

**Universidade Federal de Santa Catarina
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção**

**A REGRESSÃO LOGÍSTICA COMO INSTRUMENTO DE ANÁLISE DE
CONCESSÃO DE CRÉDITO POR EMPRESAS COMERCIAIS VAREJISTAS**

Dissertação de Mestrado

VERA LUCIA GIUBLIN TEIXEIRA SANCHES

Florianópolis

2004

Vera Lucia Giublin Teixeira Sanches

A REGRESSÃO LOGÍSTICA COMO INSTRUMENTO DE ANÁLISE DE
CONCESSÃO DE CRÉDITO POR EMPRESAS COMERCIAIS VAREJISTAS

Dissertação apresentada ao
Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Produção da
Universidade Federal de Santa Catarina
Como requisito parcial para a obtenção
Do grau de Mestre em
Engenharia de Produção

Orientador: Prof. Pedro Alberto Barbeta, Dr

Florianópolis

2004

Vera Lucia Giublin Teixeira Sanches

A REGRESSÃO LOGÍSTICA COMO INSTRUMENTO DE ANÁLISE DE
CONCESSÃO DE CRÉDITO POR EMPRESAS COMERCIAIS VAREJISTAS

Esta dissertação foi julgada e aprovada para a
obtenção do grau de **Mestre em Engenharia de Produção no
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção
da Universidade Federal de Santa Catarina**

Florianópolis, 13 de fevereiro de 2004.

Prof. Edson Pacheco Paladini, Dr.
Coordenador do Programa

Banca Examinadora

Prof. Robert Wayne Samohyl, PhD.

Prof. Pedro Alberto Barbetta, Dr.

Orientador

Prof. João Serafim Tusi da Silveira, Dr.

Ao meu marido, Diógenes
pelo incentivo e apoio.
Aos meus filhos,
Diogo e Maria Letícia
pelo carinho e compreensão.

Agradecimentos

A minha família pelo apoio e compreensão.
Ao departamento de Estatística da Universidade Estadual de Maringá,
pela viabilização do curso de mestrado.

À Universidade Federal de Santa Catarina
e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção
pela realização deste curso.

Aos empresários, do comércio varejista de Maringá, que
oportunizaram a consulta aos seus bancos de dados,
para a realização deste
trabalho.

Aos meus colegas de curso, pela amizade e companheirismo em
mais esta etapa na busca do conhecimento.

Em especial a Rosângela, Juliana e Urbano,
pelo apoio e colaboração.

Ao Prof. Pedro Alberto Barbeta,
orientador, pelas informações e
contribuições que tornaram possível este trabalho.

Resumo

SANCHES, Vera Lucia Giublin Teixeira. **A regressão logística como instrumento de análise de concessão de crédito por empresas comerciais varejistas**. 2003. 58f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, UFSC, Florianópolis.
Palavras-chave: Regressão Logística, crédito, comércio varejista.

Este trabalho tem como objetivo construir um modelo estatístico que classifique o candidato ao crédito em “mau” ou “bom” pagador, junto ao comércio varejista de artigos populares da cidade de Maringá, Paraná. A construção do modelo é realizada através da análise de regressão logística múltipla, utilizando-se como variáveis independentes as informações fornecidas pelos clientes no preenchimento de fichas cadastrais, tais como: idade, tipo de residência alugada, tempo de residência, tipo de ocupação aposentado, salário e tempo de serviço. Este modelo pode ser adotado como preditor para avaliar se um cliente ao crédito pessoal ou financiamento de mercadorias será um mau pagador. Contudo a análise feita demonstra que as variáveis das fichas cadastrais têm baixo poder discriminatório entre bons e maus pagadores.

Abstract

SANCHES, Vera Lucia Giublin Teixeira. **A regressão logística como instrumento de análise de concessão de crédito por empresas comerciais varejistas**. 2003. 58f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, UFSC, Florianópolis.

Key-words: Logistic Regression, credit, retail trade.

This work aims to make a statistical model to classify a candidate for credit in "bad" or "good" payer, for retail commercial companies of popular goods in the city of Maringá, Paraná. The construction of the model is accomplished through the analysis of multiple logistic regression, using as independent variables the information supplied by the customers in the completion of credit forms, such as: age, type of residence, time of residence, retired occupation type, wage and time of service. This model can be adopted as predict to evaluate if a customer for personal credit or financing of goods will be a bad payer. However the analysis demonstrated that the variables of the credit forms have low discriminatory power among good and bad payers.

Sumário

Lista de Quadros	10
Lista de Tabelas	11
Lista de Figuras	12
1 INTRODUÇÃO	13
1.1 Contextualização	13
1.2 Justificativa da Pesquisa	15
1.3 Definição do Problema	16
1.4 Objetivos	16
1.4.1 Geral	16
1.4.2 Específicos	17
1.5 Métodos	17
1.6 Delimitação do Estudo	18
1.7 Estrutura do trabalho	18
2 REVISÃO DA LITERATURA	20
2.1 Conceito de Crédito	20
2.2 Diferentes formas de crédito	21
2.3 O risco na concessão de crédito	24
2.4 Política de concessão de crédito	27
2.5 Métodos de avaliação de risco	31
2.5.1 Credit scoring	31
2.5.2 Risk rating	32
2.5.3 Análise da ficha de crédito	32
2.6 Ficha cadastral	34
2.7 A concessão de crédito no comércio varejista	38

2.8 A concessão de crédito em instituições financeiras	39
2.9 Considerações finais do capítulo	40
3 METODOLOGIA	42
3.1 O modelo de regressão logística	47
3.2 Interpretação dos parâmetros do modelo	50
3.3 Transformação de variáveis	52
3.4 Deviance	53
3.5 Estratégias para a construção de modelos	56
3.6 Análise de classificação	60
3.7 considerações sobre o capítulo	63
4 APLICAÇÃO	64
4.1 Especificação das variáveis e da base de dados	64
4.2. Resultados	68
4.2.1 Análise de cada variável independente	68
4.2 2 Construção do modelo de regressão logística	71
5 CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS	75
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	78
APÊNDICE	82

Lista de Quadros

Quadro 4.1 Variável dependente,	66
Quadro 4.2 Variáveis quantitativas independentes,	66
Quadro 4.3 Variáveis qualitativas independentes.	66

Lista de Tabelas

Tabela 3.1 Tabela de contingência 2X2,	46
Tabela 3.2 Tabela de contingência de Y versus X	51
Tabela 4.1 Distribuição por sexo dos clientes quanto à situação e níveis descritivos, p	68
Tabela 4.2 Distribuição por estado civil dos clientes quanto à situação e níveis descritivos,p	69
Tabela 4.3 Distribuição por tipo de residência dos clientes quanto à situação e níveis descritivos, p	69
Tabela 4.4 Distribuição por tipo de ocupação dos clientes quanto à situação e níveis descritivos, p	70
Tabela 4.5 Média, desvio-padrão, valor de p do teste t para diferença entre médias,	70
Tabela 4.6 Modelo ajustado de regressão logística para condição de bom e mau pagador,	72
Tabela 4.7 Medidas de qualidade do modelo ajustado,	72
Tabela 4.8 Teste de razão de verossimilhança,	72
Tabela 4.9 Análise das variáveis que pertencem ao modelo ajustado.	73
Tabela 4.10 Matriz de classificação	74

Lista de Figuras

Figura 3.1 Probabilidade de sucesso representada por uma função logística com uma variável independente, X_1 . 50

1. INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

O dinheiro é um instrumento de troca por excelência, é uma mercadoria aceita por todos voluntariamente para desempenhar as funções intermediárias nas aquisições de outras mercadorias e na obtenção de serviços indispensáveis, satisfazendo as necessidades, e é ainda o meio normal de pagamento.

A princípio adotou-se como instrumento de trocas os produtos de uso comum, como o gado e o sal. Num processo evolutivo passou-se à fase metálica, posteriormente, à fase financeira, surgindo em conseqüência o papel-moeda que representa a moeda-padrão.

Com o progresso econômico e suas exigências surgiu a moeda-papel que difere do papel-moeda, porque não representa a moeda-padrão, nem é conversível nessa. Então se passou da economia natural à fase monetária, caracterizada já pela moeda como elemento de troca.

Assim, chegou-se à economia creditória partindo da economia monetária, dilatando-se o conceito de troca. O crédito passa a assumir especial relevância, tornando a economia moderna, segundo alguns autores, em uma economia creditória.

Hoje, o crédito é um elemento presente em praticamente todas as políticas financeiras das empresas comerciais e industriais para alavancar as vendas ou atender a eventuais necessidades de caixa, ou para incrementação de negócios.

O crédito, no comércio, facilita a venda de mercadorias pelos comerciantes, permitindo que os clientes comprem no ato e paguem em parcelas. Algumas empresas conseguem obter melhor resultado financeiro (ganho com o parcelamento das vendas)

do que o resultado operacional (ganho com a venda de mercadorias). Como no comércio, na indústria o crédito facilita a compra de produtos industrializados, fazendo que o número de compradores potencial aumente. É um dos principais negócios dos bancos, que é a intermediação financeira. O banco capta dinheiro dos clientes que têm recursos disponíveis e os repassa aos tomadores de recursos. Seu lucro é obtido com a diferença entre o que ele recebe do tomador e o quanto ele paga ao investidor.

O comércio varejista tem sofrido muito com inadimplência, problema este que tem proporcionado grandes dificuldades financeiras para que os comerciantes mantenham em funcionamento os seus negócios. Para tentar resolver este problema, muitos pesquisadores encontram-se envolvidos em trabalhos para chegar a uma solução que diminua ou elimine a inadimplência na concessão de crédito.

Algumas empresas varejistas concedem crédito direto ao cliente. Nestas empresas, após o preenchimento de fichas cadastrais, averiguação de documentos que comprovem a identidade do provável credor e seus bens quando os possui e consulta ao SPC (Serviço de Proteção ao Crédito), aprovam a concessão de crédito ao seu cliente. Neste caso, as próprias empresas são responsáveis pelo controle de pagamento e pela cobrança quando necessário.

Outras empresas varejistas se utilizam do serviço de financeiras (empresas de concessão de crédito) para a concessão de crédito ao consumidor. As empresas varejistas que assim procedem tornam-se clientes destas financeiras e o consumidor passa a dever e a prestar contas da sua dívida diretamente à financeira, sendo esta a responsável pelo acompanhamento de seus pagamentos da cobrança quando necessária.

Hoje, com as grandes dificuldades financeiras das pessoas e das empresas, o aumento da inadimplência aumentou muito, tornando um sério risco a venda a prazo. Este fato motiva a pesquisa de modelos mais elaborados para a concessão de crédito,

procurando ampliar o crédito a clientes potenciais e, ao mesmo tempo, minimizar o risco de inadimplência.

A construção de modelos de concessão de crédito através da abordagem estatística baseia-se em uma amostra de tomadores de crédito que honraram seus compromissos e outra amostra de tomadores de crédito que ficaram inadimplentes. Com o conhecimento de características destas duas amostras, são construídas regras que permitem discriminar bons e maus pagadores.

1.2 JUSTIFICATIVA DA PESQUISA

Na revisão bibliográfica da presente dissertação foi encontrado um grande número de trabalhos sobre regressão logística, bem como também sobre concessão de crédito. Entre os trabalhos que se utilizam da regressão logística para compreender a concessão de crédito destacam-se:

As duas técnicas utilizadas na dissertação são de eficiência comprovada em muitas aplicações, conforme é possível observar na parte da bibliografia listada. A primeira, Função Discriminante Linear de Fisher, gerou um modelo cuja eficiência varia de acordo com as variáveis envolvidas. A segunda, um modelo de Regressão Logística, também gerou por sua vez um modelo com a mesma característica do anterior, no que se refere as variáveis envolvidas. A eficiência de regressão logística é superior à apresentada pela discriminante linear de Fisher. (GUIMARÃES,.2000).

