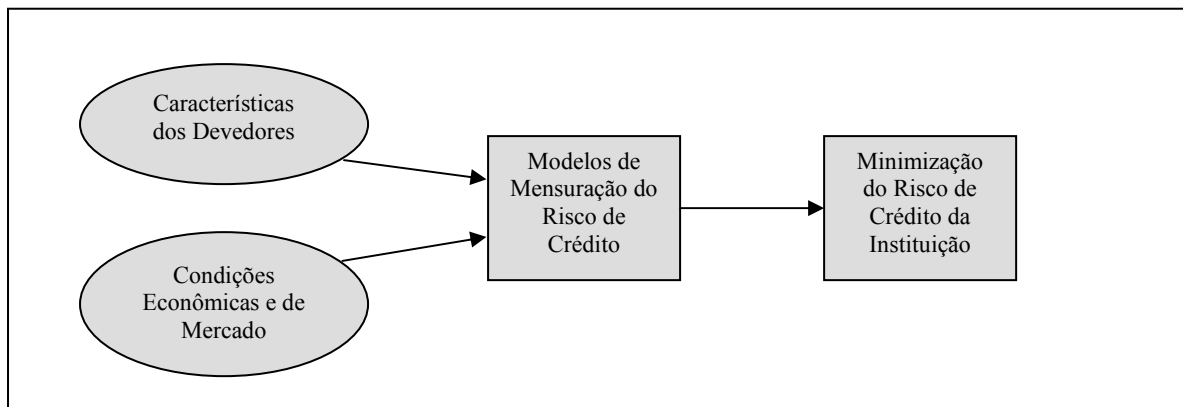


Figura 5 - Mensuração do risco de crédito

Fonte: Chaia (2003, p.4)

Chaia (2003, p. 4) explica que “as características dos devedores representam os parâmetros que as instituições financeiras assumem para estabelecer a classificação dos clientes e as condições econômicas e de mercado estão associadas aos parâmetros externos aos clientes que afetam a percepção de instituições bancárias sobre probabilidades de inadimplência, servindo de base para a apuração do risco de crédito”.

Destaca-se que os procedimentos de mensuração de risco de crédito abrangem a quantificação das perdas tanto em relação a tomadores de pessoas físicas como pessoas jurídicas, sendo utilizada como suporte aos processos de análise e concessão de crédito. (BRITO; ASSAF NETO, 2005b). Já a expressão “administração do risco” pode ter vários significados, mas, em negócios, busca identificar eventos que possam ter conseqüências financeiras adversas e, então, imaginar salvaguardas para prevenir ou minimizar o perigo causado por tais eventos (FAMÁ; CARDOSO; MENDONÇA, 2002).

Schrickel (2000) destaca que perder dinheiro faz parte do negócio de concessão de crédito, mas o que jamais deve ocorrer é que esta perda seja consequência de informações que não foram devidamente ponderadas, embora previstas ou previsíveis. A esta perda o autor dá o nome de “perda mal perdida ou “perda burra”.

Conforme Minussi (2001), os sistemas de análise de risco de crédito são normalmente resultantes de atitudes, respostas e padrões comportamentais que derivam do nível estratégico da organização e, muitas vezes, das concepções ou das ideias do principal executivo responsável pela área. A filosofia da organização, a sua tradução e os padrões existentes são fatores adicionais incorporados. Com isso, o comportamento do crédito tem seu próprio ciclo e suas peculiaridades, fluando desde um conservadorismo defensivo até uma agressividade responsável.

Borges e Bergamini (2001) apontam um fator importante na administração do risco de crédito, que é a proteção jurídica ao devedor. Os autores explicam que existe um ambiente processual de proteção excessiva ao devedor, fazendo com que a liquidação financeira resulte num baixo nível de recuperação, o que é resultado tanto das características legais dos instrumentos utilizados quanto da morosidade do aparato jurídico em resolver conflitos. Isto acaba justificando o dito corrente no mercado financeiro nacional de que o “credor é refém do devedor”. E, neste sentido, observa-se que, no momento que um devedor resolver não pagar e questionar a dívida judicialmente, estará amparado pela legislação brasileira.

2.4.1 Evolução do crédito

Segundo dados do Banco Central (2011, p. 33), a expansão divulgada no trimestre encerrado em outubro de 2010, evidenciou que as operações de crédito do sistema financeiro refletiram a manutenção do dinamismo da atividade econômica e o impacto sazonal das vendas de fim de ano. Os financiamentos concedidos com recursos direcionados tiveram destaque para as operações contratadas com o BNDES e para a modalidade de crédito habitacional. No âmbito da carteira referenciada para recursos livres, ressaltam-se as operações voltadas à aquisição de veículos. Estas informações podem ser verificadas na Tabela 2.

Tabela 2 - Evolução do crédito

Discriminação Ano 2010	R\$ bilhões					
	Jul	Ago	Set	Out	Variação (%)	
					3 meses	12 meses
Total	1.547,9	1.584,5	1.613,6	1.644,8	6,3	20,3
Recursos Livres	1.025,0	1.042,2	1.061,6	1.078,9	5,3	15,7
Direcionados	523,0	542,2	552,0	565,9	8,2	30,0
Participação Relativa (%)						
Total/PIB	45,5	46,2	46,7	47,2	-	-
Rec. Livres/PIB	30,1	30,4	30,7	31,0	-	-
Rec. Direc./PIB	15,4	15,8	16,0	16,3	-	-

Fonte: Banco Central do Brasil (2010, p. 33)

Verifica-se pela Tabela 02, que o estoque das operações de crédito do SFN totalizou R\$1.644,8 bilhões em outubro de 2010, com um crescimento de 6,3% no trimestre e 20,3% em doze meses, representando 47,2% do PIB.

O BACEN (2010) também informa em seu relatório que a representatividade dos bancos públicos no crédito total atingiu 41,9% em 2010, frente 42,2% em julho 2010 e 40,7% em igual período de 2009, enquanto que as participações das instituições privadas nacionais e dos bancos estrangeiros atingiram 40,6% e 17,5%, respectivamente, ante 40,1% e 17,6%, em julho 2010, e 40,6% e 18,7%, no mesmo período de 2009.

Visando a identificar qual a participação dos bancos e das cooperativas no total de crédito referencial, apresenta-se a Tabela 3 com dados extraídos do Banco Central (2010).

Tabela 3 – Crédito referencial

Discriminação Ano 2010	R\$ bilhões				
	Jul	Ago	Set	Out	Variação (%) 3 meses
Total	78,4	80,1	82,2	83,6	6,6
Bancos e Agências	74,6	75,8	77,8	78,9	5,8
Cooperativas	3,8	4,3	4,4	4,7	23,7
Participação Relativa (%)					
Bancos e Agências	95,1	94,6	94,5	94,3	-
Cooperativas	4,9	5,4	5,5	5,7	-

Fonte: Banco Central do Brasil (2010, p. 34)

Na Tabela 3, verifica-se que os empréstimos com recursos oriundos de crédito referencial somaram R\$83,6 bilhões no trimestre encerrado em outubro de 2010, elevando-se 6,6% em relação a julho. Também resulta que ainda a procura por crédito referencial encontra-se em grande maioria nos bancos e agências, mas percebe-se um crescimento expressivo pelo crédito junto as cooperativas, representando 23,7% no trimestre encerrado em outubro de 2010.

2.4.2 Crédito para pessoas físicas

O crescimento da demanda de crédito à pessoa física no Brasil vem revolucionando esse mercado, fazendo com que as empresas do setor se adaptem e se especializem para ficarem à altura das oportunidades (PEREIRA, 2006).

Verifica-se que, de um modo geral, as operações de crédito contratadas pelo Sistema Financeiro têm aumentado nos últimos anos, e de acordo com informações do Banco Central do Brasil (2010, p. 33), as operações que mais se destacaram foram aquelas destinadas a pessoa física e indústria. Esta informação pode ser visualizada Na Figura 6, que mostra que a atividade econômica com maior destaque no direcionamento do crédito do SFN, foram as operações destinadas a pessoas físicas.

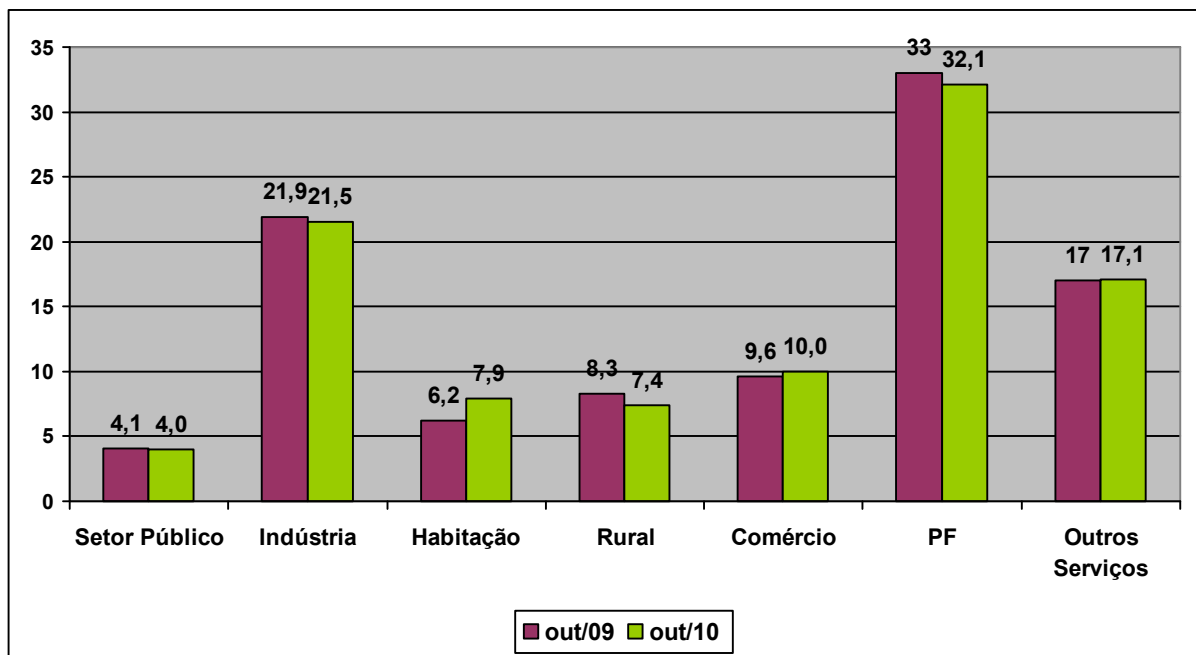


Figura 6 - Crédito para atividades econômicas – Sistema Financeiro

Fonte: Banco Central do Brasil (2010, p. 33)

Por outro lado, os financiamentos representados pelo crédito referencial¹, definidos pela Circular nº2.957/99, para as operações realizadas no segmento de pessoas físicas, apresentaram um acréscimo de 5,2%, de julho a outubro/2010, e 17,1%, de out./2009 a out./2010. (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2010, p. 35).

Na Tabela 4, percebe-se que as carteiras de crédito evoluíram, no geral, 5,3% no trimestre (de julho a outubro de 2010) e a participação relativa da carteira destinada às pessoas físicas se mantém estável, com 49,8% em julho e out./2010.

Tabela 4 - Evolução das carteiras de crédito referencial

Discriminação	<i>R\$ bilhões</i>				
	Jul	Ago	Set	Out	3 meses
Ano 2010					
Total	1.025,0	1.042,3	1.061,6	1.078,9	5,3
PJ	514,0	521,2	532,9	541,5	5,4
PF	511,0	521,1	528,7	537,4	5,2
Participação Relativa (%)					
PJ	50,2	50,0	50,2	50,2	
PF	49,8	50,0	49,8	49,8	

Fonte: Banco Central do Brasil (2010, p. 35)

Também, verifica-se, que as operações, na modalidade PF totalizaram R\$537,4 bilhões, com ênfase na modalidade de financiamento de veículos e crédito pessoal. Em contrapartida, as operações contratadas para PJ registraram saldo de R\$541,5 bilhões em outubro de 2010, com ênfase nas modalidades de capital de giro.

A concessão de crédito tem sido um dos principais componentes do crescimento do padrão de vida dos consumidores e do lucro das empresas. Isto ocorre devido o crédito representar um fator de alavancagem da capacidade de gastos de indivíduos e empresas, no qual gera um efeito multiplicador na produção e na renda da economia (SOUZA; CHAIA, 2000).

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, “vender”, 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 nº2.957, de 30 de dezembro de 1999).

Para Silva (2008), o crédito é um dos principais meios que os indivíduos ou as famílias dispõem para adquirirem os bens e serviços que a sociedade oferece, tais como, alimentação, roupas, moradia, comunicação, locomoção, saúde, educação, lazer, status e aceitação pessoal. Destaca-se que estas necessidades atingem desde as pessoas de baixa renda até as mais ricas, com graus de intensidade diferentes.

O crédito para pessoas físicas pode ser de várias modalidades e de acordo com as necessidades que as pessoas tenham de bens ou de dinheiro. As transações financeiras praticadas por pessoas físicas vão desde pagar um táxi até aquisição de um carro ou uma casa, e, conforme o tipo de operação, há formas convenientes de pagamento para o comprador e de recebimento para o vendedor (SILVA, 2008).

Na prática, segundo Ribeiro (2008) verifica-se que o crédito direto ao consumidor (CDC), tanto na forma de empréstimo, crédito comercial ou cartão de crédito, proporcionou que as famílias tivessem mais acesso à aquisição de bens de consumo, bens duráveis e crédito pessoal, resultando em impactos positivos sobre a economia.

Portanto, o profissional que administra o processo de análise, concessão e gerenciamento do crédito ao consumidor precisa conhecer a situação financeira e patrimonial do cliente para oferecer-lhe uma linha de crédito compatível com suas necessidades de financiamento e capacidade de pagamento (SILVA, 2008; SANTOS, 2010).

Schrickel (2000) enfatiza que o número mais expressivo de solicitantes de crédito nas instituições financeiras são pessoas físicas. O autor também afirma o crescimento contínuo de operações de crédito por estes tomadores nos últimos tempos e salienta que as taxas para estas transações são superiores em comparação com as taxas oferecidas às pessoas jurídicas para financiamentos e empréstimos bancários. Esta afirmação é confirmada no Relatório da Inflação do Banco Central (2010), onde verifica-se que a taxa média de juros relativa ao crédito referencial PF, atingiu 35,4% a.a. em outubro/2010, registrando estabilidade no trimestre e recuo de 0,2 p.p em relação a igual mês de 2009. Por outro lado, a taxa média relativa às operações contratadas na modalidade PJ situou-se em 28,7%, registrando estabilidade no trimestre e aumento de 2,2% em doze meses (out.2009 a out./2010).

O custo médio das operações contratadas no mesmo período no segmento de PF atingiu 40,4% em outubro, recuando 0,1 p.p no trimestre e 3,8% em doze meses, ressaltando-se as retrações anuais nas taxas referentes a crédito pessoal e aquisição de veículos.

Para as instituições financeiras, o crédito destinado à pessoa física é muito mais fácil de ser avaliado do que o crédito empresarial, no qual exige maior conhecimento dos negócios,

análise financeira e monitoramento das atividades das empresas. O autor destaca que, ao mesmo tempo, como as taxas de juros praticadas às pessoas físicas são mais altas, as operações de crédito pessoal são também muito rentáveis (FUNDAP, 2008).

No Quadro 1, apresentam-se as linhas de crédito destinadas as pessoas físicas, que tem por finalidade atender a três necessidades básicas:

Linhas de Crédito	Finalidade
Créditos Emergenciais	Atendem as necessidades imediatas do cliente com a finalidade de cobrir eventuais desequilíbrios orçamentários ou mesmo financiamentos de compras. Estes créditos caracterizam-se por serem operações de curtíssimo prazo (inferior a um mês), com a amortização em uma única data de pagamento.
Financiamentos de Compras	Possibilitam ao cliente a adquirir bens e serviços para consumo e bem-estar, tais como alimentos, vestuário e bens eletrônicos. Esta operação é de curto prazo (inferior a 12 meses), com a modalidade de amortização parcelada ou concentrada na data do vencimento.
Investimentos	Permitem ao cliente adquirir bens de valor elevado para integrar seu patrimônio ou mesmo desempenhar suas atividades profissionais, tais como: imóveis, veículos, máquinas e equipamentos. Estas operações são realizadas em longo prazo (superior a 12 meses), com amortizações parceladas.

Quadro 1 – Linhas de crédito destinadas às pessoas físicas

Fonte: Santos (2010, p. 9)

Destaca-se que para o financiamento das necessidades básicas, os clientes podem recorrer à obtenção de duas modalidades de linhas de crédito: as linhas rotativas e as linhas pontuais (SANTOS, 2010). As linhas rotativas compreendem os limites de crédito que ficam à disposição do cliente para o financiamento, dentro de valores, prazos e garantias definidas de acordo com a política de crédito da instituição, estes podem ser por cheque especial e cartão de crédito. As linhas pontuais reservam-se a financiar necessidades com caracterização previamente definida quanto à finalidade, valor, prazo e garantia, cita-se, por exemplo, os contratos de crédito, crédito direto ao consumidor (CDC), crédito imobiliário e *leasing*. É importante ressaltar que as linhas rotativas apresentam um risco maior para a instituição,

tendo em vista as incertezas quanto ao real direcionamento que o cliente dará para o uso dos recursos financeiros.

Segundo Securato (2007), a análise de crédito da pessoa física ampara-se na aquisição de informações do solicitante de crédito e na validação e confirmação destas informações por meio de documentos e consultas a fontes especializadas. Normalmente, os documentos básicos solicitados para a concessão de crédito da pessoa física é constituído por uma ficha cadastral; por comprovantes de renda (contracheque, declaração do Imposto de Renda) e residência (conta de luz, água ou telefone); por eventuais comprovantes relativos aos bens declarados na posição patrimonial e pela cópia autenticada de documentos pessoais, como RG e CPF (SECURATO, 2007).

2.4.3 Técnica subjetiva x técnica objetiva

As formas para realizar a análise de risco de crédito dos tomadores, sejam eles pessoas físicas e jurídicas, recorrem ao uso de duas técnicas: a técnica subjetiva baseada no julgamento humano e a técnica objetiva baseada em procedimentos estatísticos (SANTOS, 2010).

Segundo Souza e Chaia (2000), o objetivo conceitual de todas as técnicas é obter um conjunto de informações sobre o tomador de crédito que possa demonstrar sua real capacidade de honrar os compromissos assumidos. Sendo assim, de posse desses modelos, os credores estarão mais aptos a decidir se concedem ou não o crédito a um cliente.

Por definição, o processo de análise subjetivo ou qualitativo envolve decisões individuais quanto à concessão ou não de crédito. Isto significa que a decisão no processo baseia-se na experiência adquirida, disponibilidade de informações e sensibilidade de cada analista quanto ao risco do negócio (SANTOS, 2010). Ribeiro (2008) complementa que este tipo de análise está sujeita à capacidade de diagnóstico do analista de crédito, com base em informações cadastrais; documentos comprobatórios; histórico de operações de créditos anteriores e perspectivas futuras de desempenho.

De acordo com Pazzini, Rogers e Rogers (2007), a análise de crédito ou escolha dos proponentes que recebiam crédito era, até o início do século XX, realizada exclusivamente pelo julgamento de um ou mais analistas, ou seja, eram feitas de modo subjetivo.

Caouette, Altman e Nimmo (2009) destacam que as regras utilizadas em uma análise de crédito são usualmente criadas dentro da instituição, sendo, portanto, em função da cultura de crédito.

Cabe destacar a importância da política de crédito, pois é a que vai definir os critérios de classificação de risco, as formas de acompanhamento e revisão de crédito, as alçadas de decisão para transferências de operações para crédito em liquidação, entre outros elementos importantes (SILVA, 2008). Assim sendo, Camargos et al. (2010, p. 335) complementam que “qualquer instituição financeira, mantém uma política de crédito cobrança bem delimitados, na qual são exigidos uma série de informações socioeconômicas sobre o solicitante, visando a minimizar o risco de *default* (risco de inadimplência)”.