A contribuição da dissertação é oferecer uma visão geral sobre diversos métodos de discriminação (Análise discriminante, regressão logística e algoritmo genético) entre grupos utilizados como ferramenta preditoras para a concessão de crédito, desmistificando alguns jargões e mitos sobre o assunto, e permitindo aos Administradores de Empresas julgar sobre as vantagens e desvantagens de cada

um dos tipos de ferramentas disponíveis. Mostrou também que o uso de cada um destes métodos possui vantagens e desvantagens. E que a utilização combinada de todos esses métodos pode levar o analista de crédito a um entendimento melhor do seu problema e a um modelo preditor melhor. (BARTH,.2002)

Nenhum desses trabalhos pesquisados tratam sobre crédito para empresas comerciais varejistas, tendo sido esse fato um incentivo para a pesquisa desta dissertação.

1.3 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

Diante da atual conjuntura da globalização econômica e das constantes variações financeiras a que está sujeito o mercado de crédito ao consumidor, além do alto índice de inadimplência nas diversas formas de pagamentos e de crediários, urge a seguinte pergunta de pesquisa: é possível, do ponto de vista estatístico, construir um modelo que classifica um cliente como “bom” ou “mau” pagador, tendo como base os seus dados cadastrais?

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo Geral:

Construir um modelo estatístico, que permita predizer se um cliente será um bom ou mau pagador, com vistas a auxiliar políticas de concessão de crédito de empresas comerciais varejistas.

1.4.2 Objetivos Específicos:

1) Analisar o tipo de dados exigidos em fichas cadastrais de vários estabelecimentos comerciais da cidade de Maringá – Pr;

2) Realizar pesquisa de levantamento de dados em fichas cadastrais de uma amostra de estabelecimentos comerciais da cidade de Maringá – Pr;

3) Fazer um estudo preliminar para verificar possíveis variáveis discriminadoras de bons e maus pagadores e que são comumente anotados nas fichas cadastrais;

4) Descrever um modelo estatístico que possa ser usado na discriminação de bons e maus pagadores – a regressão logística;

5) Construir um modelo estatístico que faça a separação de bons e maus pagadores em empresas comerciais varejistas da cidade de Maringá – Pr;

6) Avaliar a qualidade preditiva do modelo com a própria amostra em análise.

1.5 MÉTODOS

Este trabalho foi iniciado com uma pesquisa bibliográfica sobre o tema crédito e métodos estatísticos que podem ser usados em políticas de concessão de crédito. O estudo é direcionado a empresas comerciais varejistas de artigos populares, devido ao impedimento de acesso aos dados (fichas) dos clientes nas empresas comerciais que atendem as classes sociais A e B, empresas financeiras e bancárias.

Os dados foram coletados de fichas cadastrais dos clientes de várias empresas comerciais varejistas da cidade de Maringá – Paraná, que comercializam produtos populares para as classes sociais B e C, através do sistema de crédito ao consumidor.

As informações levantadas nessas fichas foram: idade, sexo, estado civil, situação da residência, tempo de residência, ocupação, função, tempo de serviço, salário mensal, outras rendas, tipo de empresa e situação de crédito. Estes dados foram analisados estatisticamente, utilizando-se o método de regressão logística.

As informações dadas por pessoas que já são clientes destas empresas varejistas serão usadas na construção de um modelo, para que uma nova pessoa candidata ao crédito possa ter ou não o seu crédito aprovado.

1.6 DELIMITAÇÕES DO ESTUDO

Durante uma investigação piloto, foi verificada grande dificuldade de acesso às empresas financeiras e bancos. Enquanto que nas empresas comerciais varejistas, que atendem as classes sociais mais altas, as dificuldades encontradas foram que essas não trabalham com um sistema de crédito usando fichas cadastrais, usam cheques pré-datados e cartões de crédito. Com isso ficou delimitada a abrangência dessa pesquisa às empresas varejistas de Maringá – Pr.

Já nas empresas onde foram coletados os dados da presente pesquisa, as dificuldades foram a pesquisa manual, ficha por ficha, pois a maioria dessas empresas não possuíam cadastro informatizado.

1.7 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está estruturado e organizado em cinco capítulos: O primeiro capítulo apresenta os motivos para o desenvolvimento do estudo, seus objetivos, métodos de desenvolvimento, limitações e estruturação.

No segundo capítulo, realiza-se uma breve revisão bibliográfica.

No terceiro, são apresentadas as fundamentações do método de regressão logística.

No quarto capítulo, são apresentados a aplicação e os resultados.

No quinto capítulo, são apresentadas as conclusões e considerações finais.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Desde de há muito tempo os agentes financeiros vêm estudando formas para se garantirem dos empréstimos financeiros, tendo em vista que muitos tomadores de empréstimos não honram seus compromissos por motivos diversos.

2.1 O CONCEITO DE CRÉDITO

Abaixo é transcrito, do Novo Dicionário Aurélio, o significado da palavra Crédito.

Crédito (Do lat. *creditu*.) S. m **1.** Segurança de que alguma coisa é verdadeira; confiança: suas afirmações merecem crédito. **2.** Boa reputação; boa fama; consideração: cometeu um deslize profissional e perdeu o crédito. **3.** Autoridade, influência, valia, importância: tem crédito no meio político. **4.** Fé na solvabilidade. **5.** Facilidade de obter dinheiro por empréstimo ou abrir contas em casa comerciais. **6.** Facilidade de conseguir adiantamentos de dinheiro para fins comerciais, industriais, agrícolas etc. **7.** Soma posta à disposição de alguém num banco, numa casa de comercio etc., mediante certas vantagens. **8.** O que o negociante tem a haver. **9.** O haver de uma conta. **10.** Direito de receber o que se emprestou. **11.** Quantia correspondente a esse direito. **12.** Autorização para despesas dada por autoridades competentes por bens futuros....(Cf. crédito do v. creditar, e débito.) **Crédito capital.** Crédito de corporação. **Crédito de confiança** . Prova de confiança ou nova oportunidade dada à alguém de quem se tem motivo para desconfiar. **Crédito de corporação.** Crédito resultante do lançamento de debêntures pelas sociedades anônimas; crédito capital. **Crédito Fiscal** Fin. Dívida para com o poder publico. **Crédito real.** O que tem por base uma garantia constituída sobre propriedade imóvel ou direito de natureza real. **Crédito seletivo.** Fin. Política Financeira governamental que consiste em restringir o crédito para os setores da economia em que existe alta de preços. **A crédito.** Recebendo o objeto comprado sem o pagar no ato da compra, ou entregando-o sem receber no ato o pagamento; fiado: comprar a crédito: vender a crédito. **Levar a crédito.** Creditar (3).

Segundo Tavares (1988, p.15), “crédito é uma palavra que deriva de credade: expressão latina que significa confiar ou acreditar”.

São diversos os significados e os usos da palavra crédito, dependendo do contexto onde é usada. Crédito pode significar confiança. Pode ser definido como o ato de dispor a um terceiro determinado valor, mediante a promessa de recebimento deste valor no futuro. Em uma instituição financeira, crédito pode

representar a ação de disponibilizar valores aos seus clientes em troca de um futuro pagamento. O crédito está presente em nosso dia a dia, a operação de crédito existe no ato de comprarmos qualquer mercadoria que não seja paga a vista (SILVA,1997).

Quando alguém se dispõe a destacar ou ceder, temporariamente, parte de seu patrimônio a uma outra pessoa, esperando que esta parcela volte a sua posse integralmente, após o tempo estipulado, temos aí uma operação de crédito. Esta parte do patrimônio pode estar representada por dinheiro quando é um empréstimo monetário, ou bens quando é um empréstimo para uso, venda com pagamento parcelado (a prazo) (SCHRICKEL,1997).

Crédito é quando se entrega um valor atual mediante uma promessa de pagamento. Quando uma loja entrega uma mercadoria, mediante a promessa de futuros pagamentos em parcelas, estipulado entre as partes de comum acordo, esta loja vende a crédito (SILVA,1997).

2.2 DIFERENTES FORMAS DE CRÉDITO

Conforme Schrickel (1997,p.155)

Existem incontáveis formas e peculiaridades na concessão de crédito às pessoas físicas, desde a simples venda a varejo de gêneros de primeira necessidade na mercearia, através da já lendária e romântica "caderneta", até sofisticadas transações bancárias, envolvendo complexas formulações de engenharia financeira.

Nas atividades bancárias é fácil visualizar o crédito como parte integrante, porque o banco obtém recursos financeiros junto a seus clientes e aplicam e emprestam esses recursos aos clientes tomadores, mas o conceito de crédito como parte integrante do próprio negócio aplica-se a qualquer atividade. No comércio, ele assume o papel de facilitador de vendas, possibilitando ao cliente a compra de um bem para atender suas necessidades e ao mesmo tempo incrementa as vendas do comércio. Na indústria, o crédito também assume o

papel de facilitador de vendas, aumentando o poder aquisitivo de matéria-prima, mantendo o estoque e possibilitando a negociação do preço com seus consumidores. (SILVA,1997).

Os processos de concessão de crédito para pessoas físicas e jurídicas são muito parecidos, ambos têm um fluxo bem semelhante. A pessoa física tem sua fonte de renda e suas despesas que podem ser de curto ou longo prazo. Ela tem que tentar fazer com que sua receita seja suficiente para honrar suas despesas. Muitas vezes, a falta de controle, o surgimento de despesas imprevistas ou outros fatores, fazem com que exista a necessidade de buscar um suprimento de dinheiro extra para preencher esta lacuna aberta em seu orçamento. Nesta situação, é que surge o profissional de crédito com a missão de analisar se este proponente merece que a empresa ou instituição conceda-lhe os recursos que necessita. Existe também a situação na qual o proponente está procurando recursos para investimento. A análise é feita de maneira um pouco diferente, mas os princípios são os mesmos (ROSS, 1995).

São diversos os fatores a serem analisados em concessão de crédito, conforme se descreve a seguir. Têm-se os fatores caráter e capacidade. Analisando estes fatores, é possível emitir um parecer. Os fatores possibilitam se ter uma idéia do provável comportamento do cliente. Analisa-se o seu passado e tenta-se prever seu comportamento futuro. Tentando assim só conceder crédito aos que demonstrem maiores e melhores chances de honrar seus compromissos. Outro fator de vital importância são as garantias. Apesar de não se dever realizar qualquer operação de crédito baseada somente nas garantias, estas são fatores fundamentais na análise do crédito, pois elas podem dar a certeza de no caso de um sinistro, o capital investido ter um retorno mais rápido.

A análise de crédito conta com a informática como instrumento precioso de auxílio. É possível, com uma grande base de dados estatísticos, saber o perfil de um provável bom pagador. Não se pode esquecer das informações que são

obtidas pela checagem e pela análise dos documentos apresentados pelo tomador que deseja realizar uma operação de crédito. Todos estes fatores permitem que a análise de crédito seja possível com maior segurança (BLATT, 1999).

Crédito direto ao consumidor são empréstimos concedidos por bancos ou financeiras para a aquisição de bens, como por exemplo: automóveis, equipamentos eletrônicos, eletrodomésticos, material de construção, entre outros. O CDC (Crédito Direto ao Consumidor), adquirido no banco, geralmente é destinado a aquisição de automóveis, ou equipamentos eletrônicos, quando o banco faz algum tipo de campanha ou parceria para este tipo de venda. Pode-se adquirir um CDC diretamente no ponto de venda. Isto significa que quando se vai a uma loja para comprar materiais de construção, ou eletrodomésticos ou por exemplo, uma impressora, pode-se optar pelo pagamento parcelado, pois esta loja estará oferecendo um financiamento através de uma parceria que ela já tem com um banco (ou financeira). Neste momento, é realizada uma análise de crédito, ou seja, a real capacidade do cliente efetuar o pagamento. Estando tudo certo, é liberado o financiamento.

O Crédito Pessoal Parcelado é muito parecido com o Crédito Direto ao Consumidor, com a diferença de que não se precisa especificar o bem ou o serviço que se pretende adquirir. Solicita-se o Crédito Pessoal Parcelado ao banco. Através da análise do cadastro do cliente (se possui ou não outros empréstimos, renda, capacidade de pagamento, etc) o banco disponibiliza ou não o valor solicitado. Se aprovado, os recursos são creditados em conta corrente, e poder-se-á utilizá-los da forma que quiser. Considere que no CDC (Crédito Direto ao Consumidor) o bem adquirido fica alienado e no Crédito Pessoal Parcelado não.