Saunders (2000, p. 7) ressalta que “é difícil distinguir entre abordagens tradicionais e abordagens novas, especialmente porque muitas das melhores idéias dos modelos tradicionais são utilizadas nos modelos novos”. No Quadro 2, são apresentadas três classes de modelos na abordagem tradicional.

Modelos tradicionais	Abordagem
Sistemas Especialistas	A decisão do crédito fica a cargo do gestor de crédito e/ou de negócios local ou da agência, ou seja, depende do julgamento subjetivo de profissionais treinados. O conhecimento especializado e sua atribuição de peso a certos fatores-chave são as mais importantes determinantes na decisão de conceder ou não o crédito. Um gerente de crédito poderia examinar infinitos fatores potenciais e sistemas especialistas, entretanto, um dos sistemas especialistas mais comuns é os cinco “C” do crédito. Neste sistema, o gerente analisa estes cinco fatores, atribuindo peso a cada um para tomada de decisão de crédito.
Sistemas de Classificação	Também conhecido por <i>rating</i> . Enquadra uma carteira de empréstimos existente em uma das várias categorias de acordo com a probabilidade de perda. Nesta classificação, ocorre a provisão de valores para perdas, de maneira que quanto menor o risco, melhor será o <i>rating</i> e, conseqüentemente, menor será o percentual de provisionamento do empréstimo. Um exemplo de sistema de classificação de crédito é apresentado na Tabela 01, sugerido pelo Banco Central na Resolução 2.682.

Modelos tradicionais	Abordagem
Sistemas de Pontuação de Crédito	Podem ser encontrados em todos os tipos de análises de crédito, desde crédito ao consumidor até empréstimos comerciais. Este sistema busca a pré-identificação de certos fatores-chaves que determinam a probabilidade de inadimplência e sua combinação ou ponderação para produzir uma pontuação quantitativa. Segundo Selau (2008), ainda são divididos entre modelos para concessão de crédito (<i>credit scoring</i>) e modelos para comportamento de clientes já existentes (<i>behavioural scoring</i>).

Quadro 2 – Modelos de risco de crédito na abordagem tradicional

Fonte: Saunders (2000, p. 7)

O processo de análise objetivo utiliza instrumentos estatísticos desenvolvidos para que o analista avalie a probabilidade de que determinado tomador de crédito venha a tornar-se inadimplente no futuro (SANTOS, 2010). O autor complementa que o modelo de avaliação de crédito trata-se de uma fórmula estatística desenvolvida baseada em dados cadastrais, financeiros, patrimoniais e de idoneidade dos clientes.

Para Selau (2008), o uso dos modelos de previsão de risco de crédito é vital em alguns casos. Esses modelos, baseados em dados recentes de clientes com a empresa, geram uma pontuação para as características que levam a criação de um padrão de comportamento em relação à inadimplência.

Nesta mesma linha, Silva (2008, p. 167) destaca que “os métodos quantitativos são considerados muito eficientes, pois se baseiam em registros e cálculos. O uso da estatística, da teoria das probabilidades é um valioso instrumento para a tomada de decisão”. Sobre este assunto, Famá, Cardoso e Mendonça (2002) acrescentam que com o desenvolvimento da teoria das probabilidades foi possível a criação de técnicas quantitativas de administração do risco.

Para Silva (2008, p. 123):

no mundo moderno, entretanto, apenas uma boa capacidade de julgamento não é suficiente. Isto porque a evolução da ciência e dos métodos científicos que vem sendo transmitida de geração para geração com aperfeiçoamento progressivo constitui-se numa ferramenta de grande utilidade na tomada de decisão.

Ribeiro (2008) acrescenta que as técnicas quantitativas servem para complementar os dados obtidos a partir dos métodos tradicionais, permitindo maior segurança, estruturação e gerenciamento do processo de gestão do risco na concessão de crédito. Caouette, Altman e Nimmo (2009) comentam que as técnicas utilizadas vão desde o treinamento de especialistas, até o uso de modelagens estatísticas que conferem maior robustez e eficácia na análise dos clientes.

De acordo com Minussi (2001), as técnicas de análise matemática/estatística referenciadas em probabilidades surgiram no mercado financeiro brasileiro e são utilizadas como auxiliares e, em muitos casos, como determinantes na decisão de crédito. No seu aparecimento, era bastante compreensível que o valor dessas técnicas como instrumento de decisão fosse protelado, devido à quantidade de cálculos exigida para se obterem resultados consistentes, mas na prática, seu uso só foi possível com o desenvolvimento da informática.

Para Brito e Assaf Neto (2005a, p. 5), “os métodos tradicionais de decisão baseados em critérios julgamentais têm perdido espaço nas atividades de crédito dos bancos, que buscam instrumentos mais eficazes para mensurar o risco dos tomadores e das carteiras de crédito”. Com isso, verifica-se uma maior ênfase das instituições na utilização de modelos quantitativos como suporte as decisões de concessão de crédito. Os modelos de risco de crédito possibilitam um ferramental técnico que supre de informações os gestores, contribuindo para a tomada de decisões que atendam as diretrizes estabelecidas nas políticas de crédito da instituição.

Corroborando, Guimarães e Chaves Neto (2002) acrescentam que quando a empresa apresenta uma regra de reconhecimento de padrões e classificação que indique antecipadamente a chance de inadimplência de um futuro cliente, a decisão de concessão de crédito fica facilitada, podendo-se então utilizar argumentos quantitativos em substituição aos argumentos subjetivos para decidir com maior confiabilidade.

Algumas deduções podem ser extraídas da aplicação de modelos econométricos, tais como (MINUSSI, 2001):

- tendem a reduzir os índices de inadimplência, ao restringir a subjetividade que influencia a decisão;
- contribuem para o aprimoramento da função analista, afastando-o de seus respectivos vícios;
- evitam opiniões e julgamentos pessoais;
- agilizam o processo de concessão do crédito; e

- diminuem os custos administrativos em várias áreas das organizações.

2.4.4 Os cinco C's do crédito

A forma mais tradicional qualitativa de avaliação de pessoas físicas para concessão de crédito baseia-se na observação dos chamados C's do Crédito, conforme ilustrado na Figura 07. Esta análise é realizada pelo critério julgamental, ou seja, é fundamentada pela experiência do gestor de crédito tendo como principal característica a subjetividade (RIBEIRO, 2008).

Destaca-se que os C's do crédito é um dos sistemas especialistas mais comuns, onde o analista analisa os cinco fatores-chaves, atribuindo peso a cada um subjetivamente, chegando a uma decisão de crédito (SAUNDERS, 2000).

Para Santos (2010), as informações necessárias para análise subjetiva da capacidade financeira dos clientes, também conhecidas como 5 C's do Crédito são: caráter, capacidade, capital, colateral e condições.

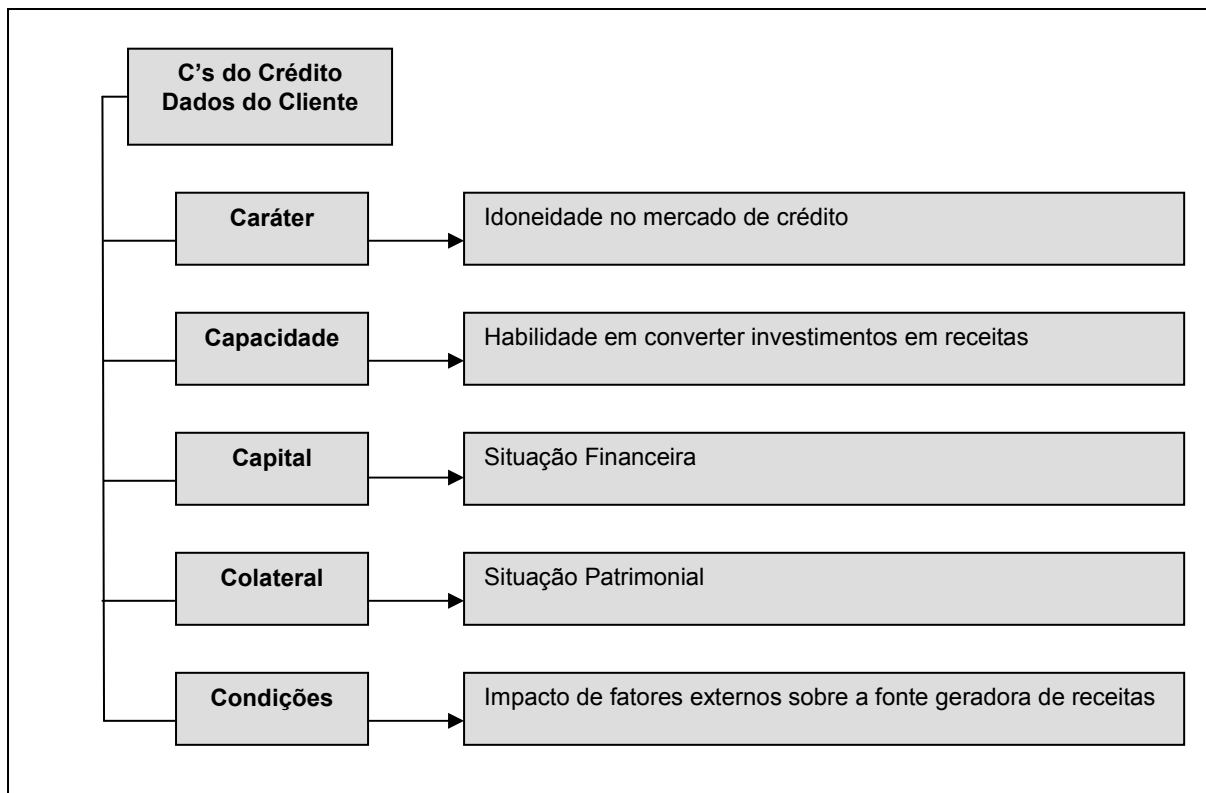


Figura 7 – C's do crédito

Fonte: Santos (2010, p. 30)

Selau (2008) ressalta que o objetivo da análise de crédito subjetiva aplicada à solicitação de crédito a pessoas físicas é de avaliar o risco da operação. Silva (2008) afirma que os C's do crédito contêm as variáveis referentes ao risco do cliente e que fornecerão a base para a classificação da operação.

Securato (2007) e Santos (2010) consideram os C's do Crédito como os parâmetros básicos utilizados para orientar a concessão do crédito, segundo a qual o gestor deve identificar cinco grupos de informações e levantar dados sobre estes grupos para a análise. Cabe destacar que de acordo com Schrickel (2000), os C's de crédito não devem ser analisados isoladamente na tomada de decisão de concessão de crédito. A análise da capacidade financeira do tomador pode ser comparada à atividade de um alfaiate, ou seja, é realizada sob medida de acordo com as características do cliente (CAOQUETTE; ALTMAN; NIMMO, 2009).

Além dos C's tradicionais (caráter, condições, capacidade, capital e colateral), Securato (2007, p. 30) acresce o "Conglomerado", como o 6º C, que expressa a necessidade de um exame conjunto de empresas com inter-relacionamento societário em que a solicitante de crédito se insere. As informações referentes à situação de outras empresas de um mesmo grupo econômico, poderão afetar positiva ou negativamente, a empresa em estudo. Para Silva (2008), o conglomerado refere-se à análise não apenas de uma empresa específica que esteja pleiteando o crédito, mas ao exame do conglomerado de empresas no qual o pleiteante de crédito esteja contida. Esta análise é importante para o conhecimento do conjunto e para avaliar o risco em seu aspecto global.

Para padronizar e tornar mais objetiva a análise de crédito, é preciso definir, *a priori*, atributos que caracterizem os C's do crédito para a análise, ou seja, para cada cliente analisado, os mesmos aspectos devem ser levados em conta, para que se tenha estabelecida uma política de crédito (SECURATO, 2007). Sendo assim a definição dos atributos de análise devem ser elaborados e estudados por um comitê de crédito.

Souza e Chaia (2000) enfatizam a análise dos 5 C's do crédito apresenta três desvantagens, do ponto de vista do credor:

- não apresenta consistência temporal nas decisões de concessão. Isto ocorre porque a decisão depende da opinião subjetiva de diferentes analistas, onde cada um deles pode atribuir pesos distintos para cada dimensão e no caso disto acontecer, os resultados tenderão a ser diferentes;

- é importante que o analista possua experiência anterior para que possa obter bons resultados, em outras palavras, é necessário que o analista já tenha vivido casos semelhantes para que possa ter um parâmetro de comparação;
- não está ligada diretamente ao objetivo final do credor, ou seja, esse método não considera as perdas geradas pela recusa do financiamento a bons clientes, o que reduz a margem de lucro das operações a prazo.

2.4.4.1 Caráter

Refere-se à intenção do devedor de cumprir obrigações assumidas, isto é, está associado à idoneidade do cliente no mercado de crédito (SILVA, 2008; SANTOS, 2010).

Para Schrickel (2000), este é o fator mais importante e crítico, onde não importa sequer o valor da transação. Devido a isso, é realizada uma investigação detalhada a respeito dos antecedentes do cliente para análise da capacidade do pagamento. O mesmo autor indica que é através do preenchimento de uma ficha cadastral do tomador que inicia a busca por informações. Mas, cabe destacar que apesar da ficha cadastral ser uma fonte valiosa de informações objetivas, ela não fornece todos os requisitos que permitem avaliar, subjetivamente, a real intenção do cliente em cumprir seus compromissos.

Para análise desta variável, é indispensável que o gestor disponha de informações históricas de seus clientes (internas e externas), que destaquem intencionalidade e pontualidade na amortização de dívidas (SANTOS, 2010). As informações internas são extraídas de relatórios gerenciais e cadastrais do credor, onde constam registros de pontualidade, atrasos, renegociações e perdas financeiras resultantes da inadimplência do cliente. Já as informações externas são extraídas do arquivo de empresas especializadas em coleta de informações sobre a idoneidade do cliente no mercado de crédito. Os credores verificam nos arquivos de empresas, como SERASA, Serviço de Proteção ao Crédito (SCP) – outros bancos e fornecedores se existem informações desabonadoras dos clientes, tais como as cheques devolvidos, protestos etc. (SANTOS, 2010; SECURATO, 2007).

Saunders (2000) ressalta que o caráter pode ser considerado como uma medição da reputação do cliente, sua disposição para repagar ou quitar, e seu histórico de pagamento.

Silva (2008, p. 60) enfatiza que “um indivíduo ou uma empresa pode atrasar um pagamento, ou mesmo deixar de pagar, em razão de não dispor de recursos, o que não é decorrência necessariamente do seu caráter. Devido a isto, a identificação do conjunto de boas

ou más qualidades de uma pessoa em face do hábito de pagar suas contas é uma tarefa difícil. O autor ainda destaca que o fator tempo pode mostrar o quanto o caráter está sujeito a mudanças, de tal forma que, alguém é honesto até o dia em que deixa de ser.

De acordo com Selau (2008), para se ter uma boa noção do caráter do tomador, é necessário analisar o contexto em que atua como também a conjuntura econômica, sempre vislumbrando possíveis riscos para o pagamento da dívida.

2.4.4.2 Capacidade

Silva (2008) define a capacidade como a habilidade associada à competência empresarial das pessoas que integram a empresa, assim como o potencial dessa em produzir e comercializar.

Para Schrickel (2000), a capacidade e caráter em certos aspectos se confundem, pois pode o tomador ser de todo honesto, isto é, tem a inquestionável vontade (caráter) de cumprir suas obrigações, entretanto, se sua habilidade (capacidade) em realizá-lo não for satisfatória (incapacidade de apagar), a vontade evidenciada perde seu valor.

A capacidade refere-se ao julgamento subjetivo do analista quanto à habilidade dos clientes no gerenciamento e conversão de seus negócios em receita (SANTOS, 2010). O mesmo autor acrescenta que, usualmente, os credores atribuem a renda a denominação de fonte primária de pagamento, na qual resulta no principal referencial para verificação da capacidade de um cliente em honrar sua dívida.

Schrickel (2000) destaca que se um indivíduo demonstra capacidade para administrar seu negócio, fazendo-o prosperar e ter sucesso, ele estará, deste modo, revelando sua capacidade em saldar seus compromissos. O autor indica também outro ângulo a ser considerado na análise de capacidade: a análise do currículo profissional do cliente. Sendo assim, um indivíduo que comprove ao longo de sua carreira estabilidade em empregos, crescimento em cargos de responsabilidade com o alcance de metas relevantes, estaria apresentando evidências de sua capacidade.

2.4.4.3 Capital

É medido pela situação financeira do cliente, levando em consideração a composição (quantitativa e qualitativa) dos recursos, onde são aplicados e como são financiados

(SANTOS, 2010). O mesmo autor indica que as fontes usuais para avaliação do capital de empresas e pessoas físicas são, respectivamente, os demonstrativos contábeis e a declaração do imposto de renda, no qual apresentam informações que se aproximam da real situação financeira dos clientes. Devido a isto, recomenda-se que sejam solicitadas pelos credores para a análise do risco total do crédito.

Silva (2008) comenta que o capital abrange a situação econômica, financeira e patrimonial do tomador de recursos. Já para Securato (2007), o capital refere-se aos bens e recursos possuídos pela empresa ou pelo indivíduo para saldar seus débitos.

De acordo com Saunders (2000), o capital abrange a contribuição do capital próprio e o endividamento de um tomador de crédito. Estes são vistos como bons prognosticadores da probabilidade de risco.

Selau (2008) destaca que uma análise financeira meticulosa é essencial para a decisão do crédito. Isto se deve à possibilidade dos clientes manipularem ou omitirem informações financeiras com a finalidade de conseguirem aprovação na concessão do crédito (SANTOS, 2010).

2.4.4.4 Colateral

Vem da palavra em inglês *collateral* que significa garantia onde, no caso de inadimplência, o credor tem direitos sobre a garantia real dada pelo tomador. Quanto maior a prioridade destes direitos, e maior o valor de mercado da garantia real subjacente, menor o risco de exposição do empréstimo (SAUNDERS, 2000).

Silva (2008, p. 77) define que “a garantia é uma espécie de segurança adicional e, em alguns casos, a concessão de crédito precisará dela para compensar as fraquezas decorrentes dos outros fatores de risco”. O autor também cita alguns fatores que são relevantes na definição da garantia:

- o risco apresentado pela empresa ou pessoa física e pela operação;
- a praticidade em sua constituição;
- os custos incorridos para sua constituição;
- o valor da garantia em relação ao valor da dívida, ou seja, deve ser suficiente para cobrir principalmente encargos e despesas eventuais;
- a depreciabilidade;
- o controle do credor sobre a própria garantia, e

- a liquidez, que representa a facilidade com que a garantia pode ser convertida em dinheiro para liquidar o débito.

Securato (2007) refere-se à colateral como a garantia que o devedor pode apresentar para viabilizar a operação de crédito. Estas garantias estão previstas no Código Civil Brasileiro e podem ser classificadas em reais ou pessoais (fidejussórias). A garantia real ocorre quando, além da promessa de pagamento, o devedor confere ao credor um direito de garantia sobre seu patrimônio para garantir o cumprimento da obrigação, tais como, hipoteca, penhor mercantil, caução, ações e alienação fiduciária. Já a garantia pessoal, o credor conta com a promessa de pagamento e com a garantia comum que o patrimônio atual e futuro de devedor (ou do garantidor) possa lhe dar no qual, destaca-se, o avalista e o fiador (SILVA, 2008).

De acordo com Silva (2008), representa a capacidade do cliente oferecer garantias complementares. Estas garantias são tratadas como decorrência do risco que o cliente representa. Sendo assim, à medida que o risco aumenta, deverá haver maior preocupação com a qualidade e liquidez das garantias.

Para Santos (2010, p. 31), colateral refere-se à riqueza patrimonial constituída por bens (móveis e imóveis) e aplicações financeiras que o devedor pode apresentar para viabilizar a operação de crédito. O autor acrescenta:

no mercado de crédito, esse C recebe a denominação de garantia acessória, ou seja, garantia secundária vinculada aos contratos de crédito para proteger os credores de situações adversas decorrentes da perda da capacidade financeira dos clientes (parcial ou total).