Quando uma linha de crédito é oferecida por bancos e financeiras, não dependendo do destino que é dado ao dinheiro, isto é crédito pessoal. Portanto, é

uma linha diferente de Crédito Direto ao Consumidor, que está vinculado à compra de bens específicos.

No comércio, o crédito facilita a venda de mercadorias pelos comerciantes, permitindo que os clientes comprem no ato e paguem em parcelas. Algumas empresas conseguem obter melhor resultado financeiro (ganho com o parcelamento das vendas) do que o resultado operacional (ganho com a venda de mercadorias).

Na indústria, como no comércio, o crédito facilita a compra de produtos industrializados, fazendo que o número de compradores potencias aumentem.

Nos bancos, o crédito é uma das "pontas" do negócio básico do banco, que é a intermediação financeira. O banco capta dinheiro com clientes que têm recursos disponíveis e os repassa aos tomadores de recursos. Seu lucro é obtido com a diferença entre o que ele recebe do tomador e o quanto ele paga ao aplicador/investidor.

2.3 O RISCO NA CONCESSÃO DE CRÉDITO

O principal objetivo da análise de crédito numa instituição financeira e para qualquer prestador é o de identificar os riscos nas situações de empréstimos, evidenciar conclusões quanto à capacidade de pagamento e fazer recomendações relativas a melhor estruturação e tipo de empréstimo a conceder (SCHRICKEL, 1997).

O risco de crédito é algo que está presente no cotidiano de qualquer empresa, seja uma empresa da área financeira, seja uma empresa de serviços, comercial ou industrial. No entanto, tendo em conta o negócio ou a área de atividade em que se inserem, as empresas procedem a análises mais ou menos

cuidadas do risco de crédito de seus clientes. Desde o estabelecimento comercial de venda ao público que habitualmente não procede a qualquer análise, até às instituições financeiras que procedem a análises bastante exaustivas, existe uma infinidade de casos (BREALEY e MYERS, 1981).

O limite de crédito é o valor total do risco que o prestador deseja assumir no relacionamento com determinado cliente (SILVA,1997).

O risco de crédito dos clientes varia, consoante ao tipo de cliente, ao tipo de produtos e serviços oferecidos, ao montante em causa e ao tipo de entidade que concede o crédito. Em termos gerais, há três tipos de crédito: o que é concedido por empresas comerciais, nas vendas ao público e às empresas, e o que é concedido por instituições financeiras a particulares e às empresas. Em pequenas e médias empresas, o risco de crédito é avaliado com base na confiança que se gera entre o cliente e a empresa, os antecedentes de crédito do cliente. A análise da capacidade de pagamento da dívida é muito superficial, conseqüentemente, o risco de crédito é agravado (SILVA,1998).

O crédito, no sentido restrito, consiste na entrega de um bem ou de um valor presente mediante uma promessa de pagamento em data futura. Enquanto promessa de pagamento há risco da mesma não ser cumprida. A formalização do acordo de crédito por meio de um contrato bem elaborado é uma condição fundamental para assegurar ao credor o direito de receber, independente da vontade do devedor de pagar. Nesse sentido, o auxílio do departamento jurídico é necessário. Entretanto, pouco adianta o credor ter assegurado o direito de receber se o devedor não dispuser de recursos para satisfazer o pagamento. Daí a necessidade da decisão de crédito ser precedida de uma análise técnica (SILVA, 1997).

O risco é algo que está presente o tempo todo na vida. Existem vários tipos de riscos que se corre. Em todas as atividades sempre se corre risco.

Começar-se-á falando sobre o risco de crédito. O risco é algo que está ligado ao futuro, não existe risco passado. Ou seja, só existe risco em decisões que ainda se vai tomar, nas decisões já tomadas, o risco virou histórico. É claro que isto é conceitual. É muito comum ouvir-se frases do tipo: “Verifique o risco da carteira de crédito imobiliário. Neste caso, está sendo avaliando o andamento das operações. Estar-se-ia observando como andam se comportando os clientes. Se eles estão honrando seus compromissos em dia, qual é o percentual de atrasos e de falta de pagamento e outras ações” (SILVA, 1997).

Todos que operam com crédito têm como objetivo rentabilizar um capital empregado. Ou seja: capta-se recursos com quem têm estes em excedente e empresta aos quem tem déficit. A empresa que emprestou o dinheiro captou os recursos por um custo X. A empresa tem despesas operacionais para manter a estrutura funcionando. Tem que ser rentável, ou seja: tem que ganhar dinheiro com as operações. Além disto, ao emprestar o dinheiro, a empresa não tem a certeza que irá recebê-lo. Existe o risco do tomador não honrar a operação realizada (SILVA, 1997).

A classificação e avaliação do risco de crédito a um cliente normalmente são resumidas numa ficha de crédito, que contém as informações que permitirão elaborar a emissão de um parecer sobre uma operação de crédito. Estas informações estão normalmente incluídas nos seguintes parâmetros de avaliação: caráter do cliente, capacidade de gestão, valor de patrimônio, garantias de crédito e envolvente contextual. A avaliação do risco de crédito é reflexo da multiplicidade, qualidade e origem das informações disponíveis para o analista do crédito. A análise e administração do risco baseiam-se no processamento das informações sobre o proponente de crédito.

O método mais simples de avaliação do risco de crédito é o de análise da ficha de crédito. Consiste na atribuição de valores aos parâmetros anteriores, e aos inúmeros fatores que cada um destes inclui, para emitir um parecer sobre

determinada operação de concessão de crédito. A cada fator emite-se um valor subjetivo positivo ou negativo. Se, no final, o número de fatores com classificações positivas for superior ao dos negativos, então o parecer tenderá a ser favorável à concessão de crédito. Os parâmetros “caráter do cliente” e “capacidade de gestão” são dos mais importantes, pois dão uma idéia muito concreta do provável comportamento do cliente. Analisando seu passado, prever-se-á o seu comportamento futuro, procurando só conceder crédito a quem demonstre maiores e melhores hipóteses para honrar os seus compromissos.

2.4 POLÍTICA DE CONCESSÃO DE CRÉDITO

Em praticamente todas as políticas financeiras das empresas comerciais e industriais, o crédito é um elemento presente, para desta forma alavancar as vendas ou suprir eventuais necessidades de caixa, realizar aquisições ou aumentar a capacidade de produção.

O crédito deve ser visto como parte integrante do próprio negócio da empresa. Conhecer o cliente é fundamental para orientar o relacionamento mercadológico e atender as suas necessidades, utilizando, para isso, informações fornecidas em seu cadastro. Um bom cadastro e um sistema de crédito eficaz podem ser um excelente meio para o progresso dos negócios de uma empresa (SILVA, 1997).

Tanto economistas como juristas destacam a importância do crédito para o desenvolvimento da economia, eles vêem nele o responsável pelo crescimento da economia das nações, das empresas e suas operações, em particular. Não se deve chegar ao extremo de acreditar que o crédito cria capitais, como já se acreditou no passado, pois a função do crédito é aquecer a criação de riquezas, injetando recursos antecipadamente nas atividades econômicas. O crédito,

economicamente, consiste em trocar bens presentes por bens futuros, e é óbvio que isso não leva à criação de riquezas (BULGARELLI,2001).

O crédito pode fazer com que as empresas aumentem seu nível de atividade; pode estimular o consumo; influenciar na demanda; cumprir uma função social ajudando as pessoas a obterem moradia, bens e até alimentos. O crédito facilita a execução de projetos para os quais as empresas não disponham de recursos próprios suficientes. Mas, a tudo isso, deve-se acrescentar que o crédito pode tornar empresas ou pessoas físicas altamente endividadas, assim como pode ser parte componente de um processo inflacionário (SILVA,1997).

Charles Gide (apud Bulgarelli, 2001, p17) explica que:

O crédito tem tomado tal importância nas sociedades contemporâneas que se é tentado a atribuir-lhe virtudes miraculosas. Falando a cada instante das grandes fortunas fundadas sobre o crédito, verificando que as mais vastas empresas da indústria moderna têm por base o crédito, nasce a persuasão invencível de que o crédito é um agente da produção que pode, com a terra e o trabalho, criar a riqueza.

Pura fantasmagoria. O crédito não é agente da produção, mas apenas modo especial de produção, o que é muito diferente, como são a troca e a divisão de trabalho. Consiste, segundo vimos, em transferir a riqueza, o capital, desta àquela mão e transferir não é criar. O crédito não cria capitais, como troca não cria as mercadorias.

O vocábulo crédito, em finanças, define um instrumento de política de negócios a ser utilizado por uma empresa comercial ou industrial na venda a prazo de seus produtos ou por um banco comercial. Enquanto que o crédito que alguém possui é sua capacidade de obter dinheiro, mercadoria ou serviço mediante compromisso de pagamento num prazo tratado anteriormente. Como já foi mencionado, para um banco comercial, a operação de crédito é o seu próprio negócio, sua razão de ser (SILVA,1997).

Bulgarelli (2001, p.21), diz:

Em nossa prática comercial, as operações de crédito passaram a ser efetuadas em massa, concentrando-se, basicamente, nos bancos e instituições financeiras que mantêm o monopólio de fato e de direito da captação, guarda e aplicação do dinheiro do público. As operações de crédito, que são extremamente variáveis, apresentando inúmeras modalidades, hoje, praticamente, exaurem-se nas operações ditas de financiamento, tanto em relação às empresas, como ao público consumidor sob tal aspecto, pode-se dizer que a principal operação

processada é a de financiamento, que se desdobra em empréstimos e para aquisição de bens a prazo.

Economicamente, o crédito tem dois elementos básicos, que são: a confiança e o tempo.

A confiança, pois quando se entrega um bem ao devedor, o credor demonstra confiar que o devedor o pague ou devolva, no prazo combinado. Hoje, com aplicação de crédito em massa, a confiança parece que está abalada pelas exigências de garantias. A verdade é que tais procedimentos decorrem do grande volume de concessão de crédito, o que se torna necessário certas normas de garantia, preestabelecidas. E o tempo, havendo sempre um período entre a entrega do bem e a sua devolução ou pagamento. Logo, crédito pressupõe prazo (BULGARELLI, 2001).

A política é o que norteia as tomadas de decisão (relacionadas ao crédito) em um ambiente macro de uma empresa. Na política de crédito, devem estar definidos quais os resultados que devem ser alcançados com as operações de crédito. Quais os produtos que irão ser negociados e em quais mercados a empresa irá operar. A norma de crédito rege as rotinas diárias. Na norma de crédito devem estar contidos os procedimentos a serem adotados pelos envolvidos na concessão do crédito. Bem como o perfil do cliente e a maneira pela qual será feita a análise das operações.

Nos últimos anos, expressões como consumo, marketing, comportamento do consumidor é ouvido nos mais diferentes ambientes. Tem-se falado muito a respeito disso nas universidades, nas empresas, nos meios de comunicação, nas rodas de amigos. Formalmente ou não, a preocupação com o consumo e a constatação de que existe um consumidor em cada um de nós têm gerado polêmica com relação de como lidar com o comportamento do consumidor. Quem é? Como se comporta? O consumidor é uma parte de todos nós. E como todo ser humano, o consumidor tem suas motivações para buscar determinadas ambições,

conquistar determinados espaços, para sua realização pessoal. O consumidor é dotado de personalidade, com isso justifica a preferência por determinado tipo de produto em vez de outro. Cada um prefere aquilo com o que se identifica mais, ou aquele produto que parece representar mais precisamente o que se quer aparentar. Como o consumidor tem sua própria percepção, alguns percebem com agrado determinadas propagandas, desenvolvendo atitudes positivas enquanto que outros a consideram ridículas e têm atitudes negativas, tanto para a propaganda quanto para o produto (KARSAKLIAN, 2000).