É importante destacar que para a realização adequada da análise de riqueza patrimonial, é fundamental que o analista tenha acesso a estas informações (SANTOS, 2010). Também, deve-se considerar que embora os credores reconheçam as dificuldades de conversão de garantias acessórias em caixa, a vinculação do patrimônio material aos contratos de crédito constitui-se em uma prática utilizada para diminuir a inadimplência.

2.4.4.5 Condições

São apresentadas como os fatores externos e macroeconômicos que exercem muita influência na atividade empresarial (SECURATO, 2007). Isto é, relaciona-se à sensibilidade da capacidade de pagamento dos clientes a ocorrência de fatores externos adversos ou

sistemáticos, tais como, inflação, crises em economias de países desenvolvidos e emergentes, etc.

Para Saunders (2000), representa o estado das condições de negócios, um elemento importante na determinação de exposição ao risco de crédito. Já para Silva (2008), as condições externas referem-se aos fatores não controláveis pela empresa, mas afetam o nível de suas atividades, como a concorrência, as flutuações econômicas e os eventos naturais, como inundações e secas, entre outros.

Santos (2010) indica que este C está relacionado à sensibilidade da capacidade de pagamento dos clientes a ocorrência de fatores externos adversos ou sistemáticos. O autor ressalta que a atenção nesta informação é de extrema importância para a determinação do risco total de crédito, uma vez que, dependendo da importância do fator sistemático, o credor poderá enfrentar sérias dificuldades para receber o crédito.

Para Silva (2008), no macroambiente, estão o governo, a conjuntura nacional e internacional, os concorrentes e a globalização, assim como a natureza e a ecologia. As forças desses macroambientes podem se manifestar de forma positiva, representando oportunidades, quanto como ameaças, trazendo dificuldades.

2.5 Síntese do capítulo

No presente capítulo, foram tratados aspectos relacionados à origem, definição, classificação, análise, mensuração e avaliação do risco de crédito. No capítulo seguinte, será abordado o referencial teórico referente aos modelos quantitativos de previsão do risco de crédito.

3 MODELOS QUANTITATIVOS DE PREVISÃO DO RISCO CRÉDITO

Um modelo caracteriza-se por ser uma forma matemática de se repetir uma experiência, e os modelos financeiros podem ser mencionados como representação do trabalho mental e capital (VICENTE, 2001).

Conforme Caouette, Altman e Nimmo (2009, p. 139 - 140):

um meio produzido de solução de problemas. Representam, em outras palavras o acúmulo de conhecimento, experiência e experimentação humanos que pode ser aplicado à explicação da maneira como as pessoas se comportam ou as coisas funcionam. Os modelos facilitam muito a compreensão de um fenômeno e, eventualmente, sua exploração. Para o desenvolvimento dos modelos de risco de crédito são consideradas as seguintes razões:

- desregulamentação, que estimulou a inovação financeira;
- ampliação dos mercados de crédito;
- passagem contínua de empréstimos baseados em itens do balanço para empréstimos baseados em fluxos de caixa;
- aumento de riscos fora do balanço;
- redução das margens sobre empréstimos;
- securitização, que induziu o desenvolvimento de ferramentas de risco de crédito mais eficientes e padronizadas;
- avanços da teoria das finanças.

Para Guimarães e Chaves Neto (2002), as técnicas multivariadas fazem parte dos métodos quantitativos que são conhecidas como as mais eficientes para auxiliar na tomada de decisão. Sobre este assunto, Silva (2008) acrescenta que a Teoria das Probabilidades, o Teorema de Bayes, Análise Fatorial e Pesquisa Operacional, por exemplo, têm sua aplicabilidade nas áreas de crédito. Sobre este assunto, Caouette, Altman e Nimmo (2009) complementam que as ferramentas vindas da pesquisa estatística e operacional, como análise de sobrevivência, redes neurais, programação matemática, simulação determinística e probabilística, cálculo estocástico e teoria dos jogos, contribuíram para o avanço do risco de crédito.

Santos (2010) enfatiza que com o desenvolvimento da informática, a partir dos anos 70, a abordagem estatística baseada na pontuação de propostas de crédito surgiu, no negócio de financiamento ao consumidor, como uma das técnicas mais importantes de apoio a tomada de decisão para propostas de crédito às pessoas físicas e jurídicas. Esse autor comenta ainda que a pontuação de crédito é um instrumento estatístico desenvolvido para que o analista possa avaliar a probabilidade de que um provável cliente venha a se tornar inadimplente no futuro. Este modelo de avaliação de crédito baseia-se em fórmulas estatísticas desenvolvidas

com base em dados cadastrais (C's do crédito), financeiros, patrimoniais e de idoneidade dos clientes.

3.1 *Credit scoring*

Os modelos quantitativos de *credit scoring* são empregados normalmente por instituições financeiras na mensuração e previsão do risco de crédito, possuindo uso consolidado no processo de concessão de crédito (ARAÚJO; CARMONA, 2007). O sistema de pontuação de crédito (*credit scoring*) proporciona uma resposta rápida para decisão de crédito massificado, onde os dados do potencial cliente são inseridos no sistema e imediatamente é obtida a informação se o crédito foi aprovado ou não (SILVA, 2008).

Estes modelos podem ser aplicados tanto à análise de crédito de pessoas físicas quanto pessoas jurídicas (CAOQUETTE; ALTMAN; NIMMO, 2009). Quando são aplicados a pessoas físicas, utilizam-se as informações cadastrais e de comportamento dos clientes. Na prática, este modelo 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. (RIBEIRO, 2008).

A Figura 8, apresentada por Sousa e Chaia (2000) ilustra o processo de concessão de crédito com a utilização de modelos de *credit scoring*:

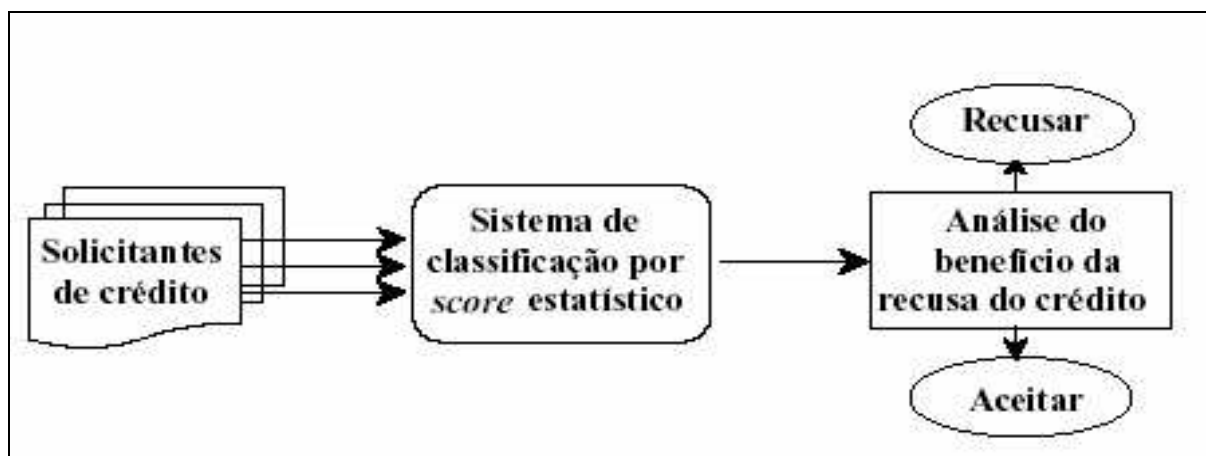


Figura 8 - Processo de concessão de crédito através do uso de modelos de *credit scoring*
 Fonte: Sousa e Chaia (2000, p. 21).

Segundo Saunders (2000), estes sistemas podem ser encontrados nas análises de crédito ao consumidor até empréstimos comerciais, sendo utilizados na pré-determinação de certos fatores-chaves que determinam a probabilidade de inadimplência, e sua combinação ou ponderação para produzir uma pontuação quantitativa. Para esse autor, em alguns casos, a pontuação é interpretada como uma probabilidade de inadimplência; em outros, é utilizada como um sistema de classificação, ou seja, designa um tomador de crédito em um grupo bom ou ruim, com base em uma pontuação e um ponto limite.

Para Caouette, Altman e Nimmo (2009, p. 219), “a pressuposição nos modelos de *credit scoring* é de que exista uma métrica que separe os créditos bons dos maus, dividindo-os em duas distribuições distintas”. Araújo e Carmona (2007) complementam que a idéia principal dos modelos de *credit scoring* é identificar certos fatores-chave que influenciam na adimplência ou inadimplência dos clientes, permitindo a sua classificação em grupos distintos, resultando na decisão sobre a aceitação ou não do crédito em análise.

O desenvolvimento do sistema inicia com o dimensionamento de uma amostra representativa de bons e maus créditos baseada na experiência real de crédito da empresa. Ressalta-se que há a necessidade de definições consistentes para as contas ruins e para as contas boas. Geralmente, as contas ruins são baseadas em três delinqüências nos pagamentos e as contas boas são aquelas que não apresentaram delinqüências neste nível (CAOINETTE; ALTMAN; NIMMO, 2009).

Na seqüência, desenvolve-se um sistema de métrica para cada atributo capturado do formulário de solicitação de crédito. A cada um desses atributos 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. Conforme Santos (2010, p. 166), para classificar um bom ou mau pagador, é necessário criar um ponto de corte, isto é, “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”.

A pontuação mínima (*score*), ou também chamado “ponto de corte” é definido pela instituição para aprovação ou não do crédito (SANTOS, 2010). Normalmente, para os clientes classificados acima do ponto de corte, recomenda-se a aprovação do crédito e são considerados “bons pagadores” e para as pontuações inferiores ao ponto de corte, definidos como “maus pagadores”, a recomendação é de recusa do crédito como ilustrado na Figura 9.

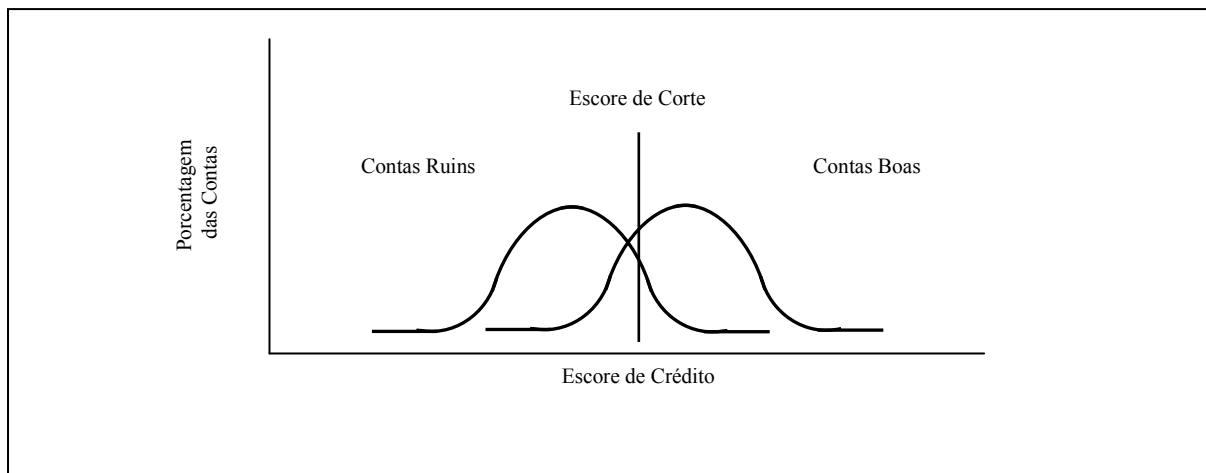


Figura 9 - Distribuição dos escores de crédito de contas boas e ruins em um modelo de *credit scoring*

Fonte: Caouette, Altman e Nimmo (2009, p. 220)

A determinação do ponto de corte busca reduzir o prejuízo causado pela inadimplência, 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, 2009, p. 168).

Santos (2010) destaca que os cálculos inadequados de ponto de corte podem resultar em rejeição de crédito a clientes potenciais e na aprovação de crédito para clientes de alto risco. Para que isto não ocorra, é importante que existam políticas de crédito com regras prévias que definam as margens esperadas de contribuição de cada carteira amostrada (ganho com bons – perda com maus) e o ponto de corte da carteira.

Caouette, Altman e Nimmo (2009, p. 224) destacam que “embora a escoragem de crédito seja normalmente utilizada somente para decisões de sim ou não, algumas instituições a utilizam para determinar o tamanho do crédito”. Esses autores salientam que os modelos de *credit scoring* são divididos em duas categorias, ou seja, em modelos de aprovação de crédito e modelos de escoragem comportamental, também conhecidos como *behavioural scoring*. Segundo Neto e Carmona (2004), a principal diferença entre as duas categorias é que nos modelos de escoragem comportamental, a instituição financeira analisa aspectos comportamentais do cliente e seu histórico em operações anteriores, enquanto que nos modelos de aprovação de crédito a instituição não conhece o cliente.

Sobre o uso de sistemas *credit scoring*, Neto e Carmona (2004, p. 6 - 7) apresentam um resumo com as principais vantagens e desvantagens, conforme Quadro 3.

Vantagens	Desvantagens
<ul style="list-style-type: none"> - Revisões de crédito consistente: os dados históricos de outros devedores são um bom indicador de consistência para revisão de crédito. - Informações organizadas: a sistematização e organização das informações contribuem para a melhoria do processo; - Eficiência no trato de dados fornecidos por terceiros: o processo torna as informações de banco de dados fornecido por terceiros, anteriormente classificadas como dados acessórios, parte integrante do sistema. - Diminuição da metodologia subjetiva: o uso de um sistema quantitativo parametrizado que minimiza o subjetivismo. - Compreensão do processo: o modelo construído sintetiza o processo de concessão de crédito da empresa, fornecendo maiores subsídios para entendê-lo. - Maior eficiência do processo: a análise de crédito é centrada em um número menor de fatores, reduzindo o tempo do processo e melhorando a eficiência. 	<ul style="list-style-type: none"> - Custo de desenvolvimento: não apenas o custo do sistema, mas altos custos de manutenção com suporte técnico e recursos humanos. - Modelos com “excesso de confiança”: os modelos podem adquirir <i>status</i> de “perfeitos”, não permitindo crítica de seus resultados. - Problemas de “Valores não Preenchidos”: a falta de dados não característicos de determinados clientes, ou mesmo a falta de informação pode causar problemas na sua utilização, assim como resultados não esperados. - Interpretação equivocada dos escores: o uso inadequado do sistema devido à falta de conhecimento pode ocasionar problemas para a instituição.

Quadro 3 – Vantagens e desvantagens de sistemas *credit scoring*

Fonte: Neto e Carmona (2004, p. 6 – 7)

Caouette, Altman e Nimmo (2009) destacam que dentre as principais limitações destes modelos está o aspecto temporal da amostra, “um modelo de *credit scoring* pode degradar-se pelo tempo se a população que ele é aplicado diverge da população original que foi usada para construir o modelo”.

Dentre as técnicas estatísticas utilizadas no modelo de *credit scoring*, pode-se citar: a Análise Discriminante, a Regressão Logística e as Redes Neurais.

3.1.1 Análise discriminante

“A análise discriminante é uma ferramenta estatística usada para classificar determinado elemento *E* em um determinado grupo entre os grupos existentes” (SILVA, 2008, p. 300). Para isso, é necessário que o elemento *E* a ser classificado pertença a um dos

grupos, e que sejam conhecidas as características dos elementos dos dois grupos, para que se possa comparar as características do elemento que se deseja classificar com as dos elementos dos diversos grupos. As características são especificadas a partir de um conjunto de n variáveis aleatórias, e, durante o processo de classificação, consideram-se os custos decorrentes de eventuais erros de classificação, assim como as probabilidades *a priori* de que o elemento pertença a cada um dos grupos.

Johnson e Wichern (2002) definem a análise discriminante como uma técnica com a finalidade de tratar dos problemas que envolvem separar conjuntos distintos e alocar novos objetos em conjuntos previamente definidos.

Para Corrar, Paulo e Dias Filho (2009), é uma das técnicas multivariadas mais famosas para auxiliar na classificação ou pré-classificação de um elemento em determinado grupo, poupando tempo e esforços. Os mesmos autores ressaltam que os problemas de classificação são rotineiros no dia-a-dia, ou seja, é uma característica inata do ser humano a sua capacidade de diferenciar e classificar em um ou mais grupos determinado conjunto de elementos, sejam eles animais, plantas ou objetos quaisquer.

De acordo com Scarpel e Miliori (2002, p. 62) a análise discriminante:

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 a 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.

Esta técnica ajuda a identificar quais as variáveis que diferenciam os grupos e quantas dessas variáveis são necessárias para alcançar a melhor classificação dos indivíduos de um universo (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009). Como característica básica, a técnica apresenta o uso de um conjunto de informações obtidas acerca de variáveis consideradas independentes para conseguir um valor de uma variável dependente que viabilize a classificação pretendida. É importante destacar que a variável dependente na análise discriminante é de natureza qualitativa (não-métrica), isto é, categórica, já que o seu valor representa uma classificação estabelecida (bom ou mau, alto ou baixo risco, solvente ou insolvente, inadimplente ou adimplente). Já as variáveis independentes, geralmente são métricas com valores contínuos, sendo que também podem assumir valores que representem categorias (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009).

Com isso, Silva e Freitas (2005, p. 416) definem que o termo discriminante “refere-se à força das variáveis em particular e da função geral, em poder discriminar ou prever o comportamento de elementos (objetos) que tenham relativamente alguma atitude sob análise”.

Os autores Corrar, Paulo e Dias Filho (2009, p. 236) citam os seguintes objetivos da técnica: (a) determinar se existem diferenças significativas entre as variáveis de cada grupo; (b) identificar as características (variáveis) que melhor diferenciam os grupos de observações; (c) descrever uma ou mais funções discriminantes que representem as diferenças entre os grupos; (d) classificar *a priori* novos indivíduos nos grupos com base na função discriminante, e (e) encontrar uma função matemática para discriminar ou segregar elementos entre grupos preestabelecidos.

Segundo Pazzini, Rogers e Rogers (2007), a técnica de análise discriminante foi desenvolvida por Ronald A. Fischer, em 1935, inaugurando uma série de trabalhos ligados à análise de crédito buscando uma seleção de crédito mais objetiva. Esse pesquisador utilizou a técnica para um problema de discriminação entre duas populações, no qual, valeu-se de uma combinação linear para medir a distância entre variáveis envolvidas num estudo sobre espécies de plantas (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009). A idéia de Fischer foi transformar as observações multivariadas em observações univariadas, de maneira que fossem separadas o maior número possível (JOHNSON; WICHERN, 2002)

Logo, seguiram-se estudos em diversas áreas, em finanças, um dos mais relevantes foi o realizado por Edwards I. Altman, em 1968, com seu artigo “*Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*”, no qual foi analisada a capacidade preditiva de índices extraídos de demonstrações financeiras. Outro estudo importante e considerado um grande avanço utilizando a técnica referida foi o surgimento de modelos de ranqueamento de crédito (*credit scoring models*) tanto nos EUA quanto em outros países. Estes modelos têm por finalidade classificar o risco de clientes no momento de concessão do crédito (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009). Os autores também salientam a aplicação da técnica na área de *marketing*, tais como, pesquisa de opinião, baseadas ou não em escalas preestabelecidas, auxiliando na identificação de grupos de consumidores e de suas características mais relevantes, apoiando as decisões de desenvolvimento de novos produtos ou de aprimoramento das características dos atuais.

Hair Jr. et al. (2005^a, p. 209) enfatiza que “a análise discriminante envolve determinar uma variável estatística, a combinação linear das duas (ou mais) variáveis independentes que discriminarão melhor entre grupos definidos *a priori*”. A combinação linear para uma análise

discriminante, também denominada função discriminante, é determinada pela seguinte equação:

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

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.

Pela função discriminante, entende-se que um conjunto de variáveis influencia simultaneamente no comportamento de um elemento (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009).

Para Hair Jr. et al. (2005a), esta técnica é apropriada para testar a hipótese de que as médias de grupo de um conjunto de variáveis independentes para dois ou mais grupos são iguais. Para isso, a análise discriminante multiplica cada variável independente pelo peso que corresponde e acrescenta esses produtos juntos, resultando em um escore Z discriminante composto para cada indivíduo na análise. Com todos os escores apurados, calcula-se a média de cada grupo, que servirá de base para o cálculo do ponto de corte (*cut-off point*) ou escore crítico, e finalmente, o valor médio entre as médias de cada grupo, que servirá para discriminar a qual grupo pertence um novo elemento (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009). Sendo assim, os objetos que apresentem o escore discriminante acima do ponto de corte são designados a um grupo, enquanto que objetos com escores discriminantes abaixo do ponto de corte são designados a outro grupo da variável dependente (HAIR JR. et al., 2005a).

Silva (2008) indica que uma das vantagens em utilizar a análise discriminante é que os pesos atribuídos aos índices são determinados por cálculos e processos estatísticos, eliminando a subjetividade. É importante destacar que, para o uso da técnica de análise discriminante, existem alguns pressupostos, tais como, normalidade multivariada; linearidade; ausência de *outliers* e de multicolineariedade e homogeneidade das matrizes de variância e covariância. Se estas suposições foram violadas gravemente, poderão prejudicar a eficiência do modelo e, portanto a extrapolação de seus resultados para a população (JOHNSON; WICHERN, 2002).

Hair Jr. et al. (2005a) analisa a probabilidade de se classificarem mal os objetos de um grupo. Para isso, são ilustradas na Figura 10, duas distribuições de escores discriminantes, grupo A e grupo B, respectivamente.

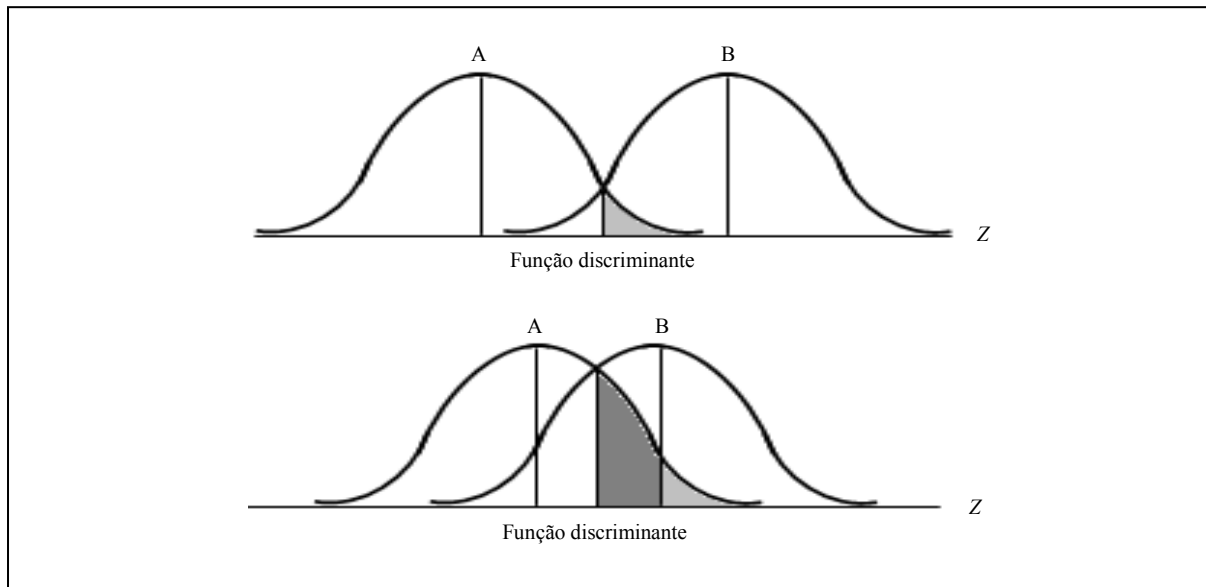


Figura 10 - Representação univariada de escores Z discriminantes
Fonte: Hair Jr. et al. (2005a, p. 209)

Verifica-se, na Figura 10, que o diagrama do alto representa as distribuições de escores discriminantes para uma função que separa bem os grupos, enquanto o diagrama abaixo mostra as distribuições de escores discriminantes em uma função que é um discriminante relativamente pobre entre o grupo A e o B, sendo que as áreas sombreadas representam as probabilidades de se classificarem mal os objetos do grupo A como sendo do grupo B (HAIR Jr. et al., 2005a).

De acordo com Hair Jr. et al. (2005a), uma das maneiras para verificar se houve erro na classificação dos elementos é pelo teste de significância estatística da função discriminante, que se trata de uma medida generalizada da distância entre os centróides de grupo. O centróide indica o local mais típico de qualquer indivíduo de um grupo particular, e uma comparação dos centróides de grupos apresenta o quão afastados estão os grupos ao longo da dimensão testada.

Corrar, Paulo e Dias Filho (2009, p. 237) ressaltam que as etapas a serem seguidas para a construção de uma função discriminante resumem-se em:

- identificar o problema e classificar os elementos em grupos;

- selecionar as variáveis independentes, avaliar o tamanho da amostra e segregá-la em duas amostras: de análise e de teste;
- testar as premissas para análise discriminante;
- estimar os coeficientes da função discriminante e avaliar a significância estatística da função e seu grau de acurácia; e
- interpretar o resultado da função discriminante e sua validade.

3.1.2 Regressão logística

A regressão logística é uma técnica semelhante à regressão linear, sendo utilizada quando a variável dependente é categórica e, em geral dicotômica ou binária (HOSMER; LEMESHOW, 1989)

A utilização da técnica é adequada em muitas situações porque permite que se analise o efeito de uma ou mais variáveis independentes (discretas ou contínuas) sobre uma variável dependente dicotômica, representando a presença (1) ou ausência (0) de uma característica (HOSMER; LEMESHOW, 1989).

Zanini (2007) destaca que a regressão logística é aplicável ou preferida quando se tem uma variável dependente categórica dicotômica, ou seja, uma variável nominal ou não métrica que possui apenas dois grupos ou classificações, como resultados possíveis, como, por exemplo, alto ou baixo, sim ou não etc.

Conforme Corrar, Paulo e Dias Filho (2009), a técnica de regressão logística foi desenvolvida por volta de 1960, em resposta ao desafio de realizar predições ou explicar a ocorrência de determinados fenômenos em que a variável dependente fosse de natureza binária. Um dos estudos pioneiros que mais contribuíram para o seu avanço foi o famoso *Framingham Heart Study*, realizado com a Universidade de Boston. O objetivo principal do estudo foi identificar os fatores que contribuíam para a ocorrência de doenças cardiovasculares.

Esta técnica vem sendo utilizada em diversas áreas do conhecimento, e seu objetivo é identificar quais são as variáveis independentes que influenciam no resultado da variável dependente e utilizá-las em uma equação para estimar a probabilidade das variáveis independentes explicarem o desfecho (HOSMER; LEMESHOW, 1989).

Ainda, segundo os mesmos autores, a regressão logística tornou-se, portanto, um método padrão de análise de regressão para variáveis medidas de forma dicotômica. Desta forma, a diferença principal da regressão logística comparada ao modelo linear clássico é que a distribuição da variável resposta segue uma distribuição binomial, e não uma distribuição normal.

Segundo Corrar, Paulo e Dias Filho (2009), uma das razões para o uso da regressão logística para realizar previsões é o fato da técnica apresentar um número reduzido de suposições, assim, o pesquisador consegue contornar certas restrições encontradas em outros modelos de análise multivariada de dados.

Para utilizar a técnica de regressão logística, é necessário observar os seguintes requisitos (PAULO; CORRAR; DIAS FILHO, 2009):

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

Hair Jr., et al. (2005a) e Field (2009) destacam algumas características da regressão logística:

- não é necessário supor a normalidade multivariada;
- é uma técnica mais genérica e mais robusta, pois sua aplicação é apropriada numa grande variedade de situações;
- é uma técnica similar à regressão linear múltipla, mas com variável de saída categórica dicotômica;
- em vez de prever o valor da variável “y” a partir de um preditor X_i , prevê-se a probabilidade de “y” ocorrer;
- a equação da regressão logística expressa uma regressão linear simples ou múltipla em termos logarítmicos e dessa forma resolve o problema da violação da hipótese de linearidade; e
- os coeficientes dos parâmetros são estimados utilizando a estimação de máxima verossimilhança que seleciona os coeficientes que tornam os valores observados mais prováveis de terem ocorrido.

Para Corrar, Paulo e Dias Filho (2009), a regressão logística busca encontrar uma função logística formada por meio de ponderações das variáveis (atributos), cuja resposta permita estabelecer a probabilidade de ocorrência de determinado evento e a importância das variáveis para esta ocorrência.

A este respeito, Hair Jr. et al. (2005a), afirmam que a regressão logística se assemelha em muitos aspectos à regressão linear, mas se difere basicamente no sentido de prever a

probabilidade de um evento ocorrer. Segundo Penha (2002), na regressão logística, as variáveis independentes podem ser tanto fatores quanto covariáveis, enquanto que as variáveis dependentes podem ser apresentadas em duas ou mais categorias. Entende-se que as covariáveis são representadas por dados contínuos, enquanto os fatores são dados categóricos.

Para esse autor, existem três procedimentos distintos para manipular os dados, e são denominados Regressão Logística Binária, Ordinal e Nominal. A escolha do método depende do número de categorias e das características da variável resposta. A variável binária é aquela que aceita apenas dois níveis de resposta, como adimplente ou inadimplente. Já a variável ordinária segue uma ordenação natural das coisas, como pequeno, médio e grande e a variável nominal pode ter mais de três níveis e não considera nenhuma ordenação, como por exemplo, a previsão do tempo: ensolarado, nublado e chuvoso (PENHA, 2002).

Corrar, Paulo e Dias Filho (2009, p. 284) definem que “a regressão logística é uma técnica de análise multivariada que permite estimar a probabilidade associada à ocorrência de determinado evento em face de um conjunto de variáveis explanatórias”.

Hair Jr. et al. (2005a), também salientam que uma das vantagens em utilizar a regressão logística é saber apenas se um evento aconteceu, para que então se possa usar um valor binário como variável dependente. A partir desse valor dicotômico, o procedimento prevê sua estimativa da probabilidade de que o evento ocorrerá ou não. Para Brito e Assaf Neto (2005a, p. 8) a regressão logística:

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.

Em um modelo de regressão logística binária, a variável resposta poderá assumir dois valores: 0 (zero) indicando a ausência de um determinado atributo e 1 (um) indicando a presença.

Uma das semelhanças da regressão logística com a regressão múltipla é no que diz respeito ao formato e aos dados nominais e categóricos poderem ser incluídos como variáveis independentes por meio de alguma forma de codificação binária. No entanto, a técnica difere da regressão múltipla no sentido de prever diretamente a probabilidade de um evento acontecer. Ou seja, os valores de probabilidade podem ser qualquer valor entre zero e um, mas o valor previsto deve ser limitado, de modo a recair no intervalo de zero a um (HAIR Jr. et al., 2005a).

Para definir uma relação delimitada por zero e um, a regressão logística usa uma relação assumida entre as variáveis independente e dependente (Figura 11), e, que lembra uma curva em forma de “S” (HAIR Jr. et al., 2005a).

Os modelos lineares de regressão não podem acomodar tal relação entre as variáveis, já que ela é inerentemente não-linear. Por isso, a regressão logística foi desenvolvida para lidar especificamente com essas questões. Destaca-se que a regressão logística deriva seu nome justamente dessa transformação logística utilizada com a variável dependente. (HAIR Jr. et al., 2005a).

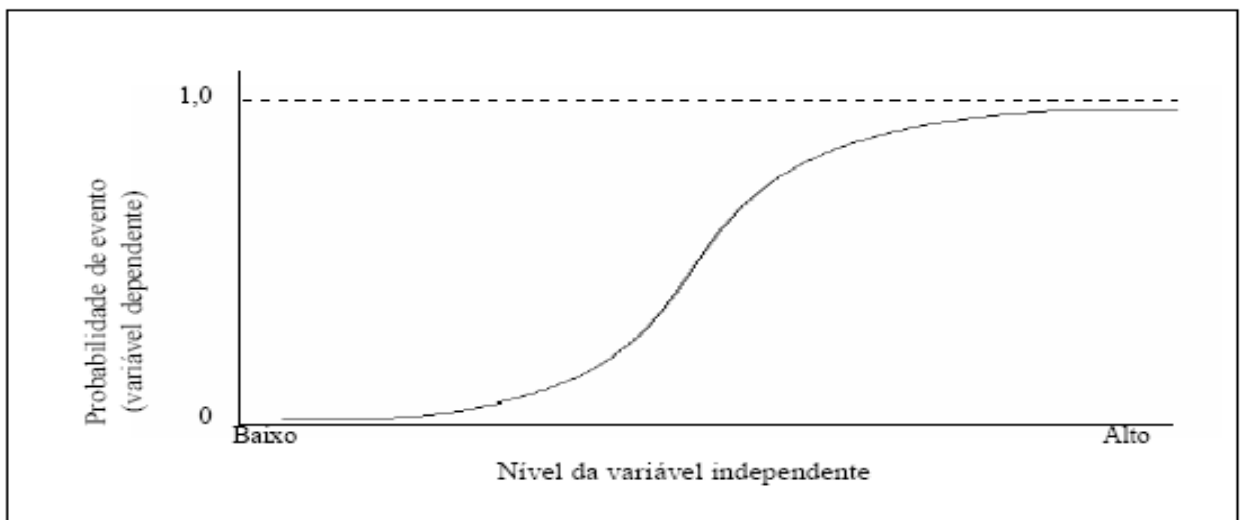


Figura 11 – Forma da relação logística entre variáveis dependente e independente.
Fonte: Hair Jr., et al. (2005a, p. 232)

Para Hair Jr. et al. (2005a), quando a variável independente aumenta, a probabilidade aumenta para cima da curva, mas, em seguida, a inclinação começa a diminuir, de forma que, em qualquer nível da variável independente, a probabilidade irá tender a um, mas jamais excederá a esse valor.

Corrar, Paulo e Dias Filho (2009) acrescentam que o uso do modelo linear poderia conduzir a previsões de valores menores que zero e maiores que um, e, com isso, torna-se necessário converter as observações em razão de chances (*odds ratio*) e submetê-las a uma transformação logarítmica. Com isso, o modelo passa a evidenciar mudanças nas inter-relações dos *logs* da variável dependente.

Verifica-se que a técnica de regressão logística gera um modelo matemático, cuja resposta permite estabelecer a probabilidade de uma observação pertencer a um grupo

previamente determinado, em razão do comportamento de um conjunto de variáveis independentes (BRITO; ASSAF NETO, 2005a). Para construção deste modelo, efetua-se uma transformação logística na variável dependente, sendo esse processo constituído de duas etapas. A primeira consiste em convertê-la numa razão de chance e a segunda, em transformá-la numa variável de base logarítmica (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009).

Primeiramente, converte-se a probabilidade associada a cada observação em razão de chance (*odds ratio*), que representa a probabilidade de sucesso (p) comparada com a de fracasso (1 - p):

$$\text{Razão de chance} = \frac{p}{(1 - p)} . \quad (2)$$

A razão de chances ou *odds ratio* (OR) é a razão da chance do desfecho (Y) a inadimplência, em relação à chance do desfecho (Y) a adimplência (MEZZOMO, 2009). Esta razão permite conhecer qual a chance de um evento ocorrer, em relação a ele não ocorrer sob as mesmas condições (PENHA, 2002).

Logo, obtém-se o logaritmo natural da razão de chance:

$$\ln\left(\frac{p}{1 - p}\right) = b_0 + b_1 x_1 . \quad (3)$$

Percebe-se que do lado esquerdo da equação tem-se o logaritmo natural da razão de chance e, no lado direito, as variáveis independentes e os coeficientes estimados que expressam mudanças no *log* da razão de chance.

Na equação acima, se X for uma variável categórica binária, poderá assumir o valor 0 ou 1, substituindo-se:

$$\ln(\text{odds})_{x=0} = b_0 + b_1 \cdot 0 = b_0 ; \quad (4)$$

$$\ln(\text{odds})_{x=1} = b_0 + b_1 \cdot 1 = b_0 + b_1 ; \quad (5)$$

Destaca-se que o *odds ratio* (OR) corresponde ao aumento de uma variável na variável independente (X) e tem-se (MEZZOMO, 2009):

$$OR = e^{b_1} ; \quad (6)$$

sendo $e = 2,718$, que é a base do logaritmo neperiano utilizado no modelo de regressão logística múltipla.

Em geral, para n variáveis independentes têm-se:

$$\ln(\text{odds}) = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad (7)$$

Conforme Corrar, Paulo e Dias Filho (2009), é importante considerar que a regressão logística calcula mudanças nas inter-relações dos *logs* da variável dependente e não na própria variável, como acontece com a linear.

Logo que o modelo logístico tenha sido ajustado a um conjunto de dados, pode-se obter a razão de chance estimada. Para isto, eleva-se a constante matemática (e) ao expoente composto dos coeficientes estimados:

$$\left(\frac{p}{1-p} \right) = e^{(b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n)} . \quad (8)$$

Se a razão de chance estiver estimada, alcança-se o objetivo final, ou seja, é possível identificar a probabilidade associada à ocorrência de um determinado evento.

Simplificando, o modelo de regressão logística pode ser escrito como expresso pela equação:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n)}} = \frac{1}{1 + e^{-(\ln \text{odds})}} . \quad (9)$$

Com essa transformação logística, a variável dependente passa a ser linear em relação à variável independente, assim como os parâmetros (coeficientes).

Logo identificada à equação, estima-se os coeficientes com a utilização do método da máxima verossimilhança.

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; ASSAF NETO, 2005a) e, em consequência, os modelos são denominados modelos *logit* (GUJARATI, 2004).

Segundo Selau (2008), os coeficientes estimados (b_0, b_1, \dots, b_n) são medidas das variações na proporção das probabilidades, chamada de razão de desigualdade. São expressos em logaritmos, necessitando serem transformados para facilitar a interpretação.

Ao utilizar a técnica de regressão logística, o interesse pode estar na identificação do efeito de um fator de risco específico ou em determinar quais são os vários fatores associados com a variável resposta (SELAU, 2008). Para Hosmer e Lemeshow (1989), a função logística vem sendo bastante aplicada não apenas pela simplicidade de suas propriedades teóricas, mas principalmente, devido a sua simples interpretação como o logaritmo da razão de chances (*odds ratio*).

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

Mesmo a regressão logística sendo uma técnica robusta, existe o pressuposto importante da alta correlação entre as variáveis independentes, já que o modelo é sensível à colineariedade entre as variáveis (HAIR JR., et al., 2005a). A utilização de variáveis altamente correlacionadas para a estimação do modelo pode ocasionar estimativas extremamente exageradas dos coeficientes de regressão (HOSMER; LEMESHOW, 1989).

Corrar, Paulo e Dias Filho (2009) destacam alguns fatores que contribuem para o êxito na utilização da técnica:

- comparada a outras técnicas de dependência, a regressão logística acolhe com mais facilidade variáveis categóricas;
- 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;
- requer um número menor de suposições iniciais, se comparada com outras técnicas utilizadas para discriminar grupos;
- admite variáveis independentes métricas e não-métricas, simultaneamente;
- facilita a construção de modelos destinados à previsão de um evento em diversas áreas de conhecimento;

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

Sendo assim, se o pesquisador tem um problema que envolva uma variável dependente dicotômica, não é necessário apelar para métodos elaborados para suprir as limitações da regressão múltipla, nem precisa forçar-se a usar uma outra técnica, principalmente se suas suposições estatísticas não são satisfeitas. A regressão logística aborda satisfatoriamente esses problemas e oferece um método de análise desenvolvido especialmente para lidar com esse tipo de situação da forma mais eficiente possível (HAIR JR., et al., 2005a).