Além de todas informações relativas à pontualidade, existência de restrições e experiência em negócios, a história da empresa, sua tradição no ramo do negócio e formas de relacionamento com a comunidade, devem ser objeto de anotação da ficha cadastral e servir de base para formar o conceito do cliente e da apuração do risco. A idoneidade, como fator de risco de crédito, é formada, também, a partir dos elementos já citados. A sociedade moderna tem-se organizado, cada vez mais, no sentido de cobrar das empresas o respeito ao consumidor e a condução dos negócios de forma ética, obtendo sucesso, em não raros casos, através de órgãos como o Procon. A retratação dos negócios, importante aspecto na avaliação do risco do negócio, também pode ser consequência da não-observação de tais aspectos pelas empresas (SANTI FILHO, 1997).

A decisão de crédito é feita através da habilidade da análise de crédito, entre incertezas e constantes mudanças e informações incompletas. Esta habilidade depende da capacidade de analisar situações complexas, e chegar a uma conclusão clara, prática e factível de ser implementada (SCHRICKEL, 1997).

2.5 MÉTODOS DE AVALIAÇÃO DO RISCO

2.5.1 *Credit scoring*

É um tipo de análise utilizado para a avaliação da qualidade de crédito de clientes, sejam pessoas físicas ou jurídicas. Através da ponderação de vários fatores, idade, profissão, renda, atividade profissional, patrimônio, tipo de residência, etc., classifica os clientes em duas categorias:

Bons pagadores: os que, potencialmente, têm condições para honrar as obrigações e os que efetivamente pagam os empréstimo obtido.

Maus pagadores: os que, potencialmente, não reúnem as condições (mais de duas prestações atrasadas, necessidade de cobranças externas) para cumprir as obrigações assumidas quando da obtenção do crédito.

Este tipo de análise é muito utilizado para a avaliação de crédito de compradores de bens duráveis (por exemplo, automóveis), clientes de crédito pessoal e para atribuir limite de crédito aos clientes.

O sistema *credit scoring* depende da qualidade dos dados recolhidos e da inteligência do inter-relacionamento. Para a construção de um sistema de *credit scoring* é preciso processar uma quantidade de dados muito significativa, o que nem todas as empresas, nomeadamente as de pequena e média dimensão, conseguem fazer.

Há empresas, financeiras, que procedem habitualmente a análises estatísticas para avaliar o risco. Estas análises facilitam, por um lado, a compreensão e exploração do risco do cliente, por outro lado, criam estimativas precisas das probabilidades dos créditos serem pagos, definindo um critério que visa a maximização das receitas e a minimização das perdas, fornecendo uma base estatística satisfatória para comprovação das decisões. Esta análise poderá, ainda, ser efetuada sobre uma base histórica (exame de casos passados de

créditos problemáticos para dela extrair variáveis) ou sobre dados correntes (construção aleatória) (BERNI, 1997).

2.5.2 Risk rating

Trata-se de uma metodologia que avalia uma série de fatores, atribuindo uma nota a cada um deles e, posteriormente, uma nota final ao conjunto destes fatores analisados. Com base nesta nota final é atribuído um *risk rating*, ou seja, uma classificação para o risco, que determina o valor (risco de crédito) que a instituição financeira dará ao tomador do crédito.

Podem ser utilizadas escalas de 1 a 10, de 1 a 4, de A a E, combinações de letras e números, etc. O ideal é que o sistema seja eficiente e permita prever quais seriam os créditos com maior probabilidade de não cumprimento. A grande vantagem deste tipo de análise é de que dá acesso às decisões de crédito por pessoas que não sejam especialistas na matéria da avaliação de riscos e créditos. Para além disso, permitir uma utilização por empresas que trabalham com produtos de crédito em massa (por exemplo, empresas financeiras, empresas de cartão de crédito e bancos de investimento, entre outros) e que precisam de velocidade para o processamento de grandes quantidades de propostas num intervalo mínimo de tempo (BERNI, 1997).

2.5.3 Análise da ficha de crédito

É o método mais simples de avaliação do risco de crédito. Consiste na atribuição de valores aos parâmetros anteriores - e aos inúmeros fatores que cada um destes inclui - para emitir um parecer sobre determinada operação de concessão de crédito. A cada fator emite-se um valor subjetivo - "positivo" ou "negativo". Se, no final, o número de fatores com classificações positivas for

superior ao dos negativos, então o parecer tenderá a ser favorável à concessão de crédito (BREALY e MYERS, 1981).

São vários os fatores a se ter em conta na análise de crédito. Os indicadores incluídos nos parâmetros "caráter do cliente" e "capacidade de gestão" são dos mais importantes, pois dão uma idéia muito concreta do provável comportamento do cliente. Analisando o passado do candidato ao crédito, prever-se-á o seu comportamento futuro, procurando só conceder crédito a quem demonstre maiores e melhores hipóteses para honrar os seus compromissos (BREALY e MYERS, 1981).

É possível representar o risco de crédito de um cliente por meio de equações como as seguintes:

Risco de crédito = Caráter do cliente + Capacidade de gestão + Valor do patrimônio + Garantias de crédito + Envolvente contextual

Caráter do cliente = Pontualidade no pagamento das dívidas + Fatores restritivos (informações negativas dadas por um banco de quem é cliente, por exemplo) + Identificação (idade, estado civil, fontes de rendimento, se vive em casa própria, há quanto tempo mudou de residência, se tem emprego fixo, etc.)

Capacidade de gestão = Análise das demonstrações financeiras + Cálculo das razões de liquidez, de solvabilidade e de rentabilidade

Valor do patrimônio = Comprovação do valor das existências de estoques (no caso de ser uma empresa) ou comprovação do valor patrimonial dos bens (se for um particular) + Valor de mercado (só se o cliente for uma empresa; é o valor a que o capital da empresa seria vendido em determinado momento)

Garantias de crédito = Liquidez (capacidade de o cliente pagar as suas dívidas) + Valor de mercado (quando o cliente é uma empresa) + Carreta formalização do contrato (as cláusulas do contrato podem exigir determinadas garantias de pagamento das dívidas, por exemplo, a existência de um fiador ou avalista)

Envolvente contextual = É uma análise puramente qualitativa das condições do mercado que a empresa não pode controlar, mas que influenciam o risco de crédito (BREALY e MYERS, 1981).

2.6 FICHA CADASTRAL

A ficha cadastral constitui um valioso instrumento auxiliar na análise e decisão de crédito, proporcionando ao analista e aos gestores de crédito em geral diversas informações relevantes sobre a empresa e alguns fatores que afetam o seu desempenho. Não há um modelo único de ficha cadastral que seja o melhor para todas as empresas ou instituições financeiras durante todo o tempo, sendo necessário que cada instituição desenvolva e adapte seu próprio modelo de acordo com suas necessidades e com as características de seus clientes. Parece ser necessário que a ficha cadastral deva ser completa e que contenha as informações efetivamente importantes para a análise e concessão de crédito. Por outro lado, o excessivo número de informações pode, além de não ser usado no processo decisório, “irritar” o cliente, uma vez que o preenchimento de um cadastro é sempre um processo trabalhoso. Muitas empresas já adotam modelos de fichas diferentes para clientes de determinados tipos, por exemplo, fichas mais simples para clientes que têm menores volumes de créditos, enquanto que grandes clientes necessitam de fichas bem mais completas. Outras empresas adotam um modelo simples e básico, para todos os clientes e quando necessário solicitam informações complementares (SILVA,1993).

A ficha cadastral é o ponto de partida para uma análise de crédito, nela devem estar contidas as informações que irão permitir a emissão de um parecer sobre uma operação de crédito. A ficha cadastral deve ser elaborada de maneira objetiva, fazendo que o preenchimento desta seja simples e rápido. Todas as informações pedidas na ficha cadastral devem ter uma utilidade, ou seja, se a informação não vai servir para auxiliar a emissão do parecer, não deve ser posta

na ficha cadastral. É comum ver fichas cadastrais com espaços mínimos para o proponente e/ou avalista preencherem, tal fato faz com que estes tenham que abreviar palavras (as abreviações nem sempre obedecem a regras da língua portuguesa, o que dificulta o entendimento), começar a frase ou palavra com um tamanho de letra e terminar com um rabisco ilegível. Resumindo, não há como identificar os dados que foram postos em determinados campos da ficha. Deve-se, ao elaborar a ficha cadastral, procurar ser o mais claro possível, escolhendo bem os termos que irão dar os nomes aos campos que irão ser preenchidos. Exemplo: Filiação: Pai / Mãe. Sempre que se pensar que um termo utilizado na ficha cadastral pode dar margem a erros de interpretação, deve-se trocá-lo ou por um sinônimo ao lado, nas empresas/instituições que utilizam as "propostas eletrônicas", ou seja, sistemas informatizados que registram os dados da ficha cadastral. A ordem de distribuição nos campos na tela do computador deve seguir uma ordem mais próxima possível da ordem apresentada na ficha cadastral em papel, para facilitar o trabalho de digitação. Isto quando os dois tipos de propostas (papel e eletrônica) existirem. Na ficha cadastral poderá ou não estar incluída uma proposta de crédito. A proposta de crédito, mesmo tendo campos em comum com a ficha cadastral, tem uma outra finalidade. Algumas instituições unificaram ambas em um único formulário (SCHRICKEL, 1997).

São diversas as fontes de informação que existem para serem consultadas sobre um cliente. Em uma análise de crédito é fundamental que exista uma ficha cadastral bem preenchida (legível e completa), a análise deve começar por ela. Através das fontes de informação é que se irá identificar a exatidão das informações e se poderá ter uma idéia de como este cliente irá se comportar em relação ao pagamento de seu crédito. As informações prestadas pelo cliente deverão ser verificadas e esta verificação pode ser feita através de checagem pessoal ou por meio eletrônico ou ainda através de documentação (SILVA, 1993).

A gerência de crédito e cobrança deverá definir de forma clara e objetiva, regras básicas para a solicitação e cadastramento de informações de clientes, a

fim de se evitarem informações excedentes ou desnecessárias. As informações recebidas de clientes e fontes adicionais deverão ser compiladas, de forma reduzidas e simplificadas, a fim de facilitar sua utilização e seu entendimento. Deverão ser estabelecidas normas para guardar e eliminar informações de crédito e cobrança a fim de se evitar o acúmulo de arquivos e documentos desnecessários (TAVARES,1988).

A classificação e avaliação do risco de crédito de um cliente é normalmente resumida numa ficha de crédito, que contém as informações que permitirão elaborar a emissão de um parecer sobre uma operação de crédito. Estas informações estão normalmente incluídas nos seguintes parâmetros de avaliação:

Caráter do cliente: é normalmente o primeiro fator de seleção dos clientes. Revela a intenção/capacidade dele pagar ou não os compromissos assumidos. O indicador mais óbvio da probabilidade do cliente vir a pagar as suas dívidas é se pagou pontualmente no passado. A pontualidade do cliente no pagamento das suas obrigações é um fator relevante para apurar o seu caráter, podendo ser identificada através do recurso a registros internos do banco ou informações comerciais e bancárias. Pode haver casos em que o atraso no pagamento não signifique que o indivíduo ou empresa não tivesse a intenção de saldar as suas dívidas. Muitas vezes a pessoa que toma o empréstimo ou financiamento não tem simplesmente a habilidade necessária para gerir o seu negócio ou as suas finanças, endividando-se excessivamente.

Capacidade de gestão: é a capacidade do tomador de crédito para gerir o seu negócio, a fim de gerar lucro e pagar as suas obrigações, honrando os seus compromissos. Dito por outras palavras, capacidade significa o potencial do cliente para saldar os créditos recebidos. Na capacidade dever-se-á ter em conta não só a capacidade de pagamento mas também a competência, a competitividade e os aspectos técnicos do negócio a ser financiado, o valor, a origem, a previsão de recebimento dos valores, entre outros fatores.

Valor do patrimônio: está relacionado com a saúde financeira do cliente no que diz respeito ao seu patrimônio líquido disponível para saldar as suas obrigações. Também é importante neste fator a origem dos recursos disponíveis do cliente. Muitas vezes, um critério importante para avaliar este fator é a dimensão do capital social da empresa, ou seja, a dimensão dos capitais que os sócios ou acionistas investiram na empresa.

Garantias de crédito: são uma forma de segurança de pagamento do crédito que foi solicitado. São normalmente ativos complementares que o tomador do crédito apresenta como garantias. Estas têm de ser muito bem selecionadas e têm regularmente de representar valores iguais ou superiores aos montantes emprestados, para que no caso de insolvência o ativo seja utilizado para pagar a operação de crédito. Para a avaliação das garantias reais dever-se-ão ter em conta a liquidez, a depreciabilidade, a capacidade de comercialização, a localização, os custos de manutenção e as despesas de venda do bem.

Envolvente contextual: fatores econômicos e setoriais que podem aumentar ou diminuir o risco do cliente. Normalmente, são compostos pela política governamental, a conjuntura internacional, a concorrência, fatores regionais e eventos naturais (SILVA, 1998).

Segundo Guimarães (2000),

Um formulário consistente deve preencher as seguintes categorias de informação:

Dados pessoais:

-Nome

-Endereço

-Data de nascimento

-Número do documento de identidade

-Número de dependentes

Dados de trabalho:

-Empresa

-Tempo de serviço

-Renda

Informações de crédito:

-Credores

-Saldo em contas bancárias

-Se é proprietário

Referências financeiras junto a:

-Bancos

-Financeiras

-Lojas de crediário.

Algumas das informações acima mencionadas transformam-se em importantes variáveis de decisão em qualquer modelo de análise de risco. Entretanto, isto 'só ocorre quando a informação solicitada é bastante específica. Outra questão importante diz respeito às tendências comportamentais. Sabe-se que, atualmente, as pessoas adiam certas decisões de caráter pessoal, como casamento, por exemplo. Também as alterações sócio-econômicas devem ser levadas em consideração. A não muito tempo, ter um telefone era indicador de padrão social elevado. Atualmente, com a evolução da tecnologia, o custo para aquisição de aparelhos telefônicos caiu muito e esta informação acabou perdendo um pouco da sua relevância. O mesmo se verifica com a posse de veículos. Fatos como estes acabam impondo aos gerentes de crédito a necessidade de uma constante busca por informações que permitam traçar o perfil do cliente com maior precisão, o que exige atualizações periódicas dos instrumentos de obtenção de informações são necessárias."

2.7 A CONCESSÃO DE CRÉDITO NO COMÉRCIO VAREJISTA

Segundo Avanza (1998),

O economista e consultor de varejo Nelson Barrizzelli acredita que alta inadimplência resulta do esgotamento da renda dos consumidores, agravado pelo desemprego e pela inexperiência na administração das contas pessoais.

Para Cláudio Felisoni de Angelo, coordenador do Programa de Administração do Varejo (Provar) da FIA/USP, a inadimplência vem da incapacidade de avaliação das empresas no momento da concessão de crédito. Pesquisa recente do Provar, entre os consumidores inadimplentes, revelou que 53% não comprariam num supermercado que não aceitasse cheques pós-datados. Outros 40% declararam ter cheques devolvidos por falta de fundos. Ele afirma que estas perdas seriam minimizadas se os bancos colocassem nas folhas de cheque mais informações sobre os clientes, como RG e telefone.

Outro estudo, feito por Barrizzelli junto aos supermercados, mostra que os prejuízos tem sido da ordem de 1,4%, apesar da cobrança de juros. Segundo ele, uma medida que tem sido bastante utilizada é a concessão do cartão de fidelidade. Assim, as lojas podem cadastrar mais dados sobre os clientes.

Barrizzelli lembra que os grandes estabelecimentos também contam com serviços de consultorias, mas lamenta que "nem todos os comerciantes podem dispor desse tipo de assessoria".

Alberto Borges Matias, professor da área de Finanças, afirma que a inadimplência leva as empresas a buscarem novos métodos de análise de clientes. No final de 1996, ele mesmo desenvolveu uma metodologia que, baseada em estatísticas, estabelece um índice que determina se o consumidor tem ou não o perfil de inadimplente. Este índice é atualizado, periodicamente, e pode ser utilizado por empresas de cartão de crédito, bancos e redes do comércio varejista.

Para Barrizzelli, a situação está no limite e não devem piorar nos próximos meses. "Tudo isso está gerando um efeito educativo no consumidor e no comércio em geral". O sistema financeiro precisa aprender a dar crédito, selecionar melhor seus clientes e ser,

basicamente, a única fonte de crédito no País. O Banco Central, por sua vez, tem o papel de fiscalizar este processo, conclui.

Tanto nas vendas à vista quanto a prazo, o comércio necessita diferenciar-se criando ações de apelo ao consumidor. Neste aspecto, o prazo tem sido a alternativa escolhida por boa parte dos consumidores, promovendo, no cenário competitivo do segmento, políticas do tipo:

- descontos especiais;
- juros mais baixos;
- parcelamentos mais longos, etc.

Essa oferta de crédito pede obrigatoriamente ao varejista uma atenção redobrada ao risco com inadimplência e fraude. Identificando essas necessidades do segmento, a solução dos comerciantes foi desenvolvida para:

- maior precisão na avaliação do risco e redução das perdas;
- aplicação de políticas de crédito específicas.
- avaliação da capacidade de pagamento dos Clientes a cada operação;
- controle e gerenciamento das operações a prazo.

As principais vantagens da prevenção de fraudes é a verificação imediata e confiável de informações de pessoa física promovendo agilidade e segurança para abertura de cadastro.

2.8 A CONCESSÃO DE CRÉDITO EM INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS

As instituições financeiras fazem uma análise exaustiva para avaliarem o risco de crédito dos clientes, quer sejam empresas, quer sejam particulares, e têm produtos de crédito diferenciados para cada um destes segmentos de clientes. Para os particulares têm, por exemplo, linhas de crédito à habitação, de crédito pessoal, etc.; e para empresas têm linhas de crédito para aquisição de equipamento, produtos de financiamento à exploração e de apoio ao investimento,

entre muitos outros. No caso da concessão de crédito a particulares, o risco de crédito é avaliado com base numa ficha de crédito. Quando se trata de clientes com um risco de crédito mais elevado, devido, por exemplo, ao baixo nível de rendimentos, esse risco é reduzido pela existência de um (ou mais) fiador (es) ou de outras garantias de pagamento, por exemplo, bens que estejam no nome do titular. Quando o cliente é uma empresa, e dado que os montantes de crédito são normalmente superiores aos dos particulares, a análise do risco de crédito é ainda mais aprofundada. A instituição de crédito avalia o risco de crédito também com base numa ficha de crédito, mas concebida especialmente para empresas, que inclui informações relevantes como as demonstrações financeiras, as razões financeiras, o historial de crédito, etc. (BERNI, 1997).

2.9 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Para incrementar negócios, a venda a prazo ou pelo crediário, o crédito é um mecanismo largamente utilizado no comércio. O crédito, ou confiança, de que uma empresa dispensa ao consumidor permite prorrogar o cumprimento de uma obrigação para uma oportunidade posterior. A operação à vista é quando as obrigações são cumpridas imediatamente. Quando se adia o pagamento do valor ou, somente, empresta-se o dinheiro é um caso comum de crédito.

A concessão de crédito traduz-se na disponibilização de um valor presente mediante uma promessa de pagamento desse mesmo valor no futuro, que pressupõe a confiança na solvabilidade do devedor, isto é, de que o mesmo irá honrar os seus compromissos nas datas marcadas. Em outras palavras, o risco de crédito é o risco de perda que se tem quando há incapacidade de uma contrapartida numa operação de concessão de crédito.

Para determinar o risco de crédito com maior ou menor exatidão, pode proceder-se a avaliação do risco. Estas avaliações podem ser mais ou menos

detalhadas e cuidadas de acordo com a atividade em questão e o peso do crédito concedido.

3. METODOLOGIA

Em muitas áreas, como em economia, saúde, agronomia ou zoologia, a aplicação de princípios e procedimentos estatísticos, feitos sobre uma experiência podem resultar em um dentre dois possíveis resultados. Por exemplo, um cliente pode ser bom ou mau pagador; uma semente pode germinar ou não em certa condição experimental; um circuito integrado fabricado por uma companhia de eletrônicos pode ser defeituoso ou não; um paciente em uma clínica experimental para comparar métodos de tratamentos pode ou não obter alívio dos sintomas; um inseto submetido a um inseticida pode sobreviver ou morrer quando exposto a uma particular dose. Desta maneira os dados são ditos binários ou dicotômicos, e as duas possíveis formas para cada uma das observações são descritas genericamente pelos termos sucesso e fracasso. Em algumas circunstâncias, a variável de interesse não é adequada para a resposta de um experimento em particular (cliente, semente, circuito integrado, paciente ou inseto), mas sobre um grupo de unidades, de tal modo que tenham sido tratado de maneira similar. As variáveis resultantes são referentes a um grupo de dados binários, e representa o número de sucessos, podem ser vistos na forma de proporções e são freqüentemente, mas não exclusivamente, usados como tendo o de distribuição binomial, os binários também podem ser dotados para ter distribuição de Bernoulli, que é um caso especial de distribuição binomial (COLLETT, 1991).

As variáveis independentes podem ser chamadas variáveis explicativas. O mais comum dos exemplos de modelagem é o usual modelo de regressão linear normal, usada para variáveis contínuas. O que distingue o modelo de regressão logística e o modelo de regressão linear normal é que a variável resposta em regressão logística é binária ou dicotômica. A diferença entre regressão logística e regressão linear normal é refletida igualmente na escolha de um modelo paramétrico e nas hipóteses (HOSMER e LEMESHOW, 1989).

A regressão logística é uma análise de dados que envolve a descrição e a afinidade existente entre uma variável resposta e uma ou mais variáveis explanatórias, onde a variável resposta é binária ou dicotômica (HOSMER E LEMESHOW, 1989).

Silva Filho (2001) diz, “regressão logística é a abordagem de modelagem matemática usada para descrever a relação entre diversas variáveis independentes e uma variável dependente dicotômica”.

Guimarães (2000) afirma:

A regressão logística consiste, fundamentalmente, na busca de um modelo que permita relacionar uma variável Y , chamada “variável resposta”, aos “fatores” ou variáveis independentes X_1, \dots, X_k , que, supõe-se, influenciam as ocorrências de um evento. A variável resposta deve ser do tipo dicotômica, assumindo apenas valores 0 ou 1. Neste caso existe interesse apenas na ocorrência, ou não, do evento em questão.

Segundo Soares (1983), “regressão logística é uma opção para a análise de dados com variável resposta qualitativa”.

A regressão logística, dentro da análise estatística, consiste em relacionar, através de um modelo, a variável resposta com um conjunto de variáveis explicativas que influenciam na ocorrência deste evento. A análise estatística permitirá detectar as variáveis explicativas mais importantes, e também, responder por exemplo, a que grupo o candidato à concessão de crédito, será mais susceptível (DOBSON, 1983).

A regressão logística tem se constituído num dos principais métodos de modelagem estatística de dados. Mesmo quando a resposta de interesse não é originalmente do tipo binário, alguns pesquisadores têm dicotomizado a resposta de modo que a probabilidade de sucesso possa ser modelada através da regressão logística.