3.1.2.1 Método da máxima verossimilhança

A regressão logística diferencia da regressão múltipla no método de estimar os coeficientes. Ao invés de minimizar os desvios quadráticos (método dos mínimos quadrados), a regressão logística maximiza a “verossimilhança” de que um evento ocorra. Assim sendo, a estimação do modelo é realizada pelo método da máxima verossimilhança, devido à natureza não linear da transformação logística. Este método é usado para encontrar as melhores estimativas “mais prováveis” para os coeficientes e a variável dependente é transformada em uma variável de base logarítmica. Observa-se, que o valor de verossimilhança é utilizado no lugar da soma dos quadrados dos resíduos, usado na regressão múltipla, quando se calcula a medida de ajuste geral do modelo. (HAIR JR., et al., 2005a).

O valor de verossimilhança é dado pela expressão $-2LL$, $-2VL$ ou $-2\log$ verossimilhança, que é o logaritmo natural do *Likelihood Value* multiplicado por -2 , seguindo-se uma distribuição qui-quadrado:

$$\chi^2 = 2[VL(\text{novo}) - VL(\text{básico})] \quad (g1 = K_{\text{novo}} - K_{\text{básico}}) . \quad (10)$$

sendo:

χ^2 = distribuição de qui-quadrado;

VL (novo) = valor de verossimilhança incluindo a constante e os coeficientes dos previsores;

VL (básico) = valor de verossimilhança somente com a constante;

gl = graus de liberdade;

K_{novo} = número de parâmetros estimado (somente a constante);

$K_{\text{básico}}$ = número parâmetros estimados (constante e o número de previsores).

Observa-se que o valor da verossimilhança também pode ser comparado entre equações, onde a diferença representa a mudança no ajuste preditivo de uma equação para outra. Programas estatísticos têm testes automáticos para a significância dessas diferenças. O teste qui-quadrado para a redução no valor do logaritmo da verossimilhança fornece uma medida que possibilita melhora devido à introdução das variáveis independentes. (HAIR JR. et al., 2005a).

A distribuição qui-quadrado utilizada tem graus de liberdade igual ao número de parâmetros no novo modelo menos o número de parâmetros no modelo básico. O número de parâmetros, K no modelo básico é sempre igual a 1, pois a constante é o único parâmetro a ser estimado, e qualquer modelo subsequente terá um número de graus de liberdade igual ao número de previsores mais 1, ou seja, o número de previsores mais o parâmetro representando a constante (FIELD, 2009).

Corrar, Paulo e Dias Filho (2009) ressaltam que o *Log Likelihood Value* é uma das principais medidas de avaliação geral da regressão logística, que busca aferir a capacidade do modelo estimar a probabilidade associada à ocorrência de determinado evento.

Para Field (2009, p. 224):

a verossimilhança-log é, portanto baseada na soma das probabilidades associadas com a saída real e a prevista. A estatística de verossimilhança-log é análoga à soma dos resíduos ao quadrado na regressão múltipla, no sentido de que ela é um indicador de quanta informação não explicada ainda existe após o modelo ter sido ajustado. Como consequência, tem-se que valores altos da estatística de verossimilhança-log indicam uma aderência pobre do modelo, porque quanto maior for esse valor, mais observações não explicadas existirão.

Um modelo bem ajustado terá um valor pequeno para -2LL sendo que o valor mínimo é 0 (zero). Um modelo com ajuste perfeito terá como resposta um valor de verossimilhança igual a 1 (um) e, portanto, -2LL será igual a 0 (zero).

3.1.2.2 O teste Wald

Para Corrar, Paulo e Dias Filho (2009), a finalidade da estatística Wald é testar o grau de significância de cada coeficiente da equação logística, inclusive a constante, ou seja, verifica se cada parâmetro estimado é significativamente diferente de zero.

Hair Jr. et al. (2005a), sugerem o uso da estatística de Wald para testar a significância dos coeficientes. Este teste fornece a significância estatística para cada coeficiente estimado, de modo que o teste de hipóteses pode ocorrer como acontece na regressão múltipla.

Hosmer e Lemeshow (1989) destacam que o teste Wald é obtido pela comparação da estimativa da máxima verossimilhança do parâmetro de inclinação b_i em relação à estimativa do seu erro padrão. A razão resultante, sob a hipótese que $b_i = 0$, segue uma distribuição normal padrão. O teste é calculado pela equação:

$$\text{Wald} = \frac{b_i}{\text{SE}(b_i)} \quad (11)$$

sendo:

b_i = estimativa do coeficiente de uma variável independente incluída no modelo;

$\text{SE}(b_i)$ = erro padrão do coeficiente.

As hipóteses para o teste são:

$$\begin{cases} H_0: b_i = 0 \\ H_1: b_i \neq 0 \end{cases}$$

Comparando-se o teste Wald calculado com um valor de $Z_{\alpha/2}$ Tabelado (bilateral) a um nível de significância, torna-se possível concluir pela aceitação ou rejeição da hipótese nula (H_0).

O teste Wald assim como o teste da razão de verossimilhança precisam da estimativa de máxima verossimilhança dos parâmetros β_i 's (MEZZOMO, 2009).

Para Hosmer e Lemeshow (1989), o método para testar a significância dos coeficientes de uma variável na regressão logística é similar ao utilizado na regressão linear, mas usa uma função de verossimilhança para uma variável dicotômica.

3.1.2.3 O teste Hosmer e Lemeshow

Outro mecanismo que pode auxiliar a identificar a capacidade preditiva do modelo logístico é o teste de Hosmer e Lemeshow, que se trata de um teste qui-quadrado capaz de prever as possíveis diferenças significativas existentes entre as classificações realizadas pelo modelo e a realidade observada (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009).

As hipóteses para o teste são:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: Y = \hat{Y} \\ H_1: Y \neq \hat{Y} \end{array} \right.$$

Considerando Y como o valor real da variável observada e \hat{Y} como o valor previsto, o teste é feito com o intuito de medir a proximidade de ambos. Portanto, busca-se a um nível de significância, aceitar a hipótese nula (H_0) de que não existem diferenças significativas entre as classificações preditas pelo modelo e as observadas. Caso a hipótese nula seja rejeitada, ocorre a aceitação da hipótese alternativa (H_1) e isto revela que o modelo não representa a realidade de forma satisfatória, ou seja, o modelo não é capaz de produzir estimativas e classificações muito confiáveis (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009).

Segundo Zanini (2007), quanto menor é o valor da diferença entre Y e \hat{Y} , mais os valores previstos se aproximam dos reais e, melhor o desempenho preditivo do modelo.

3.2.1.4 Pseudo R^2

Os chamados Pseudos – R-quadrado são indicadores que cumprem um papel semelhante ao coeficiente de determinação da regressão linear, ou seja, medem o poder de explicação ou ajuste geral do modelo, segundo Corrar, Paulo e Dias Filho (2009) estão:

➤ R^2 de Cox-Snell - trata-se de um mecanismo que pode ser utilizado para comparar o desempenho de modelos concorrentes. Baseia-se na verossimilhança-log do

modelo (VL (novo)) e a verossimilhança-log do modelo original (VL (básico)) e o tamanho da amostra (n):

$$R_{CS}^2 = 1 - e^{[-2/n(VL(novo)-VL(básico))]} \quad (12)$$

sendo:

R_{CS}^2 = indicador de Cox-Snell;

n = tamanho da amostra;

VL (novo) = valor de verossimilhança incluindo a constante e os coeficientes dos previsores;

VL (básico) = valor de verossimilhança somente com a constante.

Cabe lembrar que este indicador baseia-se no *Likelihood Value* e situa-se numa escala que começa em 0 (zero), mas não chega a 1 (um) em seu limite superior.

➤ R^2 de Nagelkerke – este coeficiente foi proposto por Nagelkerke em 1991 com a finalidade de ajustar o índice de Cox-Snell para que ele pudesse chegar ao referido limite máximo, em uma escala que vai de zero a um. Sua finalidade é a mesma do coeficiente mencionado anteriormente, sendo seu valor obtido pela expressão:

$$R_N^2 = \frac{R_{CS}^2}{1 - e^{[2(VL(básico)/n)]}} \quad (13)$$

sendo:

R_N^2 = indicador de Nagelkerke;

R_{CS}^2 = indicador de Cox-Snell;

e = base dos logaritmos neperianos (2,718);

VL (básico) = valor de verossimilhança somente com a constante;

n = tamanho da amostra.

Cabe salientar que não existe consenso quanto à superioridade deste ou de outro coeficiente enquanto medida de adequação do modelo e como não são conflitantes entre si, pode-se utilizá-las em conjunto (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009). Também, sugere-se que os Pseudos R^2 sejam utilizados apenas como uma medida aproximada do poder preditivo de cada modelo (FIELD, 2009).

3.1.3 Redes neurais

Segundo Mendes Filho, Carvalho e Matias (1996, p.1), “redes neurais artificiais (RNA) são modelos de processamento de informação inspirados em uma estrutura natural: o cérebro humano”. Estes modelos utilizam fatores conhecidos sobre o funcionamento do cérebro e de seus neurônios, visando a obter melhores desempenhos na resolução de problemas para os quais os métodos tradicionais de computação têm se mostrado inadequados.

Santos (2010, p.173) conceitua redes neurais como “sistemas de inteligência artificial desenvolvidos para simular o funcionamento do cérebro de maneira simplificada”.

Para Corrar, Paulo e Dias Filho (2009, p. 435) trata-se de “um modelo de processamento de dados que emula uma rede de neurônios biológicos, capaz de recuperar rapidamente uma grande quantidade de dados e reconhecer padrões baseados na experiência”.

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.

Santos (2010, p. 173) destaca que a “tecnologia de redes neurais vem sendo aplicada mais recentemente aos modelos de pontuação de propostas de crédito”. Nesta mesma linha, Senger e Caldas Junior (2001, p. 19) complementam que esta técnica tem sido muito utilizada em análise financeira, 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.

Sendo assim, a rede neural utilizada para a análise de crédito, permite fazer ajustes nos dados dos clientes à medida que novas informações estejam disponíveis. Este é um diferencial com relação às outras técnicas estudadas, em que os dados coletados do tomador de crédito são históricos (RIBEIRO, 2008).

O elemento computacional não linear na rede neural é chamado de nó, que opera em passos discretos, densamente interconectado por meio de conexões diretas, de forma análoga a uma função de dois estágios: no primeiro, calcula-se a soma dos sinais de entrada,

atribuindo pesos aos sinais; e no segundo, aplica-se, à soma dos sinais, uma função de saída, chamada de ativação (LIMA et al., 2009).

Na Figura 12, apresenta-se o modelo de um neurônio que forma a base para o projeto de redes neurais artificiais, o qual podem ser destacados os seguintes componentes (SENGER; CALDAS JR., 2001, p. 20):

- a) um conjunto de sinapses ou elos de conexão, e cada sinapse é caracterizada por um peso ou força própria. Especificamente, um sinal x_j , na entrada da sinapse j conectada ao neurônio k , é multiplicado pelo peso sináptico w_{kj} .
- b) um somador ou integrador para somar os sinais de entrada, ponderados pelas respectivas sinapses do neurônio.
- c) uma função de ativação para restringir a amplitude da saída de um neurônio. A função de ativação é também referida como função restritiva, pois limita o intervalo permitido de amplitude do sinal de saída a um valor finito.

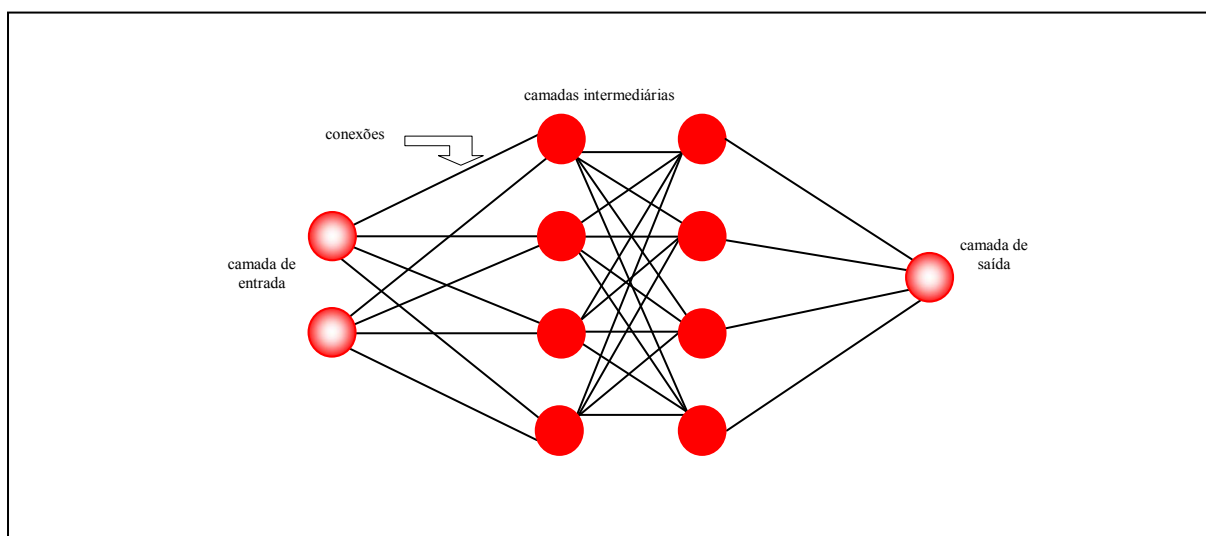


Figura 12 - Rede Neural *Multi Layer Perception* com 2 neurônios na camada de entrada, duas camadas intermediárias com 4 neurônios cada e 1 neurônio na camada de saída.

Fonte: Senger e Caldas Jr. (2001, p. 20)

Numa estrutura convencional na camada de entrada estão os primeiros nós que recebem as informações (dados) de entrada e, entre um neurônio e outro existem linhas de interconexões que efetuam a passagem dos valores de saída. Cada linha de interconexão tem os valores dos pesos que são multiplicados aos dados associados àquela linha. Estes pesos são ajustados durante a fase de treinamento até alcançar o resultado de saída desejado para um determinado dado de entrada (LIMA et al. 2009, p. 38).

A camada intermediária contém nó de processamento, denominado de neurônio artificial, e seu funcionamento pode ser resumido da seguinte maneira (SANTOS, 2010, p. 173):

- 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.

Santos (2010, p. 174) menciona que “para desenvolver um modelo matemático com a técnica de redes neurais adaptado à análise de crédito são utilizados algoritmos ou variáveis representativas de informações cadastrais (financeiras, patrimoniais e de idoneidade) dos clientes para gerar um resultado. Na fase de treinamento, tanto os pesos como a composição das variáveis podem ser modificadas para reduzir a diferença entre o resultado desejado (previsão correta) e o resultado real (previsão gerada)”.

Haykin (2007) analisa que uma rede neural, depois de treinada, está apta a associar um conjunto de valores que são apresentados em suas entradas a um conjunto de saída. Portanto, esta capacidade não é somente uma memória, ela tem a habilidade de generalização. Uma rede neural pode revelar respostas certas mesmo nos caso em que os dados estão danificados ou incompletos.

Segundo Selau (2008), ainda que o modelo de rede neural possa ser utilizado em situações que outras técnicas estatísticas seriam também indicadas, ele não informa a importância relativa das variáveis independentes na previsão devido a combinação não-linear de pesos que ocorre na camada intermediária.

Conforme Zanini (2007), uma grande vantagem de utilizar uma rede neural é a capacidade de resolver problemas sem a necessidade de definir listas de regras ou de modelos explícitos. Com isso, surge a possibilidade de tratar de situações onde é difícil criar modelos adequados da realidade ou situações com frequentes mudanças no ambiente.

Para Corrar, Paulo e Dias Filho (2009, p. 451) os principais pontos fortes no uso das redes neurais são:

- a) Não-linearidade: podendo ser desenvolvidos mapas de limites de entradas e saídas altamente não lineares;

- b) Informação contextual: cada neurônio da rede é afetado pela atividade global de todos os outros neurônios. Com isso, a informação contextual é dada com naturalidade pela rede;
- c) Tolerância a falhas: o desempenho de uma rede neural reduz pouco sob condições operacionais adversas ou no caso de um neurônio danificado;
- d) Flexibilidade: não pressupõem um modelo ao qual os dados devem ser ajustados. O modelo é gerado pelo processo de aprendizagem.
- e) Uniformidade de análise e desenho: a mesma notação é utilizada em todos os setores que envolvem as aplicações de redes neurais, pois em todas há um neurônio e é possível compartilhar teorias e algoritmos de aprendizado;
- f) Analogia neurobiológica: como as redes neurais têm analogia com o cérebro, há uma evidência de que o processamento paralelo tolerante a falhas é possível fisicamente, como também rápido e poderoso.

Da mesma forma, os autores mencionam os pontos fracos em utilizar esta técnica, que são:

- a) Os pesos calculados não podem ser interpretados, portanto, a justificativa para os resultados é difícil de obter;
- b) A melhor opção para representar os dados de entrada e de fazer a escolha da arquitetura é por tentativa de erro, o que pode ser um processo muito demorado.

3.2 Behavioural scoring

O *behavioural scoring* é uma das categorias no qual se dividem os modelos de *credit scoring*, considerados como modelos de escoragem comportamental (SAUNDERS, 2000).

Conforme Securato (2007, p. 35), como o próprio nome define, é um sistema de pontuação baseado na análise comportamental. Sua elaboração é complexa, na medida em que envolve grande quantidade de amostras de variáveis particulares vinculadas ao comportamento dos indivíduos. O mesmo autor salienta que o levantamento dos comportamentos individuais não é tarefa fácil. Mas, uma vez tabulados, é necessário conjugá-los com as faixas de renda dos indivíduos e analisar as frequências com que indivíduos de diferentes faixas de renda adotam diferentes práticas de consumo, aplicações financeiras e assunção de obrigações.

Para Vicente (2001, p. 47) “é uma ferramenta para previsão de eventos associados aos riscos de crédito, como inadimplência e pagamentos em dia, entre outras características. Para tanto leva em consideração aspectos comportamentais e de atividades de clientes na instituição”.

O *behaviour score* ou pontuação comportamental requer uma base de dados e recursos tecnológicos melhor estruturados e que possibilitem a manutenção dos registros do comportamento de crédito dos clientes (SILVA, 2008). A observação de mudanças de comportamento pode ser um aviso para uma revisão do relacionamento de crédito com o cliente.

Silva (2008, p. 353) enfatiza que enquanto o *credit scoring* é utilizado para avaliar aceitação do cliente, o *behaviour scoring* avalia o comportamento do cliente.

Thomas (2000, p. 167) aponta as diferenças entre os modelos de aprovação crédito e os de escoragem comportamental. Os modelos *credit scoring* são ferramentas que dão apoio à tomada de decisão sobre o processo de concessão de crédito para novas aplicações ou novos clientes. Enquanto que os modelos *behavioural scoring* auxiliam na administração dos créditos já existentes, isto é, aqueles clientes que já possuem um vínculo creditício com a instituição.

O *behavioural scoring* trabalha com as variáveis utilizadas no sistema *credit scoring*, além de introduzir variáveis de comportamento ao modelo. Com a utilização desta técnica, é possível obter a fidelização dos clientes, por meio do conhecimento dos seus hábitos e pagamentos (VICENTE, 2001, p. 47). Após transcorrido o período de observação e conhecimento, é possível avaliar e descrever como bom ou mau o comportamento do tomador de crédito (THOMAS, 2000, p. 167-168).

Vicente (2001, p. 48) ressalta que para implantar 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.

3.3 Síntese do capítulo

Nesse capítulo, apresentou-se o referencial teórico relativo aos modelos quantitativos de previsão do risco de crédito, que podem ser classificados como modelos de *credit scoring* (análise discriminante, regressão logística e redes neurais) e modelos de *behavioural scoring*. A seguir, será abordada a metodologia utilizada no desenvolvimento do presente estudo.