Cabe salientar que para os dados analisados nesta dissertação, se ao invés de regressão logística, fosse utilizada a regressão linear múltipla na forma $y=b_0+b_1.x_1+b_2.x_2+\dots+b_k.x_k$, entendendo y como uma variável resposta que assume somente dois valores possíveis para todos os tomadores de crédito da amostra conhecida, 1 (mau pagador) e 0 (bom pagador), no momento em que se fosse utilizar o modelo para prever o bom pagador, poder-se-ia obter valores de y fora do intervalo 0–1, ou seja, y não poderia ser entendido como uma medida de probabilidade de mau pagador

Como também através de um modelo Probit. Uma curva de regressão de monotonia tem a forma de uma função de distribuição cumulativa (cdf) para uma variável aleatória contínua. Isto sugere um modelo para uma resposta binária que tem forma $\pi(x) = F(x)$ para alguma cdf F . Usando uma classe inteira de cdf como uma cdf normal variando as médias e variâncias, permite que a curva $\pi(x) = F(x)$ tenha flexibilidade no modo de aumento e no local onde a maioria daquele aumento acontece. Fazendo $\phi(\cdot)$ denotar a cdf padrão da classe, como o $N(0,1)$ cdf. Usa-se ϕ mas escreve-se o modelo como: $\pi(x) = \phi(\alpha + \beta x)$ que prevê a mesma flexibilidade. Formas diferentes de cdf na classe acontece quando α e β variam. Substituindo x por βx permite que a curva aumente de um modo diferente da cdf padrão (ou até diminua se $\beta < 0$); variando α a curva se move para a esquerda ou direita. Quando ϕ está aumentando estritamente em cima da linha real inteira, uma função inversa $\phi^{-1}(\cdot)$ existe e a equação anterior é, equivalentemente, $\phi^{-1}[\pi(x)] = \alpha + \beta x$. Para esta classe de cdf, a função de ligação para o modelo linear generalizado é ϕ^{-1} . Os mapas da função de ligação $(0,1)$ variam para a probabilidade de $(-\infty, \infty)$, na classe de preditor linear. A curva tem a forma de uma cdf normal quando ϕ for uma cdf normal padrão. Então, o modelo $\phi^{-1}[\pi(x)] = \alpha + \beta x$ é chamado de modelo Probit. Esta curva é semelhante à curva de regressão logística (AGRESTI, 2002).

O modelo de regressão logística vem sendo usado em análise estatística há muitos anos; mas somente quando Truett, Cornfield, e Kannel (1967), citados por Hosmer e Lemeshow (1989), usaram o modelo para produzir uma análise multivariada dos dados do estudo de Framingham, é que sua eficácia e aplicabilidade foram valorizadas. A partir deste trabalho, o modelo de regressão logística tornou-se o método padrão para análise de regressão de dados dicotômicos em muitos campos, especialmente nas ciências da saúde, onde está clara a vantagem do uso desse método, tanto quanto da regressão linear normal.

Métodos de regressão vêm a ser um componente integral de análise de quaisquer dados voltados para a descrição do relacionamento entre uma variável resposta e uma ou mais variáveis independentes. Frequentemente, a resposta é uma variável discreta, tendo dois ou mais possíveis valores. Na última década, o modelo de regressão logística tornou-se, em numerosos campos, o método padrão de análise para respostas dicotômicas. A análise de dados através de regressão logística pode ser realizada como qualquer outra técnica de modelagem estatística, isto é, obter um modelo que ajuste bem os dados e seja parcimonioso. Assim as técnicas usadas em análise de regressão linear normal são semelhantes às de regressão logística (HOSMER e LEMESHOW, 1989).

Os *softwares* para computador, tais como GLIM, BMDP, SAS, SPSS-X, STATISTICA e outros reconhecem o uso desse método. A literatura sobre regressão logística é grande e aumenta rapidamente. Alguns livros-texto que tratam sobre regressão logística, incluindo Breslow e Day (1980), Cox(1970), Kleinbaum, Kupper, Morgenstern (1982) e Schlesselman (1982), conforme relatado por Hosmer e Lemeshow (1989). Muitas das técnicas de aplicação do método e interpretação dos resultados podem ser somente baseadas na literatura estatística. Fundamentalmente, o objetivo destes livros-texto é enfocar uma introdução do modelo de regressão logística e seu uso em métodos para modelos entre uma variável resposta dicotômica e um grupo de variáveis independentes (HOSMER e LEMESHOW, 1989).

Collett (1994) indica que há vários caminhos no qual um modelo ajustado possa ser inadequado. O mais importante deles, segundo o autor, é aquele em que o componente sistemático linear do modelo possa ser incorretamente especificado e cita, como exemplo, um modelo que possa não incluir variáveis explicativas que realmente deveriam estar no modelo, ou ainda, valores considerados por uma ou mais das variáveis explicativas e que necessitem de transformação. A transformação logística de uma probabilidade de resposta usada pode não ser correta; pode ser que uma transformação logística de uma probabilidade de resposta binária tenha sido usada quando teria sido mais apropriado usar a transformação complemento log-log.

Uma forma de estimar razão de chances de um sucesso em um conjunto de dados relativo a outro é dado por Collett (1994), supondo que os dados binários sejam organizados, como na tabela 3.1.

Em diversas áreas do conhecimento, é usualmente necessário medirmos a relação existente entre duas variáveis. Uma das medidas de associação utilizada em tabelas de contingência 2X2, é a razão de chances (OR), uma medida de associação que varia de $[0; \infty)$ e é definida pela fórmula

$$OR = \frac{a.d}{b.c}$$

onde a, b, c e d são as frequências observadas, conforme mostra a tabela 3.1.

Tabela 3-1 Tabela de contingência 2x2

	Nº de sucessos	Nº de fracassos
variável 1	a	b
variável 2	c	d

A medida de associação OR havia sido desenvolvida para aplicação apenas em tabelas de contingência 2X2 (variáveis binárias). Porém, na prática, depara-se muitas vezes com variáveis categóricas ordinais politômicas, ou seja, com mais de duas categorias.

3.1 O MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA

Pode-se considerar que a regressão logística tem por objetivo encontrar um modelo explicativo para o comportamento da probabilidade de sucesso (π), em termos das variáveis independentes ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_k$). No presente estudo, a probabilidade de sucesso é a probabilidade de ser mau pagador e as variáveis independentes são estado civil, idade, gênero, tipo de residência, tempo de residência e tempo de serviço, remuneração.

Seja $Y_i (i = 1, 2, \dots, n)$ a variável resposta, tendo distribuição de Bernoulli com $E(Y_i) = \pi_i$.

O modelo de regressão linear logística para uma única variável explicativa (independente) X_1 é dado por:

$$E(Y_i) = \pi_i = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1)}$$

onde X_1 é considerado fixo. Caso X_1 seja aleatório, ao invés de ser usado $E(Y_i)$ deve-se adotar a esperança condicional, isto é $E(Y_i / X_{1i})$. A probabilidade de sucesso do indivíduo i , será denotada por π_i , que no problema em análise é a probabilidade de um cliente ser “mau” pagador.

A função de log-verossimilhança que será denotada $l(\beta_0, \beta_1)$, é dada por:

$$l(\beta_0, \beta_1) = \sum_{i=1}^n y_i (\beta_0 + \beta_1 X_{1i}) - \sum_{i=1}^n \log_e (1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 X_{1i})). \quad (3.1)$$

Nelder (1987, p.574) apresenta maiores detalhes da obtenção de log-verossimilhança dada em (3.1).

O estimador de máxima verossimilhança para β_0 e β_1 é obtido maximizando l , isto é, considere $\hat{\beta}_0$ e $\hat{\beta}_1$, os estimadores de máxima verossimilhança. Então $\hat{\beta}_0$ e $\hat{\beta}_1$ são soluções do seguinte sistema de equações:

$$\begin{cases} \frac{\partial l(\beta_0, \beta_1)}{\partial \beta_0} = 0 \\ \frac{\partial l(\beta_0, \beta_1)}{\partial \beta_1} = 0 \end{cases}$$

Este sistema geralmente não tem solução analítica, tornando assim necessário um método numérico para obtenção das estimativas de máxima verossimilhança. O pacote computacional SAS utiliza o método Gaus-Newton para solução deste sistema.

O modelo logístico com mais de uma variável independente pode ser escrito como:

$$E(Y_i) = \pi_i = \frac{\exp(X\beta)}{1 + \exp(X\beta)}$$

onde

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{21} \dots & X_{p1} \\ 1 & X_{12} & X_{22} & X_{p2} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 1 & X_{1n} & X_{2n} & X_{pn} \end{bmatrix}$$

$$e \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \beta_p \end{bmatrix}$$

Como no caso de uma única variável explicativa, o sistema, a seguir, tem por solução os estimadores $\hat{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)$.

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial l(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)}{\partial \beta_0} = 0 \\ \frac{\partial l(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)}{\partial \beta_1} = 0 \\ \dots \\ \dots \\ \frac{\partial l(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)}{\partial \beta_p} = 0 \end{array} \right.$$

Este modelo garante que a predição de probabilidade de sucesso π está no intervalo $[0, 1]$, de acordo com a “curva logística” (Figura 3.1).

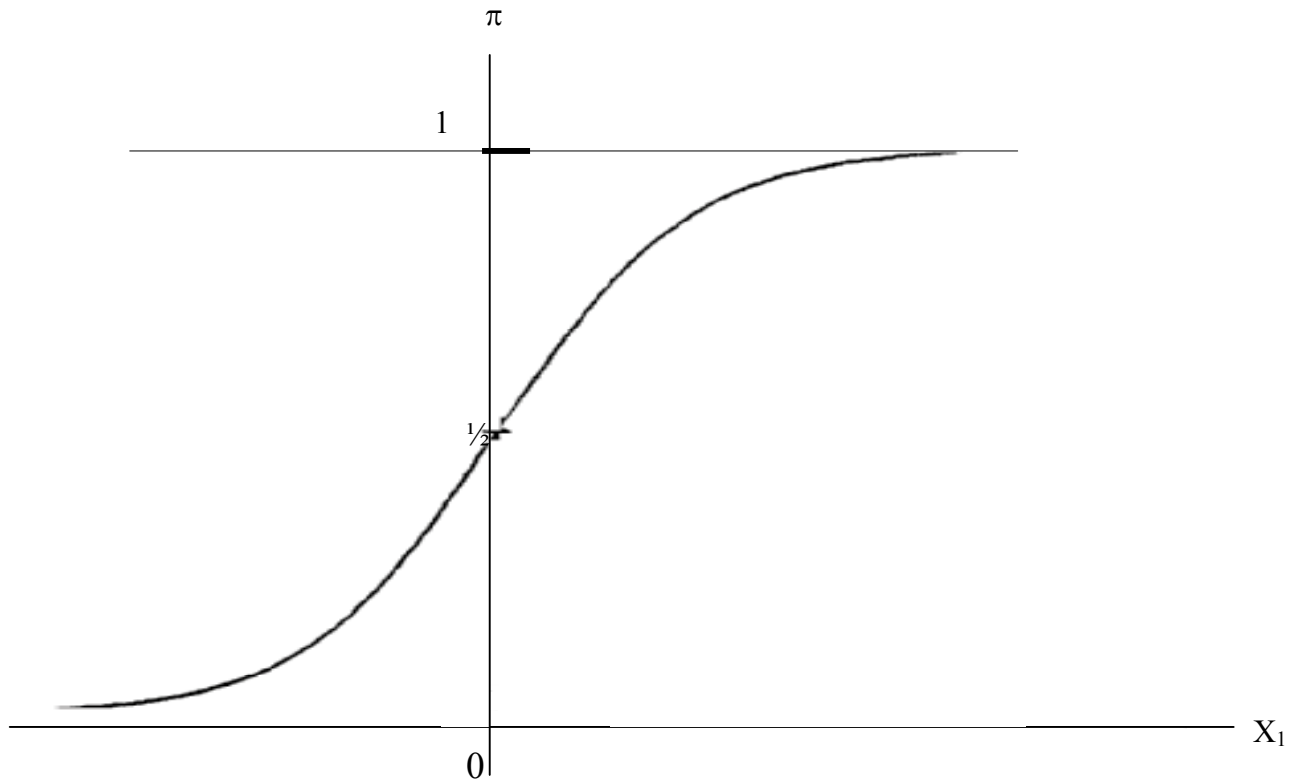


Figura 3.1: Probabilidade de sucesso representada por uma função logística com uma variável independente, X_1 .

3.2 INTERPRETAÇÃO DOS PARÂMETROS DO MODELO

O modelo logístico é preferível em relação aos outros modelos, porque tem uma interpretação direta em termos de logaritmo da razão de chance para a probabilidade.

No modelo com uma variável independente, a razão de chance é a taxa de variação de cada fator dentro da equação de regressão logística e fornece o incremento com que cada variável independente contribui na probabilidade de sucesso. O parâmetro estimado, $\hat{\beta}_1$, deste modelo nada mais é que o log da razão de chance.