4 METODOLOGIA

Neste capítulo, apresentam-se as informações referentes ao delineamento da pesquisa, técnicas estatísticas utilizadas e todas as etapas realizadas para a construção do modelo proposto. Também será abordada a cooperativa de crédito mútuo – Unicred Pelotas, objeto de estudo.

4.1 Delineamento

Lakatos e Marconi (2008) definem metodologia como um conjunto de atividades sistemáticas e racionais que, com segurança e economia, permite alcançar o objetivo traçando o caminho a ser seguido, detectando erros e auxiliando as decisões do pesquisador. Já para Inácio Filho (2004), metodologia consiste em um conjunto de procedimentos e técnicas utilizadas no processo de investigação, incluindo os aspectos relacionados à como fazer a pesquisa.

O método de pesquisa utilizado, quanto a sua natureza, classifica-se como uma pesquisa aplicada, pois busca conhecimentos para aplicação prática e solução de problemas específicos.

Quanto à abordagem do problema, trata-se de uma pesquisa quantitativa, descritiva e bibliográfica.

Conforme Hair et al. (2005b), a pesquisa quantitativa é aquela que utiliza números para representar as propriedades em estudo, analisando-os por meio de técnicas estatísticas. Neste caso, propõe-se a estudar uma técnica estatística para prever o risco de crédito e minimizar a inadimplência em uma cooperativa de crédito.

Para Gil (2008), a pesquisa descritiva tem como objetivo a descrição das características de determinada população ou fenômeno ou o estabelecimento de relações entre as variáveis dependentes e independentes. Neste estudo, buscou-se descrever a população de cooperados com base nas informações pessoais, profissionais, econômico-financeiras e patrimoniais que são solicitadas pela instituição objeto de estudo, constante da ficha cadastral.

A pesquisa bibliográfica abrange toda bibliografia já tornada pública em relação ao tema de estudo, desde publicações avulsas, boletins, jornais, revistas, livros, pesquisas, monografias, teses, matéria cartográfica, etc. (LAKATOS; MARCONI, 2008). Neste estudo,

buscou-se aprofundar o tema proposto segundo a percepção dos autores, servindo como parâmetro para confrontar as experiências do pesquisador com a realidade encontrada.

Com relação aos procedimentos, optou-se por um estudo de caso, que, segundo Yin (2005), trata-se de uma pesquisa empírica que investiga um fenômeno contemporâneo dentro de seu contexto da vida real, especialmente quando os limites entre o fenômeno e o contexto não estão claramente definidos. Nesta dissertação, será explorado um estudo dentro de uma cooperativa de crédito mútuo – Unicred, situada no município de Pelotas, limitada pelo tempo e atividade.

4.2 Definição do universo

Define-se Universo ou População como o conjunto de todas as unidades elementares de interesse (BOLFARINE; BUSSAB, 2005). Para Fonseca e Martins (2008), o conceito de Universo é intuitivo, trata-se do conjunto de indivíduos ou objetos que apresentam em comum determinadas características definidas para o estudo.

O universo desta pesquisa está associado aos 1.534 cooperados na modalidade pessoa física apurados no período de dezembro de 2010, junto à Unicred Pelotas.

Primeiramente, foi dimensionado o tamanho da amostra acerca da população em estudo e logo foram utilizadas técnicas estatísticas para análise dos dados.

4.3 Dimensionamento da amostra

Fonseca e Martins (2008, p. 177), definem que “amostra é um subconjunto da população”. Corresponde a parcelas do todo e costumam ser extraídas e analisadas quando o estudo envolve populações finitas com tamanhos consideráveis ou populações infinitas, que apresentam elementos que não podem ser contados (BRUNI, 2007).

Segundo Bruni (2007, p. 169), “a amostra consiste em uma maneira de não estudar o conjunto como um todo, mas uma parte dele, sem que ocorra a perda das características essenciais da população”.

Portanto, para construção do modelo, é necessário obter uma amostra significativa e representativa da população em estudo. A melhor maneira de se obter uma amostra representativa é empregar um procedimento aleatório para a seleção dos indivíduos (CALLEGARI-JAQUES, 2003).

Dessa forma, a amostra é 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 Jr., et al., 2005b).

O dimensionamento da amostra aleatória probabilística adotado foi calculado para uma população finita, utilizando-se um erro de amostragem (precisão) de 5%, com um nível de confiança de 99% e com a proporção de elementos favoráveis e desfavoráveis de 0,5.

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

$$n = \frac{Z^2 \cdot p \cdot q \cdot N}{e^2 (N - 1) + Z^2 \cdot p \cdot q}, \quad (14)$$

onde:

n = tamanho da amostra;

N = tamanho do universo = 1.534;

z = valor obtido na curva normal com 99% de probabilidade = 2,58;

p = proporção de elementos favoráveis = 0,5;

q = proporção de elementos desfavoráveis = 0,5;

e = erro de amostragem = 0,05;

Sendo assim:

$$n = \frac{2,58^2 \cdot 0,5 \cdot 0,5 \cdot 1534}{0,05^2 (1533) + 2,58^2 \cdot 0,5 \cdot 0,5} \cong 400 \text{ cooperados} \quad (15)$$

O critério de amostragem aplicado foi o da Amostragem Aleatória Simples (AAS), no qual todos os indivíduos da população têm igual probabilidade de participarem da amostra. De acordo com Bolfarine e Bussab (2005, p.16), na AAS, “cada unidade elementar é sorteada com igual probabilidade, individualmente, sem estratificação, e com um único estágio e seleção aleatória”. Para realizar o sorteio, foram utilizadas as “tábuas de números aleatórios”, que consistem em tabelas que apresentam sequências dos dígitos de 0 a 9 distribuídos aleatoriamente (FONSECA; MARTINS, 2008)

4.4 Instrumento de obtenção dos dados

Para cumprir com o objetivo proposto nesta investigação, foram utilizados dados secundários, uma vez que foram obtidos junto à base de dados cadastrais fornecidas pelo Sistema de Automação Unicred (SAU). Dessa forma, foram coletadas informações identificando os cooperados em adimplentes e inadimplentes, verificando-se quais variáveis estariam relacionadas aos pagamentos com atraso. A data de realização do levantamento dos dados foi fixada no período de dezembro de 2010.

O instrumento de onde foram coletadas as informações pessoais, profissionais, econômico-financeiras e patrimoniais cooperados pessoas físicas, encontra-se em uma ficha cadastral (ANEXO A) que o cliente preenche durante o processo de solicitação de abertura de uma conta corrente ou de uma operação de crédito na cooperativa, sendo que a mesma é atualizada anualmente pelos gestores da instituição, conforme exigência do Banco Central do Brasil.

Foram selecionadas e disponibilizadas pela cooperativa 29 variáveis que compunham a ficha cadastral dos cooperados, que, segundo o ponto de vista do pesquisador, podem influenciar na classificação de bom ou mau pagador no processo de concessão de crédito da cooperativa.

4.5 Técnicas para análise dos dados

Após efetuada a coleta e tabulação dos dados, procedeu-se à análise dos mesmos com o aplicação da técnica de estatística descritiva, e da análise multivariada.

A estatística descritiva foi utilizada para identificar o perfil dos cooperados da Unicred Pelotas e, é considerada uma ferramenta para descrever e resumir um conjunto de dados, de modo que eles possam ser facilmente descritos e interpretados.

Para Bruni (2007), a principal função da estatística descritiva consiste em resumir dados e informações investigadas, expondo-os da maneira mais prática e simples possível. Dessa maneira, reduz-se o conjunto de dados, tornando-o mais maleável, constituindo tabelas, gráficos ou sumarizando os seus valores através de medidas descritivas (LOPES, 2008).

Nesta pesquisa, para propor o modelo de risco de inadimplência aplicou-se a análise multivariada, que permite a análise simultânea dos dados recolhidos para um ou mais

conjuntos de indivíduos (populações ou amostras) caracterizados por mais de duas variáveis correlacionadas entre si (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009).

A técnica aplicada foi a de Regressão Logística Múltipla que, trata-se de uma ferramenta bastante utilizada em investigações acadêmicas e que tem a finalidade de fornecer informações significativas sobre o efeito de fatores associados à ocorrência de um determinado evento. O intuito deste trabalho é identificar quais as variáveis disponibilizadas pelo cadastro de pessoas físicas que estão relacionadas com o risco de inadimplência nas operações de crédito.

No Quadro 4, são apresentados os objetivos para o desenvolvimento do modelo proposto juntamente com a técnicas/procedimentos que foram utilizados para atingi-los.

Objetivos	Técnicas/procedimentos utilizados
Identificar o perfil dos cooperados na modalidade PF da Unicred Pelotas	Análise de estatística descritiva
Selecionar as variáveis candidatas ao modelo de regressão logística múltipla.	Análise de regressão logística univariada
Verificar a existência de correlação entre duas ou mais variáveis explicativas.	Análise de multicolineariedade (coeficiente de correlação de Spearman)
Construir um modelo probabilístico de risco de inadimplência na concessão de crédito a PF.	Análise de regressão logística múltipla
Avaliar e ajustar o modelo de regressão logística múltipla com as variáveis estatisticamente significativas ao risco de inadimplência.	Testes de Pseudo R ² de Cox-Snell e Nagelkerke; cálculo do -2LL (razão de verosimilhança) e teste de Hosmer e Lemeshow.
Validar o modelo estimado	Abordagem de validação interna com o uso do Excel

Quadro 4 – Objetivos e técnicas/procedimentos utilizados no desenvolvimento do modelo

A operacionalidade estatística foi realizada com o auxílio dos programas computacionais Excel e SPSS (*Statistical Package for Windows*), versão 13.0.

4.6 Variável dependente

Para estimar o modelo, utilizou-se como variável dependente binária (Y) a situação de risco de crédito dos clientes pessoa física, ou seja, o resultado da análise possibilitou associação às categorias inadimplente ou adimplente na concessão de crédito (Quadro 5).

Variável Dependente	Codificação
Inadimplente	1
Adimplente	0

Quadro 5 - Variável dependente utilizada no modelo de regressão logística.

4.7 Variáveis independentes ou covariáveis

O primeiro passo antes de iniciar as análises do banco de dados, trata-se da escolha das covariáveis que entrarão na modelagem, podendo a vir integrar o modelo final (SELAU, 2008). Conforme Smith (1996), não existe uma metodologia a ser seguida para esse processo de escolha, dependendo de testes estatísticos que serão aplicados e do bom senso de cada pesquisador.

Após realizada a seleção das variáveis que entrarão na análise, foi feito o agrupamento de atributos das mesmas e, na sequência foram criadas as variáveis *dummies*.

No estudo foram consideradas inicialmente as seguintes covariáveis para construir o modelo proposto de Regressão Logística Múltipla, apresentadas no Quadro 6:

Código	Variável
X ₁	Sexo
X ₂	Estado Civil Casado
X ₃	Estado Civil Divorciado
X ₄	Ensino Superior Completo
X ₅	Pós-Graduação Completa
X ₆	Profissão Médico
X ₇	Profissão Dentista
X ₈	Renda mensal até 5 mil reais
X ₉	Renda mensal acima de 5 mil até 10 mil reais
X ₁₀	Renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais
X ₁₁	Renda mensal acima de 20 mil até 30 mil reais
X ₁₂	Renda mensal acima de 30 mil reais
X ₁₃	Regime de casamento de comunhão total de bens
X ₁₄	Regime de casamento de comunhão parcial de bens
X ₁₅	Tempo de cooperado até 7 anos
X ₁₆	Tempo de cooperado acima de 7 anos
X ₁₇	Tem casa própria
X ₁₈	Possui seguro de vida
X ₁₉	Possui plano de saúde
X ₂₀	Possui cartão de crédito
X ₂₁	Possui bens alienados
X ₂₂	Idade de 22 até 30 anos

Código	Variável
X ₂₃	Idade acima de 30 ate 45 anos
X ₂₄	Idade acima de 45 até 60 anos
X ₂₅	Idade acima de 60 até 75 anos
X ₂₆	Idade acima de 75 até 90 anos
X ₂₇	Integralização da cota capital menor que R\$100
X ₂₈	Integralização da cota capital maior que R\$100 e menor que R\$200
X ₂₉	Integralização da cota capital de R\$200 ou mais

Quadro 6 - Variáveis independentes utilizadas no modelo de regressão logística.

Cabe salientar que para as covariáveis utilizadas no modelo estatístico foram utilizadas variáveis *dummies*, denominadas de variáveis binárias que podem tomar um de dois valores, em geral 0 ou 1, isto é, servem para descrever qualquer evento que tenha apenas dois resultados possíveis (HILL, 2003). Neste modelo, as variáveis explicativas podem assumir dois valores: 0 (zero) indicando a ausência de um determinado atributo e 1 (um) indicando a presença. Segundo Selau (2008), com esse artifício, evitam-se problemas decorrentes da não linearidade dos atributos, no cálculo da análise multivariada.

Para as variáveis com muitos atributos, como profissão, idade, renda, foram realizados agrupamentos. Segundo Selau (2008, p. 69) isso é feito com o objetivo de diminuir o número de atributos a serem analisados e, principalmente, para obter representatividade nos agrupamentos, de forma a aumentar a chance de fazerem parte do modelo.

Sendo assim, busca-se investigar se as covariáveis citadas e obtidas a partir do sistema de banco de dados da cooperativa explicam a situação de inadimplente ou adimplente.

4.8 O estudo de caso: a cooperativa de crédito mútuo Unicred Pelotas

As cooperativas de crédito, apesar de já existirem há muitos anos, têm merecido destaque nos últimos tempos, não só em virtude de seu êxito negocial dos sistemas cooperativos nacionais, mas também em função do forte estímulo à bancarização, empreendido pelo governo e pela sociedade em geral (TAVARES, 2005).

Inseridas na economia financeira brasileira desde 28 de dezembro de 1902, data em que foi constituída a primeira cooperativa, no município de Nova Petrópolis, as cooperativas de crédito são muito importantes para a sociedade, na medida em que promovem a aplicação de recursos privados e públicos, assumindo os eventuais riscos em favor da própria comunidade onde se desenvolve (ORGANIZAÇÃO DAS COOPERATIVAS BRASILEIRAS, 2010).

Sobre este assunto, Neves, Amaral e Braga (2010, p. 3) ressaltam que “no cenário nacional, as cooperativas de crédito aparecem com força, como via de acesso ao crédito àqueles que antes se encontravam excluídos do tradicional sistema financeiro, de modo a viabilizar o desenvolvimento das atividades de seus sócios”.

A relevância do cooperativismo pode ser constatada pelo número expressivo de cooperativas formadas nos últimos anos. O relatório disponível do Banco Central do Brasil – BACEN (2010) demonstra que em 2009, dos R\$ 3,610 trilhões administrados pelas Instituições Financeiras que atuam no Brasil, 1,9% eram administradas pelas 1.394 Cooperativas de Crédito. Os ativos totais administrados pelas instituições cooperativas atingiu R\$ 68,7 bilhões em 2009 e a carteira de crédito R\$ 31,2 bilhões (2,37% do mercado financeiro).

Neste contexto e constituída em dezembro de 1996, a Unicred Pelotas, começou a operar oficialmente em maio de 1997, por 27 médicos, com o apoio e estímulo da Diretoria da Unimed Pelotas. Hoje, com 14 anos de atividade, a instituição conta com 1936 cooperados ativos; 19 funcionários (sendo 2 estagiários), e encontra-se entre as 3 primeiras cooperativas do Rio Grande do Sul, sendo marco de excelência administrativa no Brasil

A Unicred Pelotas é uma cooperativa de crédito mútuo, ou seja, os associados são as pessoas físicas de uma determinada categoria profissional, e tem como principal característica a existência de alguma espécie de vínculo entre os sócios, reunindo grupos homogêneos. O quadro social é formado por pessoas físicas e jurídicas da área de saúde e CREA (Conselho Regional de Engenharia e Arquitetura).

Conforme dispõe a norma legal específica, trata-se de uma sociedade de pessoas com forma e natureza jurídica própria, de natureza civil, não sujeita a falência, constituída para prestar serviço aos seus associados. Cabe destacar que seu objetivo está sempre voltado para os cooperados e não para a sociedade. (CÉ et al., 2004).

No encerramento do ano de 2010, a Unicred Pelotas apresentou a sua análise de desempenho e balanço financeiro aos seus cooperados contendo as seguintes informações. (UNICRED, 2011):

- Ativos Totais: no valor de R\$ 74.322.804, representando um crescimento de 19% com relação ao ano de 2009;
- Patrimônio Líquido: no valor de R\$ 8.497.720, representando um crescimento de 14,7% com relação ao ano de 2009. É constituído pelo capital social, reservas e sobras

acumuladas da Cooperativa. É balizador dos valores que a cooperativa pode emprestar a seus cooperados;

- Carteira de Crédito: apresentou em 2010, um significativo crescimento de 12,47%, em relação ao saldo final de dezembro de 2009. Beneficiando a inúmeros cooperados com taxas mais atrativas, e muitos investimentos;
- Operações de crédito: 72,7% das operações foram contraídas por cooperados pessoas físicas e 27,3% por pessoa jurídica;
- Linhas de crédito: são desenvolvidas e ajustadas as necessidades e demandas apresentadas pelos cooperados. No ano de 2010, as operações que merecem maior destaque são para crédito direto ao consumidor (CDC), com 39,6% e investimentos e equipamentos, com 57,2%;
- Composição da carteira de crédito de acordo com o risco das operações: a Unicred utiliza o sistema de classificação por *rating* de risco de inadimplência com base em informações quantitativas e qualitativas dos tomadores de crédito. O levantamento efetuado em 2010 mostrou que as categorias A, B, e C contemplam 97% das operações, e destes, 59% estão classificadas em nível A. No nível H, que representa a categoria mais preocupante, apresentam-se 0,6 % das operações. Esta classificação encontra-se explicada na Tabela 1;
- Índice de inadimplência: 1,6% no final do ano de 2010. A cooperativa define que, clientes com mais de 15 dias de atraso na amortização de suas operações de crédito são considerados maus pagadores (inadimplentes), e cooperados com até 15 dias de atraso na amortização são classificados como bons pagadores (adimplentes);
- Sobras: representou um decréscimo de 17,9% em dezembro de 2010, com relação ao ano de 2009.

Cabe ressaltar que a Unicred Pelotas, em fevereiro do ano de 2011, inaugurou uma nova agência no município, a qual foi projetada de forma a garantir maior conforto, comodidade, praticidade e acessibilidade aos cooperados. Com uma nova unidade e de maior visibilidade, a Unicred busca fortalecer a marca trazendo inúmeras vantagens aos seus associados (UNICRED, 2011).

4.9 Síntese do capítulo

Neste capítulo, foi abordada a metodologia utilizada na investigação, definição do Universo, dimensionamento da amostra, o instrumento de obtenção dos dados, as técnicas utilizadas para análise dos dados, a definição da variável dependente e covariáveis, as etapas seguidas para o desenvolvimento do modelo, bem como, a apresentação da Unicred Pelotas, objeto de estudo. No capítulo seguinte, são apresentados os resultados e discussões do trabalho.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção, serão apresentados os resultados da pesquisa pela análise descritiva e o modelo de regressão logística proposto de risco de inadimplência.

5.1. Análise descritiva

Na análise descritiva, foram elaboradas tabelas de frequência para traçar o perfil dos cooperados na modalidade PF da Unicred Pelotas (n = 400). Para esta análise, foram utilizadas as informações contidas no banco de dados da instituição, que são atualizadas semestralmente, por meio de uma ficha cadastral, preenchida pelo cliente.

Tabela 5 - Informações pessoais dos cooperados da Unicred Pelotas, dezembro/2010 (n = 400).

Variável	Frequência	%
Sexo		
Masculino	187	46,80
Feminino	213	53,20
Estado Civil		
Casado	205	51,20
Divorciado	33	8,30
Outros	162	40,50
Idade		
De 22 até 30 anos	61	15,25
Acima de 30 até 45 anos	126	31,50
Acima de 45 até 60 anos	149	37,25
Acima de 60 até 75 anos	56	14,00
Acima de 75 até 90 anos	08	2,00
Regime de casamento		
Comunhão total de bens	87	21,75
Comunhão parcial de bens	98	24,50
Outros	215	53,75

Na Tabela 5, verifica-se que com base na amostra a maioria dos cooperados é do sexo feminino (53,20%); casados (51,20%); com idade acima de 45 até 60 anos (37,25%); e que 46,25% são casados em regime de comunhão total e parcial de bens.

Tabela 6 - Informações sobre a formação educacional e profissional dos cooperados da Uniced Pelotas, dezembro/2010 (n = 400).

Variável	Frequência	%
Tipo de Ensino		
Superior Completo	178	44,50
Pós-Graduação Completa	150	37,50
Outros	72	18,75
Profissão		
Médico	154	38,50
Dentista	37	9,25
Outros	209	52,25

Observa-se que dos 400 cooperados da amostra, 44,50% possuem curso superior completo e 37,50% possuem um curso de pós-graduação. Com relação à profissão, constata-se que 38,5% são médicos, 9,25% são dentistas e o restante se divide entre as outras áreas da saúde que fazem parte do sistema Uniced, como, por exemplo, psicólogos, professores de educação física, profissionais filiados ao CREA, etc.

Tabela 7 - Informações econômico-financeiras e patrimoniais dos cooperados da Uniced Pelotas, dezembro/2010 (n = 400).

Variável	Frequência	%
Renda Mensal		
Até 5 mil reais	212	53,00
Acima de 5 mil até 10 mil reais	93	23,50
Acima de 10 mil até 20 mil reais	57	14,25
Acima de 20 mil até 30 mil reais	24	6,00
Acima de 30 mil reais	13	3,25
Tem casa própria		
Sim	195	48,80
Não	205	51,30

Variável	Frequência	%
Possui seguro de vida		
Sim	13	3,30
Não	387	96,80
Possui plano de saúde		
Sim	31	7,80
Não	369	92,30
Possui cartão de crédito		
Sim	327	81,80
Não	73	18,30
Possui bens alienados		
Sim	150	37,50
Não	250	62,50

Na Tabela 7, percebe-se que 53% dos cooperados tem renda mensal até 5 mil reais; que a maioria (51,30%) não possui casa própria e também não possui seguro de vida (96,80%). Também, verifica-se que somente 7,80% possuem plano de saúde; que grande parte dos cooperados possui cartão de crédito (81,80%) e que 37,50% estão com alguns bens alienados.

Tabela 8 - Informações cooperativistas dos cooperados da Unicred Pelotas, dezembro/2010 (n = 400).

Variável	Frequência	%
Tempo de cooperado		
Até 7 anos	292	73,00
Acima de 7 anos	108	27,00
Integralização da cota capital		
Menor que 100 reais	380	95,00
Maior que 100 e menor que 200 reais	16	4,00
Maior que 200 reais	04	1,00

Com relação à Tabela 8, verifica-se que 73% possuem até 7 anos de cooperado e que 95% integralizam mensalmente um valor menor que 100 reais de cota capital.

Em síntese, apresenta-se o perfil do cooperado (n = 400) na modalidade pessoa física da Unicred Pelotas:

- 53,20% são do sexo feminino;
- 51,20% são casados;
- 37,25% idade acima de 45 até 60 anos;
- 24,50% possuem regime de casamento parcial de bens;
- 44,50% possuem ensino superior completo;
- 37,50% possuem um curso de pós-graduação;
- 47,75% são médicos ou dentistas;
- 53,00% tem renda mensal até 5 mil reais;
- 48,80% tem casa própria;
- 3,30% possuem seguro de vida;
- 7,80% possuem plano de saúde;
- 81,80% possuem cartão de crédito
- 37,50% possuem bens alienados;
- 73,00% apresentam até 7 anos de cooperado; e
- 95,00% integralizam mensalmente um valor menor que 100 reais de cota capital.

5.2. Análise de regressão logística univariada

Após serem identificadas e codificadas as variáveis dependentes e independentes, partiu-se para o desenvolvimento do modelo de regressão.

Primeiramente, foi realizada a seleção das variáveis candidatas ao modelo de regressão logística múltipla por meio de uma análise de regressão logística univariada. Este procedimento foi realizado para verificar a existência de associação de cada covariável com a variável dependente.

As associações entre cada variável independente com a variável dependente pode ser verificada pelo teste de independência do qui-quadrado ou pela análise de regressão logística univariada, no qual fornecem a mesma informação.

O critério utilizado para verificar a significância da dependência entre cada covariável com a variável dependente foi de um $p \leq 0,25$ pois, segundo Hosmer e Lemeshow (1989,

p.86), “toda covariável que tiver um p-valor menor ou igual a 0,25 deve ser considerada como uma candidata para o modelo múltiplo junto com todas as variáveis de importância conhecidas”.

Hosmer e Lemeshow (1989, p.86) também salientam que o uso do 0,25 como um critério para a seleção de variáveis é baseado no trabalho de Bendel e Afifi (1977) sobre regressão linear e no trabalho de Mickey e Greenland (1989) sobre regressão logística. Estes autores mostram que o uso do tradicional nível (tais como 0,05) frequentemente não identifica as variáveis conhecidas como importantes.

Com isso, a covariável que apresentou um p-valor menor ou igual a 0,25 no teste univariado, verificado pela significância do teste de Wald, foi incluída como possível candidata a fazer parte do modelo múltiplo.

A regressão logística univariada também possibilitou a estimação das razões de chance (*odds ratio*) e os respectivos intervalos de confiança com 95% de probabilidade.

Na Tabela 9, são apresentados os resultados da análise de regressão logística univariada, utilizando as 29 covariáveis selecionadas referentes as informações pessoais, profissionais, econômico-financeiras e patrimoniais e cooperativistas.

Tabela 9 – Resultado da análise de regressão logística univariada

Variáveis Independentes	p-valor*	OR	IC 95% da OR
Profissão Dentista (X ₇)	0,014	6,318	1,447 – 27,585
Renda mensal acima de 10mil até 20mil reais (X ₁₀)	0,076	3,756	0,872 – 16,170
Integralização da cota capital maior que R\$ 100 e menor que R\$ 200 (X ₂₈)	0,246	3,590	0,415 – 31,068
Idade acima de 45 até 60 anos (X ₂₄)	0,153	2,870	0,676 – 12,188

Fonte: Adaptado de Mezzomo (2009).

* $p \leq 0,25$; OR = *odds ratio* bruto ou razão de chance, Categoria de referência=1; IC 95% = Intervalo de Confiança de 95%.

Constata-se, a partir da Tabela 9, que todos os p-valor para as respectivas variáveis são significativos, apresentando um $p \leq 0,25$. Das 29 covariáveis analisadas, somente 4 apresentaram significância, seguindo o critério de Hosmer e Lemeshow (1989). Dentre as possíveis covariáveis candidatas a fazer parte do modelo múltiplo, estão: profissão dentista,

renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais, idade acima de 45 até 60 anos e integralização da cota capital maior que 100 e menor que 200 reais. Destaca-se que o valor da significância da covariável foi identificado pelo valor do p global do teste Wald.

Também foram calculadas as razões de chance (OR = *odds ratio* bruto) das covariáveis, na qual, observa-se que as que apresentaram uma maior chance ao risco de inadimplência são as variáveis “Profissão dentista” (OR = 6,318) e “Renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais” (OR = 3,756). A razão de chance mostra a contribuição de cada variável para o aumento da probabilidade em ordem decrescente. De modo especial, as variáveis “Renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais” e “Integralização da cota capital maior que R\$ 100 e menor que R\$ 200” têm valores bem aproximados, indicando contribuições para o aumento da probabilidade igualmente bem próximas.

O intervalo de confiança da razão de chance (OR) mostra os valores mínimos e máximos que a variável pode assumir com relação a sua probabilidade de ocorrência, ao nível de 95%.

5.3 Análise da multicolineariedade

A análise da multicolineariedade verifica se existe correlação entre duas ou mais variáveis explicativas (X_i), levando a dificultar a separação dos efeitos de cada uma delas isolada sobre a variável explicada (Y_i) (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO, 2009).

Corrar, Paulo e Dias Filho (2009, p. 156) também ressaltam que:

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 coeficiente utilizado para verificar a ausência de colineariedade ou multicolineariedade entre as variáveis explicativas (X_i), com a finalidade de identificar a associação entre as mesmas, foi o de correlação de Spearman. Optou-se por utilizar este coeficiente, pois, segundo Hair Jr. et al. (2005b), o coeficiente de correlação de Spearman é considerado uma estatística mais conservadora e é utilizado em escalas nominais ou ordinais (não-métricas). Para tanto, utilizou-se um p-valor significativo ao nível de 1% e seus resultados seguem apresentados na Tabela 10.

Para esta análise, foram utilizadas as 4 covariáveis que apresentaram significância na análise de regressão univariada.

Tabela 10 - Resultados do coeficiente de correlação de Spearman para a multicolineariedade

Variáveis	X ₇	X ₁₀	X ₂₄	X ₂₈
X₇	1			
Coefic.				
Sig.				
X₁₀		1		
Coefic.	- 0,031			
Sig.	0,531			
X₂₄			1	
Coefic.	- 0,139	0,100		
Sig.	0,005*	0,045		
X₂₈				1
Coefic.	- 0,021	0,026	0,107	
Sig.	0,673	0,600	0,033	

*Correlação significativa a um nível de confiança de 99%.

X₇=Profissão Dentista; X₁₀= Renda mensal acima de 10mil até 20mil reais; X₂₄= Idade acima de 45 até 60 anos; X₂₈=Integralização da cota capital maior que 100 reais e menor que 200 reais.

Os resultados mostraram que 3 covariáveis não estão correlacionadas entre si, que são: profissão dentista, renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais e integralização da cota capital maior que 100 reais e menor que 200 reais. Com isto, estas são as covariáveis selecionadas para serem testadas no modelo múltiplo.

As variáveis independentes que apresentaram correlação a um nível de significância de 1% são: profissão dentista e idade acima de 45 até 60 anos. Devido a isto, a covariável idade foi retirada e não fará parte do modelo. A opção pela variável profissão dentista como candidata a ser testada no modelo de regressão logística, ao invés da idade, deve-se ao fato de que, do ponto de vista do pesquisador, como sendo a cooperativa uma instituição de crédito mútuo, é mais interessante saber qual a categoria profissional que apresenta maior probabilidade de risco de inadimplência.

5.4 Análise de regressão logística múltipla

Na análise de regressão logística múltipla, utilizou-se, simultaneamente no modelo, as covariáveis independentes significativas da análise de regressão logística univariada e não colineares. Para este caso, empregou-se o método *enter*, que consiste no método da entrada forçada, ou seja, em que todas as covariáveis são colocadas no mesmo modelo de regressão

em um único bloco e as estimativas dos parâmetros são calculadas para cada bloco (FIELD, 2009).

Na etapa seguinte, foram eliminadas do modelo múltiplo, uma a uma, as covariáveis não significativas ($p > 0,05$), sempre verificando o efeito da saída de cada um nos coeficientes (b_i) que ficavam no modelo. A cada eliminação de uma covariável (com p-valor maior), o modelo era processado para que os coeficientes fossem reajustados para um novo conjunto de covariáveis. Para decidir pela continuidade da covariável no modelo, optou-se pela significância do teste Wald com um $p \leq 0,05$.

5.4.1 Avaliação do ajuste do modelo

Na avaliação e ajuste do modelo de estimação final, permaneceram as covariáveis significativas ($p \leq 5\%$) verificadas pelo teste Wald e, na sequência, procedeu-se a comparação entre modelos alternativos através dos testes de Pseudo R^2 de Cox-Snell e Nagelkerke, o cálculo do -2LL (razão de verossimilhança) e a significância do teste de Hosmer e Lemeshow.

Com isso, foram analisadas as 3 covariáveis não colineares, com a variável dependente e apenas 2 foram significativas ao nível de 5%, verificado pela significância do teste Wald.

Sendo assim, foram obtidos 4 modelos alternativos de estimação apresentados na Tabela 11. No modelo I, foi inserida a constante, com as variáveis “profissão dentista” (X_7), “renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais” (X_{10}) e “Integralização da cota capital maior que R\$ 100 e menor que R\$ 200 (X_{28}); o modelo II foi verificado pela presença da constante com as variáveis “profissão dentista” (X_7) e “renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais” (X_{10}); no modelo III foi testada a constante com as variáveis “renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais” (X_{10}) e “Integralização da cota capital maior que R\$ 100 e menor que R\$ 200 (X_{28}) e por último, o modelo IV foi estimado com a constante e as covariáveis “profissão dentista” (X_7) e “Integralização da cota capital maior que R\$ 100 e menor que R\$ 200” (X_{28}).

Tabela 11 - Modelos estimados de regressão logística

Modelos/Variáveis	b ₀	b ₁	b ₂	b ₃
I. X₇, X₁₀, e X₂₈	-4,786	2,036	1,465	1,420
Sig. Teste Wald	0,000*	0,009*	0,057	0,212
OR	0,008	7,663	4,327	4,138
IC 95% da OR		1,662-35,339	0,956-19,587	0,445-38,458
II. X₇ e X₁₀	-4,660	1,967	1,468	-
Sig. Teste Wald	0,000*	0,011*	0,050*	-
OR	0,009	7,147	4,339	-
IC 95% da OR		1,580-32,330	0,965-19,506	
III. X₁₀ e X₂₈	-4,297	-	1,300	1,212
Sig. Teste Wald	0,000*	-	0,082	0,277
OR	0,014	-	3,670	3,361
IC 95% da OR			0,848-15,888	0,378-29,889
IV. X₇ e X₂₈	-4,391	1,896	-	1,436
Sig. Teste Wald	0,000*	0,013*	-	0,204
OR	0,012	6,658	-	4,205
IC 95% da OR		1,501-29,527		0,458-38,570

* Estatisticamente significativo ao nível de 5%. OR = *Odds ratio* ajustado para as outras covariáveis da tabela por meio da regressão logística múltipla. OR ajustado = 1: categoria de referência; IC = intervalo de confiança de 95%.

X₇= Profissão dentista; X₁₀=Renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais; X₂₈= Integralização da cota capital maior que R\$ 100 e menor que R\$ 200.

A Tabela 11 aponta os valores dos coeficientes estimados para a regressão logística aplicada a amostra analisada com quatro modelos alternativos. Na primeira coluna, apresentam-se as variáveis independentes, a partir das quais busca-se calcular a probabilidade de um cooperado pessoa física ser classificado como inadimplente. Na segunda coluna, está o coeficiente da constante, bem como a significância da mesma verificada pelo teste Wald, as razões de chance (OR) e o intervalo de confiança da razão de chance a um nível de 95%. Na terceira, quarta e quinta colunas apresenta-se os coeficientes das variáveis independentes, sua significância por meio da análise do teste Wald, as razões de chance e o IC da OR com 95% de confiança.

Destaca-se que os valores positivos desses coeficientes contribuem para o aumento da probabilidade de um cooperado pessoa física tornar-se inadimplente, e a comparação de um valor com outro indicará qual dos coeficientes aumenta mais a chance de inadimplência.

Quanto à interpretação do teste Wald, este revela ser similar a da estatística *t* no modelo de regressão linear, isto é, quanto maior o seu valor, mais significativa estatisticamente será o coeficiente estimado. O nível de significância revela a margem de erro para se afirmar que o coeficiente estimado é diferente de zero. Nesta interpretação, utilizou-se o nível de significância de 5%.

Na sequência foi realizada a avaliação do ajuste entre os quatro modelos alternativos aos dados amostrais, e para isso alguns testes foram utilizados e analisados.

Tabela 12 – Resultados dos testes de avaliação do ajuste do modelo

Modelos/Variáveis	-2LL*	Cox-Snell	Nagelkerke
I. X ₇ , X ₁₀ , e X ₂₈	69,271	0,023	0,127
II. X₇ e X₁₀	70,442	0,020	0,111
III. X ₁₀ e X ₂₈	74,806	0,009	0,051
IV. X ₇ e X ₂₈	72,403	0,015	0,084

* - 2LL= razão de verossimilhança.

X₇= Profissão dentista; X₁₀=Renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais; X₂₈= Integralização da conta capital maior que R\$ 100 e menor que R\$ 200 reais

Observa-se que o modelo estimado de número II originou o modelo proposto de regressão logística, no qual foram inseridas as variáveis X₇ (profissão dentista) e X₁₀ (renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais).

Na comparação dos resultados dos testes de avaliação do ajuste do modelo entre as quatro simulações de modelos alternativos (Tabela 12), verifica-se que o modelo II apresentou *log* da verossimilhança (-2LL) no valor de 70,442. Esta medida mede o grau de aderência do modelo e indica que quanto menor o seu valor melhor, devido ao fato de medir a razão entre os valores de saída previstos e os observados.

Com relação às variáveis independentes, percebe-se que em todos os modelos alternativos os coeficientes da constante e da variável independente (X₇) apresentaram significância estatística a um nível de 5% a partir da interpretação do teste Wald, que tem a finalidade de verificar se os coeficientes de cada variável independente são significativamente diferentes de zero.

Alternativamente, outras duas estatísticas são analisadas: Cox-Snell e Nagelkerke. Estes coeficientes indicam o poder de previsão aproximado do modelo, e são construídos de forma que valores maiores refletem melhores ajustes. As duas medidas podem ser utilizadas juntas para medir a adequação do modelo logístico e, constata-se que os melhores valores para estas medidas apresentam-se no modelo II.

Já o teste de Hosmer e Lemeshow ($p=0,404$), calculado no modelo II, indica uma boa aderência entre os valores observados e previstos. Isto pode ser verificado também pelo percentual de acerto do modelo que alcança 98,25% do total.

5.4.2 Modelo de estimação da função risco de inadimplência

O modelo final de regressão logística ficou constituído por duas das 29 variáveis explicativas inseridas no estudo.

As variáveis inseridas no modelo foram X_7 (profissão dentista) e X_{10} (renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais). Com isto, a função *logit* para estimar o modelo de risco de inadimplência e que obteve o melhor ajuste aos dados é dada por:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(-4,660 + 1,967 X_7 + 1,468 X_{10})}} \quad (16)$$

sendo:

P = probabilidade de ocorrência de risco de inadimplência;

X_7 = profissão dentista;

X_{10} = renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais;

e = base dos logaritmos neperianos (2,718)

Isso implica que a probabilidade de risco de inadimplência esta relacionada à categoria profissional dentista e ao fato do cooperado ter uma renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais. Assim sendo, se o cooperado, na modalidade pessoa física, apresentar estas características, a probabilidade é maior de risco de inadimplência nas operações de créditos da cooperativa.

5.4.3 Capacidade de previsão do modelo

O objetivo da regressão logística é descrever a relação entre uma variável resposta – dependente – e uma ou mais variáveis explicativas – independentes, sendo a sua principal característica o fato da variável resposta estabelecida ser dicotômica, ou seja, poder assumir

um entre dois resultados propostos. Nesta pesquisa, foi atribuído o valor zero para a probabilidade do cooperado ser adimplente em uma operação de crédito e valor um para a probabilidade do cooperado ser inadimplente.

O ponto de corte adotado no modelo foi o valor de 0,5, “valor padronizado para a técnica de regressão logística”, segundo Araújo e Carmona (2007). Conforme Hair Jr. et al. (2005a), este valor representa a probabilidade de ocorrer o evento pelo critério de aleatoriedade ou chances iguais. Sendo assim, os candidatos que tiveram uma probabilidade estimada de risco de inadimplência inferior a 0,5, foram classificados como adimplentes e aqueles que obtiveram a probabilidade superior a 0,5 foram classificados como inadimplentes.

A capacidade de previsão do modelo foi examinada pela estruturação de uma tabela de classificação, que verifica os erros e acertos para o modelo estimado, portanto, mostra os valores previstos e observados dos cooperados adimplentes e inadimplentes (Tabela 12). Esta tabela informa a capacidade de previsão do modelo quando a constante (b_0) e os coeficientes das covariáveis (X_7 = profissão dentista e X_{10} = renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais) são incluídas no mesmo (FIELD, 2009).