Para um modelo de regressão logística com uma única variável independente, que assume somente os valores 0 e 1, a razão de chance, pode ser obtida como segue:

Tabela 3.2: Tabela de contingência de Y versus X

Variável Dependente	Variável independente	
	x = 1	x = 0
y = 1	$\pi(X=1) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}}$	$\pi(X=0) = \frac{e^{\beta_0}}{1 + e^{\beta_0}}$
y = 0	$1 - \pi(X=1) = \frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}}$	$1 - \pi(X=0) = \frac{1}{1 + e^{\beta_0}}$

A razão de chances é definida como:

$$OR = \frac{\frac{\pi(X=1)}{1 - \pi(X=1)}}{\frac{\pi(X=0)}{1 - \pi(X=0)}} \quad \text{logo,}$$

$$OR = \frac{\pi(X=1)}{1 - \pi(X=1)} \times \frac{1 - \pi(X=0)}{\pi(X=0)}$$

Usando as expressões para o modelo de regressão logística, a razão de chance é

$$OR = \frac{\left[\frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}} \right] \left[\frac{1}{1 + e^{\beta_0}} \right]}{\left[\frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}} \right] \left[\frac{e^{\beta_0}}{1 + e^{\beta_0}} \right]} \Rightarrow OR = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{e^{\beta_0}} \Rightarrow OR = e^{\beta_1}$$

Conseqüentemente, para regressão logística com uma variável independente dicotômica, tem-se

$$OR = e^{\beta_1}$$

e o log da razão de chance é:

$$\ln(OR) = \ln(e^{\beta_1}) = \beta_1$$

O fato do próprio parâmetro ser interpretado como razão de chance é a principal razão da regressão logística ser a ferramenta mais poderosa para a pesquisa de variáveis dicotômicas (HOSMER e LEMESHOW, 1989).

Dependendo apenas do parâmetro β , mesmo que a amostragem seja retrospectiva, isto é, são amostrados n_1 bons pagadores e n_2 maus pagadores, o resultado acima continua valendo. Essa é uma das grandes vantagens da regressão logística, a possibilidade de interpretação direta dos coeficientes como medida de associação. Esse tipo de interpretação pode ser estendido para qualquer problema prático.

3.3 TRANSFORMAÇÃO DE VARIÁVEIS

Durante o processo de procura de um bom modelo, pode-se concluir que, dada uma variável X_1 , correspondente a uma característica dos solicitantes do crédito, uma outra variável do tipo $X_2 = X_1^2$, $X_2 = \ln X_1$, $X_2 = 1/X_1$, etc. pode apresentar mais vantagens em participar do modelo do que a variável X_1 original. Isto acontece, por exemplo, quando a nova variável X_2 possui maior poder discriminante que a variável original X_1 ou, ainda, quando a nova variável possui distribuição mais simétrica (BARTH, 2002).

Como a determinação de modelos preditores baseados em combinações lineares de variáveis é mais fácil para vários métodos discriminantes, pode-se

utilizar uma técnica de linearização de variáveis. Por exemplo, em um modelo preditor de inadimplência com 7 variáveis, se X_1^2 discrimina mais do que a variável X_1 , ao invés de usar X_1 no modelo preditor, rebatiza-se X_1^2 como sendo uma nova variável (isto é, $X_8=X_1^2$), que será então introduzida no modelo.

Similarmente, pode-se introduzir no modelo preditor variáveis do tipo $X_9 = X_1.X_2$, nos casos em que o efeito de uma variável na previsão de inadimplência depende de outra variável, efeito este denominado de interação (HAIR et al., 1998, p. 170-171).

A presença de variáveis discriminantes categóricas (não-métricas) também exige transformação. Como: sexo, área de atuação, categoria da profissão, etc. Utiliza-se a técnica de variável indicadora para acomodar as variáveis não-métricas. Por exemplo, se a área de atuação pode ser indústria, serviços ou comércio, criam-se 2 novas variáveis, se a variável não-métrica original possui k estados, criam-se $k-1$ novas variáveis, as chamadas variáveis indicadoras.

Neste trabalho optou-se por criar para cada categoria uma variável *dummy* pois é de interesse estimar a razão de chance em cada categoria. Assim, para a variável tipo residência própria foi criada uma variável tipo *dummy* que indica se o consumidor tem casa própria é igual a um e se não tem casa própria é zero.

3.4 DEVIANCE

Após obter-se as estimativas dos parâmetros, é necessário verificar se os valores ajustados da variável resposta sobre o modelo retrata bem os valores observados.

No caso de dados binários, onde n_i (número de observações), para $i=1,2,\dots,n$, a *deviance* depende somente das probabilidades de sucessos ajustadas p_i , e também não informa sobre a qualidade de ajuste do modelo. Para ver a qualidade de ajuste, a verossimilhança para n observações binárias, com uma função de β parâmetros, é $L(\beta) = \prod_i \pi^{y_i} (1-\pi_i)^{1-y_i}$, e a log verossimilhança, maximizada sobre o modelo corrente, é: $\ln \hat{L}_c = \sum \{y_i \ln p_i + (1-y_i) \ln(1-p_i)\}$.

Para o modelo completo, sendo $p_i = y_i$, e uma vez que $y_i \ln y_i$ e $(1-y_i) \ln(1-y_i)$ são ambos zero para somente dois valores possíveis de y_i , o e 1, $\ln \hat{L}_f = 0$. A *deviance* para dados binários resulta então:

$$\begin{aligned} D &= -2 \sum \{y_i \ln p_i + (1-y_i) \ln(1-p_i)\} \\ D &= -2 \sum \{y_i \ln p_i + \ln(1-p_i) - y_i \ln(1-p_i)\} \\ D &= -2 \sum \left\{ y_i \ln \frac{p_i}{(1-p_i)} + \ln(1-p_i) \right\} \end{aligned} \quad (3.2)$$

Diferenciando $\ln L(\beta)$ em relação ao j -ésimo parâmetro, β_j , temos:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\beta)}{\partial \beta_j} &= \sum_i \left\{ \frac{y_i}{p_i} - \frac{1-y_i}{1-p_i} \right\} p_i (1-p_i) X_{ji}, \text{ do qual} \\ \sum_j \frac{\partial \ln L(\beta)}{\partial \beta_j} &= \sum_i \left\{ \frac{y_i - y_i p_i - p_i + y_i p_i}{p_i (1-p_i)} \right\} p_i (1-p_i) \sum_j \beta_j X_{ji} \\ \sum_j \beta_j \frac{\partial \ln L(\beta)}{\partial \beta_j} &= \sum_i (y_i - p_i) \sum_j \beta_j X_{ji} \\ \sum_j \frac{\partial \ln L(\beta)}{\partial \beta_j} &= \sum_i (y_i - p_i) \ln \frac{p_i}{1-p_i} \end{aligned}$$

Pelo fato de $\hat{\beta}$ ser a máxima verossimilhança estimada de β , a derivada do lado esquerdo é zero. Conseqüentemente, as probabilidades ajustadas p_i devem satisfazer a equação:

$$\sum_i (y_i - p_i) \log it p_i = 0, \text{ e também}$$

$$\sum_i \log it p_i = \sum_i p_i \log it p_i, \text{ sendo: } \log it p_i = \left(\frac{p_i}{1 - p_i} \right)$$

Substituindo em (3.2), temos que:

$$D = -2 \sum \{ p_i \log it p_i + \ln(1 - p_i) \}$$

Essa *deviance* depende das observações binárias y_i somente através das probabilidades ajustadas p_i e também nada diz sobre a concordância entre as observações e suas correspondentes probabilidades ajustadas. Conseqüentemente, a *deviance* no ajuste de um modelo a dados de resposta binária não pode ser usada como uma medida resumo da qualidade de ajuste de um modelo. Para se avaliar a significância de uma variável independente, compara-se o valor de D com e sem a variável independente na equação. A mudança em D devido a inclusão de uma variável independente no modelo, é obtida como se segue:

$$G = D(\text{para o modelo sem a variável}) - D(\text{para o modelo com a variável})$$

$$\text{logo, } G = \left[\frac{\text{verossimilhança sem a variável}}{\text{verossimilhança com a variável}} \right]$$

A estatística G tem distribuição qui-quadrado, com graus de liberdade de liberdade dado pela diferença do número de variáveis nos dois modelos que estão sendo comparados, o que permite verificar se a inclusão de uma dada variável no modelo é significativa ao nível α de significância.

3.5 ESTRATÉGIAS PARA A CONSTRUÇÃO DE MODELOS

A abordagem tradicional para a construção de um modelo estatístico envolve a procura do melhor modelo que explique os dados, isto é, obter um modelo parcimonioso, mas que explique, sem perda significativa, a variação da variável resposta. A inclusão de todas as variáveis relacionadas no modelo dificulta a interpretação e a generalização. O fundamento para esta abordagem é o de fornecer um controle tão completo quanto possível dentro de cada conjunto de dados, pois variáveis que individualmente não são representativas, em conjunto podem ter considerável representatividade.

Há certos passos que devem ser seguidos em uma seleção de variáveis para um modelo de regressão logística. O processo é bastante similar àquele usado na construção do modelo de regressão linear normal.

A seleção do processo deve começar com uma análise univariada, isto é, teste qui-quadrado, Fisher e t-Student. (HOSMER E LEMESHOW, 1989).

Mediante a complementação de uma análise univariada selecionam-se variáveis para análise multivariada. Qualquer variável cujo teste de variação tenha um valor p menor que um determinado nível pré-estabelecido como critério de seleção, deve ser considerado como um candidato para o modelo multivariado. Uma vez que as variáveis tenham sido identificadas, começa-se com um modelo contendo todas as variáveis selecionadas. A seleção de variáveis pode ser feita por diferentes técnicas, obtendo-se assim diferentes modelos estatísticos (HOSMER E LEMESHOW, 1989).

A regressão logística utiliza-se de técnicas como *forward selection*, *backward selection* e *stepwise forward selection*. Além disso, pode-se usar o critério Akaike para a escolha das variáveis que compõem o modelo preditor. Entretanto, o critério para a escolha de uma variável a ser introduzida no modelo

(ou para ser retirada do mesmo) é distinto. Está relacionado com a variação da função de verossimilhança.

Na técnica denominada *forward selection*, a primeira variável escolhida para compor a função é a que possui o maior poder de significância entre todas as variáveis disponíveis. Em seguida, seleciona-se a segunda variável, aquela que, junto com a variável inicialmente escolhida, gera a função com maior poder de significância. Repete-se o procedimento até que nenhuma outra variável disponível agregue mais poder discriminante à função até então definida.

Na técnica denominada *backward selection*, a função começa com todas as variáveis disponíveis. Em seguida, retira-se da função a variável que menos diminui o poder de significância do modelo. Repete-se o procedimento até que a retirada de qualquer das variáveis restantes na função pode diminuir a significância do modelo.

A técnica *stepwise forward selection* é uma combinação das anteriores. A cada passo, agrega-se uma nova variável ou retira-se uma variável previamente escolhida (uma variável anteriormente agregada à função é dela retirada se sua eliminação não causar significância). Essa eliminação decorre da inclusão posterior de outras variáveis que agregam poder de significância ao modelo, de forma tal que aquela variável pode ser excluída sem prejuízo.

Salienta-se que, utilizando-se uma das técnicas acima, por exemplo, a *stepwise forward selection*, uma variável com alto poder de significância poderá acabar fora do modelo gerado se for altamente correlacionada com uma outra variável ou com uma combinação de variáveis anteriormente introduzidas. Um exemplo típico seria a não conveniência de se introduzir no modelo a variável “último salário” após já ter sido introduzida a variável “salário médio anual” (visto que o poder de significância de ambas é baseado em características semelhantes do candidato ao crédito).