Tabela 13 - Tabela de classificação – previsão do modelo

Observado	Estimado		Classificações Corretas
	Adimplente	Inadimplente	
Adimplente	393	0	100,0%
Inadimplente	07	0	0,0%
Total	400	0	98,25%

Fonte: Adaptado de Brito e Assaf Neto (2005a).

Nota: O valor do ponto de corte é 0,5.

A Tabela indica que o percentual de acerto do modelo representa 98,25% no total, tendo sido estimados corretamente 393 dos 400 cooperados da amostra de análise. É importante destacar que, na previsão do modelo, os acertos foram melhores para classificar os adimplentes.

5.4.4 Validação do modelo

Para Hair Jr. et al (2005a), no processo de validação do modelo de regressão logística, é importante utilizar o método de criação de amostras de análise e de validação.

O principal meio para validar um modelo estimado é pelo uso da amostra de validação, bem como a avaliação de sua precisão preditiva (HAIR Jr. et al, 2005a). Sendo assim, a validade é estabelecida se o modelo de regressão logística classifica observações, em nível aceitável, que não foram usadas no processo de estimação.

Neste caso, a amostra de validação partiu do universo original e, então essa abordagem estabelece validação interna.

Obteve-se a seleção de uma nova amostra de 400 cooperados e foram inseridos o valor da constante, bem como os parâmetros dos coeficientes das duas variáveis significativas do modelo estimado de regressão logística múltipla, que são: profissão dentista (X_7) e renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais (X_{10}).

A Tabela 14 apresenta os resultados obtidos a partir da amostra de validação.

Tabela 14 - Tabela de classificação – validação do modelo

Observado	Estimado		Classificações Corretas
	Adimplente	Inadimplente	
Adimplente	394	0	100,0%
Inadimplente	06	0	0,0%
Total	400	0	98,5%

Fonte: Adaptado de Brito e Assaf Neto (2005a)

Verifica-se que o percentual de acerto acumulado foi de 98,5%, onde foram classificados corretamente 394 cooperados da amostra de validação, enquanto que, na amostra de análise, o resultado foi de 98,25% de classificação correta.

5.5 Síntese do capítulo

Neste capítulo foram apresentados os resultados e discussões, obtidos com o auxílio das técnicas de estatística descritiva e da análise multivariada. No próximo capítulo, são apresentadas as conclusões do presente estudo e as sugestões para trabalhos futuros.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo desta investigação foi propor um modelo de risco de inadimplência para estimar se um cooperado pessoa física será inadimplente ou não em uma operação de crédito junto à Cooperativa de Crédito Mútuo – Unicred/Pelotas. Também, identificou-se o perfil do cooperado, a partir das informações cadastrais que os mesmos informam à instituição, buscando, por meio dessas, verificar quais as variáveis capazes de explicar o modelo de risco sugerido.

Quanto ao perfil do cooperado, observou-se que a maioria é do sexo feminino (53,20%), casados (51,20%); com idade acima de 45 até 60 anos (37,25%); e que 24,50% são casados em regime de comunhão parcial de bens.

Verificou-se que 44,50% dos cooperados possuem curso superior completo e 37,50% possuem um curso de pós-graduação. Com relação à profissão, constatou-se que 47,75% são médicos ou dentistas e o restante se divide em outros profissionais que fazem parte do sistema Unicred, como, por exemplo, psicólogos, professores de educação física, profissionais filiados ao CREA, etc.

Com relação às informações econômico-financeiras e patrimoniais, os resultados apontaram que 53% dos cooperados tem renda mensal até 5 mil reais; que 48,80% tem casa própria e 3,30% possuem seguro de vida. Também, constatou-se que somente 7,80% possuem plano de saúde; que grande parte dos cooperados possui cartão de crédito (81,80%) e que 37,50% estão com bens alienados.

Quanto às informações cooperativistas, verificou-se que 73% apresentam até 7 anos de cooperado na Unicred e que 95% integralizam mensalmente um valor menor que 100 reais de cota capital.

Na sequência, foi desenvolvido o modelo probabilístico de risco de inadimplência nas operações de crédito no segmento de pessoas físicas para a cooperativa em estudo. Para isso, obteve-se uma amostra de 400 cooperados e utilizou-se da técnica estatística multivariada de regressão logística múltipla.

Os resultados obtidos no estudo apresentaram um modelo de estimação da probabilidade de risco de inadimplência com capacidade de previsão correta de 98,25% no total para os adimplentes, tendo sido classificados corretamente 393 dos 400 cooperados da amostra de análise, o qual pode ser considerado um resultado satisfatório em termos de estimação da probabilidade.

O modelo probabilístico proposto foi construído com duas covariáveis das 29 que foram testadas para o modelo *logit*. As variáveis estatisticamente significativas para a equação, além da constante, foram “profissão dentista” e “renda mensal acima de 10 mil até 20 mil reais”. Cabe destacar que as duas variáveis obtiveram sinais positivos, isso indica que o cooperado, que é dentista e possui a renda na faixa acima de 10 mil até 20 mil reais, tende a se tornar um provável inadimplente nas operações de crédito da Cooperativa em estudo.

Ao analisar as relações destas características com a probabilidade de risco de crédito, foi verificado que, no banco de dados da amostra, a maioria dos inadimplentes eram dentistas e isso vem a confirmar a hipótese de inadimplência para esta categoria profissional.

Recomenda-se que a aplicação de uma técnica estatística não seja utilizada de forma isolada para medir a probabilidade do risco de inadimplência. As análises devem ser subjetivas e objetivas, ou seja, devem basear-se no julgamento humano e em procedimentos estatísticos, respectivamente. Deve-se levar em consideração o comportamento do cooperado, complementado por um modelo estatístico, para que se possa obter um conjunto de informações sobre o cliente que possa demonstrar sua real capacidade de honrar os compromissos assumidos para o futuro. Sendo assim, de posse dessas informações, as instituições creditícias estarão mais aptas a tomar decisões sobre as concessões de crédito.

O trabalho sugere que sejam incluídas novas variáveis para a identificação do perfil do cooperado, por meio da aplicação de um questionário elaborado pelo pesquisador com objetivo de buscar novas informações que possam estar relacionadas ao risco de inadimplência.

Por fim, espera-se que este estudo possa servir como referência a trabalhos que utilizem a técnica de regressão logística múltipla, bem como possa ajudar aos analistas de crédito da Unicred Pelotas a conhecer melhor as características dos seus cooperados, auxiliando-os na tomada de decisão, avaliação e mensuração do risco de crédito no segmento de pessoas físicas.

6.1 Sugestões para trabalhos futuros

Para pesquisas futuras relacionadas ao risco de inadimplência, sugere-se:

- a aplicação do modelo de estimação em outras cooperativas de crédito do segmento das Unicreds, da mesma região ou diferente desta, na tentativa de comparar se os resultados obtidos tendem à similaridade ou à disparidade;

- a obtenção de amostras de análise subdivididas por categorias profissionais (médicos, dentistas, fisioterapeutas, psicólogos, etc.), avaliando seu reflexo na análise do risco de inadimplência;
- a comparação da *performance* dos outros dois modelos do tipo *credit scoring*, que são a análise discriminante e redes neurais, buscando analisar as diferenças e similaridades nos resultados obtidos pelas três técnicas estatísticas;
- a realização de outro estudo aplicado somente aos cooperados que tomam crédito pessoal emprestado, para verificação do pagamento de suas obrigações;
- a realização de uma pesquisa aplicando o modelo *behavioural scoring*, com base no comportamento dos cooperados, histórico e outras variáveis associadas ao risco de crédito.

6.2 Síntese do capítulo

Este capítulo apresentou as considerações finais da pesquisa e as sugestões para trabalhos futuros. Na etapa seguinte, estão relacionadas as referências bibliográficas utilizadas na elaboração do trabalho.

REFERÊNCIAS

ABRAMOVAY, R.; JUNQUEIRA, R. G. P. **A sustentabilidade das microfinanças solidárias**. R. Adm., São Paulo, v. 40, n.1, p. 19-33, Jan./Fev/Mar, 2005.

ARAÚJO, E.; CARMONA, C. U. Desenvolvimento de modelos *credit scoring* com abordagem de regressão logística para a gestão da inadimplência de uma instituição de microcrédito. **Contabilidade Vista & Revista**, Vol. 18, N. 3, 2007

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Nota para a imprensa – **Política monetária e operações de crédito do sistema financeiro**. Brasília. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br>>. Acesso em: 04 jul. 2011.

_____. Boletim do Banco Central – **Relatório de Inflação 2010**. Vol. 12. Nº. 4. Brasília. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br>>. Acesso em: 20 jun. 2011.

_____. Resolução 2.682/99. **Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa**. Brasília. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br>>. Acesso em: 20 jun. 2011.

BARTH, N. L. **Inadimplência: construção de modelos de previsão**. São Paulo: Nobel, 2004

BOLFARINE, H.; BUSSAB, W. **Elementos de amostragem**. São Paulo: Blucher, 2005.

BORGES, L. F. X.; BERGAMINI JUNIOR, S. O risco legal na análise de crédito. **Revista do BNES**, Rio de Janeiro, v. 8, n. 16, p. 215-260, Dez., 2001.

BRAGA, R. **Fundamentos e técnicas de administração financeira**. São Paulo: Atlas, 2008.

BRITO, G. A. S.; ASSAF NETO, A. **Modelo de classificação de risco de crédito de grandes empresas**. In: 5º Congresso USP de Controladoria e Contabilidade, São Paulo, 2005a.

_____. **Modelo de risco de portfólio para carteiras de crédito a empresas**. In: 5º Encontro Brasileiro de Finanças - EBFIN, São Paulo, 2005b.

BRUNI, A. L. **Estatística aplicada à gestão empresarial**. São Paulo: Atlas, 2007.

CALLEGARI-JAQUES, S. **Bioestatística: princípios e aplicações**. Porto Alegre: Artmed, 2003.

CAMARGOS, M. A.; CAMARGOS, M. C. S.; SILVA, F. W.; SANTOS, F. S.; RODRIGUES, P. J. **Fatores condicionantes de inadimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas do Estado de Minas Gerais**. RAC, Curitiba, v.14, n. 2, art. 8, p. 333-352, Mar./Abr., 2010.

CAOINETTE, J. B.; ALTMAN, E. I.; NIMMO, R. **Gestão de risco de crédito: o grande desafio dos mercados financeiros globais**. Rio de Janeiro: Qualitymark, SERASA, 2009.

CÉ, A. C, et al. **Estratégia de empresas – Cooperativa de crédito mútuo da área da saúde**. MBA Gestão Empresarial. Fundação Getúlio Vargas (FGV), Pelotas, 2004.

CHAIA, A. J. **Modelos de gestão do risco de crédito e sua aplicabilidade ao mercado brasileiro**. Dissertação de Mestrado em Administração, FEA-IPE/USP, São Paulo, 2003.

CIA, J. C. **Propostas de medidas de inadimplência para o mercado brasileiro**. In: ENANPAD, 27, 2003, Atibaia (SP). Anais Eletrônicos... Rio de Janeiro: ANPAD, 2003 (CDROM).

CORRAR, L. J.; PAULO, E.; DIAS FILHO, J. M. **Análise multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia**. São Paulo: Atlas, 2009.

DUARTE Jr., A. M. **Risco: definições, tipos, medição e recomendações para seu gerenciamento**. Resenha BM&F, São Paulo, p. 25-33, Out.,1996.

DUARTE Jr., A. M.; PINHEIRO, F. A. P.; JORDAO, M. R.; BASTOS, N. T. **Gerenciamento de riscos corporativos: classificação, definições e exemplos**. Resenha BM&F, São Paulo, p. 45-52, Dez., 1999.

FAMÁ, R.; CARDOSO, R. L.; MENDONÇA, O. **Riscos financeiros e não financeiros: uma proposta de modelo para finanças**. Cadernos da FACECA, Campinas, v. 11, n. 1, p. 37-50, Jan./Jun., 2002.

FIELD, A. **Descobrimo a estatística usando SPSS**. 2. ed. Porto Alegre: Artmed, 2009.

FUNDAP. **O mercado de crédito no Brasil: tendências recentes.** 2008. Disponível em: <HTTP://debates.fundap.sp.gov.br>. Acesso em: 25 fev. 2011.

FONSECA, J.; MARTINS, G. **Curso de estatística.** 6. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social.** 6. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

GUIMARÃES, I. A.; CHAVES NETO, A. **Reconhecimento de padrões: metodologias estatísticas em crédito ao consumidor.** RAE eletrônica, São Paulo, v. 1, n. 2, Dez., 2002.

GUJARATI, D. N. **Econometria** 4. ed. México: McGraw-Hill Interamericana, 2004.

HAIR Jr., J.F. ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L.; BLACK, W.C. **Análise multivariada de dados.** 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005a.

HAIR Jr., J.F.; BABIN, B.; MONEY, A. H.; SAMOUEL, P. **Fundamentos de métodos de pesquisa em administração.** Porto Alegre: Bookman, 2005b.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: princípios e práticas.** 2.ed. Porto Alegre: Bookman, 2007.

HILL, R. C. **Econometria.** 2. ed. São Paulo: Saraiva, 2003.

HOSMER, D.; LEMESHOW, S. **Applied logistic regression.** New York: John Wiley & Sons, 1989.

INÁCIO FILHO, G. **A monografia na universidade.** 7. ed. Campinas: Papyrus, 2004.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis.** 5. ed. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 2002.

LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. **Fundamentos de metodologia científica.** 6. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

LIMA, F. G.; PERERA, L. C.; KIMURA, H.; SILVA FILHO, A. C. **Aplicação de redes neurais na análise e na concessão de crédito ao consumidor.** R. Adm., São Paulo, v. 44, n. 1, p. 34-45, Jan./Fev./Mar., 2009.

LOPES, L. F. D.; et al. **Caderno didático: estatística geral**. 3. ed. Santa Maria: UFSM, CCNE, 2008.

MENDES FILHO, E. F.; CARVALHO, A. C. P. L. F.; MATIAS, A. B. **Utilização de redes neurais artificiais na análise de risco de crédito a pessoas físicas**. In: III Simpósio Brasileiro de Redes Neurais, 1996, Recife. Anais.

MEZZOMO, M. Estudo da mortalidade Infantil – um estudo de regressão logística múltipla. **Monografia de Especialização em Estatística e Modelagem Quantitativa**. Centro de Ciências Naturais e Exatas – Universidade Federal de Santa Maria. Santa Maria, RS, Brasil, 2009).

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

NETO, A. A.; CARMONA, C. U. **Modelagem do risco de crédito: um estudo do segmento de pessoas físicas em um banco de varejo**. Revista Eletrônica de Administração (READ), Porto Alegre, Edição 40; v.10, n.4, Jul/Ago, 2004.

NEVES, M. de C. R.; AMARAL, I. de C.; BRAGA, M. J. Análise preliminar da incidência do risco de crédito no processo de conversão das cooperativas de crédito rural de Minas Gerais em cooperativas de livre admissão. **I Encontro Brasileiro de Pesquisadores em Cooperativismo (EBPC)**. Brasília, 2010.

ORÉFICE, R. A. F. **Renegociação de créditos inadimplentes: o comportamento do cliente perante o processo de cobrança**. Dissertação (MPA) Escola de Administração de Empresas de São Paulo, 2007.

ORGANIZAÇÃO DAS COOPERATIVAS BRASILEIRAS – OCB. **Cooperativas de crédito e seus impactos sociais**. 2010. Disponível em: <www.brasilcooperativo.com.br>. Acesso em: 29 jul. 2011.

PAZZINI, F. L. S.; ROGERS, D.; ROGERS, P. Análise dos fatores que influenciam na concessão do limite de crédito: uma aplicação prática. In: **X Seminários em Administração FEA-USP (SEMEAD)**, São Paulo, 2007.

PENHA, R. N. Um estudo sobre regressão logística binária. **Monografia** (Graduação em Engenharia da Produção). Departamento de Produção – Universidade Federal de Itajubá. Itajubá, MG, Brasil, 2002.

PEREIRA, S. L. G. **Na mira do crédito**. GV Executivo, v. 5, n.1, p. 31-36, Fev./Abr., 2006.

PORTAL DO COOPERATIVISMO DE CRÉDITO. **Cooperativas de crédito respondem por mais de 2% do mercado financeiro nacional**. 2010. Disponível em: <www.cooperativismodecredito.com.br>. Acesso em: 29 jul. 2011.

RIBEIRO, C. F. Proposta de construção de um modelo econométrico para estimar a probabilidade de risco de inadimplência: uma verificação empírica na Universidade Católica de Pelotas. **Dissertação de Mestrado em Ciências Contábeis**. Universidade do Vale do Rio dos Sinos. São Leopoldo, 2008.

SANDRONI, P. **Novo dicionário de economia**. 6. ed. São Paulo: Editora Best Seller, 1994.

SAMPIERI, R. H. **Metodologia de pesquisa**. 3. ed. São Paulo: McGraw-Hill, 2006.

SANTOS, J. O. **Análise de crédito: empresas, pessoas físicas, agronegócio e pecuária**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

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

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

SCHRICKEL, W. K. **Análise de crédito: concessão e gerência de empréstimos**. São Paulo: Atlas, 2000.

SECURATO, J. R. **Crédito: análise e avaliação do risco**. São Paulo: Saint Paul Editora, 2007.

SELAU, L. P. R. Construção de modelos de previsão de risco de crédito. **Dissertação de Mestrado em Engenharia da Produção**. Escola de Engenharia - Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2008.

SELAU, L. P. R.; RIBEIRO, J. L. D. Uma sistemática para construção e escolha de modelos de previsão de risco de crédito. **Gestão e Produção**, São Carlos, v. 16 n. 3, p. 398-413, Jul/Set., 2009.

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

SILVA, J. P. **Gestão e análise de risco de crédito**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

SILVA, W. V.; FREITAS, D. D. Estimação do modelo de risco de inadimplência dos discentes regularmente matriculados na PUC-PR usando a técnica de análise de discriminante. In: **II Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia, SEGET**, 2005.

SMITH, M. Neural Networks for Statistical Modeling. **International Thomson Computer Press, London**, p. 235, 1996.

SOUZA, A. F.; CHAIA, A. J. **Política de crédito: uma análise qualitativa dos processos em empresas**. Caderno de Pesquisas em Administração, São Paulo, v. 7, n. 3, Jul./Set., 2000.

STEINER, M. T. A.; CARNIERI, C.; KOPITTKKE, B. H.; NETO, P. J. S. Sistemas especialistas probabilísticos e redes neurais na análise do crédito bancário. **Revista de Administração**, São Paulo, v. 34, n. 3, p. 56-67, Jul/Set., 1999.

TAVARES, J. F. S. **Gestão de riscos em cooperativas de crédito – Caso SICREDI**. Revista FAE BUSINESS, n.12, Set., 2005.

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.

UNICRED PELOTAS. Cooperativa de Crédito. – **Relatório Anual 2011**. Pelotas. Disponível em: <<http://www.unicredpelotas.com.br>>. Acesso em: 01 jul. 2011.

VASCONCELOS, M. S. Proposta de método para análise de concessões de crédito a pessoas físicas. **Dissertação de Mestrado em Economia**, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. Universidade de São Paulo (USP). São Paulo, 2002.

VASCONCELLOS, R. S. Modelos de escoragem de crédito aplicados a empréstimos pessoal com cheque. **Dissertação de Mestrado em Finanças e Economia Empresarial**, Escola de Pós-Graduação em Economia. Fundação Getúlio Vargas (FGV). Rio de Janeiro, 2004.

VICENTE, E. F. R. A estimativa do risco na constituição da PDD. **Dissertação de Mestrado**, USP. São Paulo, 2001.

YIN, R. K. **Estudo de caso: planejamento e métodos**. 3. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

ZANINI, A. Regressão Logística e redes neurais artificiais: um problema de estrutura de preferência do consumidor e classificação de perfis de consumo. **Dissertação de Mestrado em Economia Aplicada**. FEA/ Universidade Federal de Juiz de Fora, 2007.

ANEXOS