Stepwise é um dos métodos mais aplicados em regressão logística. O método, como foi visto, baseia-se num algoritmo misto de inclusão e eliminação de variáveis explicativas, segundo a importância das mesmas, de acordo com algum critério estatístico. Esse grau de importância pode ser avaliado, por exemplo, pelo nível de significância do teste da razão de verossimilhança entre os modelos que incluem ou excluem as variáveis explicativas em questão. Quanto menor for esse nível de significância, tanto mais importante será considerada a variável explicativa, este teste encontra-se definido em Hosmer e Lemeshow (1989, p.13,14,30 e 31) e também em Neter (1996, p.590). Como a variável explicativa mais importante por esse critério não é necessariamente significativa do ponto de vista estatístico, há que impor um limite superior P_E . A escolha para P_E determinará quantas variáveis serão incluídas eventualmente no modelo. Escolher um valor para P_E entre 0,15 e 0,20 é o mais recomendável, segundo Hosmer e Lemeshow (1989, p.108). Segundo Paula (2001, p.54), os valores de P_E e P_S recomendados são $P_E \geq 0,15$ e $P_S \leq 0,25$. Uma outra sugestão desse autor seria a de usar $P_E = P_S = 0,20$. Neste trabalho optou-se pelo valor de P_S de 0,30. Considerando-se P_E como limite de entrada. E P_S como limite de saída.

Dado que a inclusão de novas variáveis explicativas num modelo pode tornar dispensáveis outras variáveis explicativas já incluídas, deve-se fazer a verificação da importância dessas variáveis explicativas, confrontando os seus respectivos níveis com um limite superior P_S . As variáveis explicativas com nível descritivo maior do que P_S serão, assim, candidatas à remoção.

A seguir, será descrita uma variante desse algoritmo usada por Hosmer e Lemeshow (1989). A etapa inicial começa com o ajustamento do modelo apenas com o intercepto e é completada pelos passos seguintes:

1. constroem-se testes da razão de verossimilhança entre o modelo inicial e os modelos logísticos simples formados com cada uma das variáveis explicativas do estudo. O menor dos níveis descritivos (valor p) associados a cada teste será comparado com P_E .

Se p for menor que P_E ($p < P_E$), inclui-se a variável explicativa referente àquele valor p e passa-se ao passo seguinte; caso contrário, para-se a seleção e adota-se o modelo inicial;

2. partindo do modelo que incluiu a variável explicativa selecionada no passo anterior, introduz-se individualmente as demais variáveis explicativas. Cada um desses novos modelos é testado contra o modelo inicial desse passo. Novamente, o menor valor dos níveis descritivos é comparado com P_E . Se for menor do que P_E , implica na inclusão no modelo da variável explicativa correspondente e a passagem ao passo seguinte. Caso contrário, para-se a seleção;

3. compara-se a *deviance* do modelo logístico contendo as variáveis explicativas selecionadas nos passos anteriores com a *deviance* dos modelos que dele resultam por exclusão individual de cada uma das variáveis explicativas. Se o maior nível descritivo dos testes da razão de verossimilhança for menor do que P_s , a variável explicativa associada a esse nível descritivo permanece no modelo, estes testes encontram-se descritos em Hosmer e Lemeshow (1989, p.14,15,16). Caso contrário, ela é removida. Em qualquer circunstância, o algoritmo segue para o passo seguinte;

4. o modelo resultante do passo anterior será ajustado, antes de tornar-se o modelo inicial da etapa 2 (seleção de interações de primeira ordem entre as variáveis explicativas incluídas), avalia-se a significância de cada um dos coeficientes das variáveis explicativas selecionadas. Se alguma variável explicativa não for significativa pode-se excluí-la do modelo; e

5. uma vez selecionadas as variáveis explicativas “mais significativas”, ou os efeitos principais, dá-se a entrada na etapa 2 com o passo 1, que agora envolve apenas interações de primeira ordem (X_1X_2 , X_1X_3 ,...) entre as variáveis explicativas selecionadas, e assim por diante.

É comum algumas variáveis explicativas ou interações de interesse, ou com algum significado no estudo, sejam mantidas no modelo desde o início. É também comum que a seleção de interações seja feita dentre aquelas de interesse ou com algum significado no problema.

O método proposto por Akaike (1974) basicamente se diferencia dos procedimentos acima por ser um processo de minimização que não envolve testes estatísticos. A idéia básica é selecionar um modelo que seja parcimonioso, ou em outras palavras, que esteja bem ajustado e tenha um número bem reduzido de parâmetros. Como o máximo da função log-verossimilhança $\log L$ cresce com o aumento do número de parâmetros do modelo, uma proposta razoável seria encontrar o modelo com o menor valor para a função

$$AIC_A = -2\log L_A + 2P_A,$$

onde P_A denota o número de parâmetros do modelo A e L_A é a verossimilhança do modelo A, analogamente pode-se obter AIC_B de um modelo B e compará-los. O critério para a escolha do modelo é aquele com menor AIC (DAVIDIAN e GILTINAN, 1995).

3.6 ANÁLISE DE CLASSIFICAÇÃO

Os modelos preditores produzirão ao se submeter um novo candidato a crédito, um resultado numérico (score) que gerará uma classificação (como bom ou como mau pagador). Este resultado numérico será uma estimativa da probabilidade de ser mau pagador, obtida de uma função logística. A classificação será efetuada pela definição de um ponto de corte para o resultado numérico mencionado. Abaixo do ponto de corte, considerar-se-á o novo candidato como propenso a bom pagador e acima do ponto de corte como mau pagador.

A regressão logística múltipla é freqüentemente empregada para fazer predições para novas observações. Em uma aplicação, obtido o modelo preditor:

$$f = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{1i} + \dots + \hat{\beta}_k X_k,$$

$$\text{onde } p = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_k}}$$

Depois de selecionadas as variáveis x_i ($i=1,2,\dots,k$) que compõem o modelo, bem como estimados os correspondentes coeficientes β_i , torna-se necessário definir uma regra de classificação dos futuros solicitantes a crédito a partir da probabilidade de mau pagador. A regra é classificar no grupo de risco de bom pagador se p for menor que o ponto de corte; e no grupo dos prováveis mau pagadores, se a probabilidade for maior que o ponto de corte.

Apenas para exemplificar, pode-se utilizar 0,5 como ponto de corte. Se a probabilidade for maior que 0,5, classifica-se o candidato a crédito como potencial mau pagador.

Alternativamente, poder-se-ia utilizar diretamente a função

$$f = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \dots + \hat{\beta}_k x_k$$

No exemplo citado, adotar-se-ia como ponto de corte o valor $f = 0$, equivalente ao ponto de corte de 0,5, visto que $\ln\left(\frac{0,5}{0,5}\right) = 0$. Desta forma, o procedimento de classificação de um novo candidato como bom pagador ou mau pagador eliminaria a necessidade do uso da função \ln (ANDERSSON, 1982, p. 171).

Prevendo um resultado binário para determinado nível de variáveis de X é simples na pesquisa prever que o resultado é 1 se o valor calculado p é grande, e o resultado será 0 se p for pequeno. A dificuldade de fazer predições de um resultado binário é determinar o ponto de corte sob qual resultado predito é 0 e qual é 1. Com algumas aproximações é possível determinar onde o ponto de corte está localizado.

Será descritas, a seguir as três considerações descritas por Neter (1996, p.605):

1. Usando 0,5 como ponto de corte, a regra de predição com esta aproximação será predizer 1 se p exceder 0,5; caso contrário predizer 0. Esta aproximação é razoável quando é igualmente provável, na população de interesse, que o resultado 0 e 1 acontecerão e os custos dessa predição, se incorreta, são aproximadamente o mesmo.
2. Na aproximação que envolve a avaliação de pontos de cortes diferentes, para cada ponto de corte a regra é empregada nos dados fixados do modelo construído e a proporção de casos preditos incorretamente é averiguado. O ponto de corte em que a proporção incorreta de predição for mais baixa é o que deve ser empregado. Esta aproximação é razoável quando o grupo de dados é uma amostra aleatória da população e assim reflete as próprias proporções de zeros (0s) e uns (1s) na população e os custos de predizer 0 e 1 incorretamente são aproximadamente iguais. É provável que a proporção de predições incorretas observadas para um bom ponto de corte seja uma grande habilidade dele (ponto de corte) para predizer novas observações corretamente, especialmente se o grupo de dados usados para a construção do modelo não é grande. O ponto de corte é escolhido com referência aos mesmos dados da construção do modelo logístico e, assim, só é bom para estes dados.

3. Usando probabilidades anteriores e custos de predições incorretas para determinar o ponto de corte quando informações anteriores estão disponíveis sobre a probabilidade de 1s e 0s na população, e o grupo de dados não é uma amostra aleatória da população. Além disso, quando o custo de predizer 1 incorretamente difere substancialmente do custo de predizer o resultado 0 incorretamente, estes custos na determinação do ponto de corte podem ser incorporados de forma que o custo esperado de predições incorretos seja minimizado.

3.7 CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO

Neste capítulo foi possível ver que o modelo de regressão logística se ajusta bem ao contexto de avaliar se um tomador de empréstimo ou comprador no crediário será um bom ou mau pagador e se, portanto, haverá riscos de não serem ressarcidos os valores empenhados no que resultará em prejuízos financeiros.

Este capítulo apresenta uma revisão sobre regressão logística e mostra como ela pode ser aplicada para avaliar, no comércio, o risco em empréstimo financeiro ou em casos de parcelamento de vendas, através da predição se o tomador ou consumidor é um bom ou mau pagador.

O modelo estatístico de regressão logística é indicado por não exigir normalidade multivariada, especialmente neste caso onde há variáveis preditoras não métricas.

Quanto à interpretação dos parâmetros, entre o bom e mau pagador, o modelo de regressão logística é bem claro e mostra também que é amplamente usado na área de administração, saúde, psicologia, agronomia e outras áreas.

4. APLICAÇÃO

4.1 ESPECIFICAÇÃO DAS VARIÁVEIS E DA BASE DE DADOS

A cidade de Maringá está localizada no Noroeste do Paraná e dispõe de uma vasta área comercial com movimento considerável, ocasionado, principalmente, por ser um pólo comercial das inúmeras cidades que a circunda.

O comércio varejista, em sua maioria, é composto por três grandes *shopping center*, outros menores e inúmeras lojas de rua, sendo estas, algumas luxuosas e outras populares, algumas de grande e outras de pequeno porte.

A população consiste de todos os consumidores de empresas comerciais varejistas (lojas populares) de Maringá. Formalmente, as conclusões da pesquisa excluem aquelas que não têm ou não permitem a consulta a suas fichas cadastrais.

A unidade observacional é a ficha do consumidor, da forma como estavam cadastrados nas lojas. Em cada loja foi obtida uma amostra aleatória de consumidores. Como em relação às características os estratos são homogêneos, considerou-se que a amostra é aleatória.

Esta amostra aleatória é composta de 349 indivíduos que usam o método de compras pelo sistema de crediário. Do total da amostra, 301 pertencem ao grupo de bons pagadores ($y = 0$), e 48 ao grupo de maus pagadores ($y = 1$).

Para tanto, esta coleta realizou-se manualmente, através de fichas cadastrais fornecidas pelas empresas comerciais varejistas de Maringá.

De acordo com os dados fornecidos pelas empresas comerciais varejistas, os campos informados pelo (a) candidato (a) ao crédito são:

- Nome completo
- CPF
- R.G.
- Nacionalidade
- Estado civil
- Data de nascimento
- Número da carteira profissional
- Endereço residencial
- Telefone
- Tipo de residência: -própria
 - cedida
 - alugada
- Cidade
- Tempo de residência
- Residência anterior
- Tempo de residência anterior
- Firma em que trabalha
- Endereço da firma
- Tempo de serviço
- Cargo
- Remuneração
- Outras rendas
- Nome do cônjuge
- Data de nascimento do cônjuge
- R.G. do cônjuge
- Firma de trabalho do cônjuge
- Endereço da firma do cônjuge
- Compromissos financeiros
- Nome do Pai
- Nome da Mãe

Como para regressão logística as variáveis independentes são indicadoras do tipo 0 e 1, foi realizado transformações de forma a obter as variáveis indicadoras, fornecidas nos quadros a seguir. As variáveis, objeto de estudo deste trabalho, estão relacionadas e classificadas nos quadros 4.1, 4.2 e 4.3.

Quadro 4.1: Variável dependente

VARIÁVEL	CATEGORIAS	CÓDIGO
SITUAÇÃO	BOM PAGADOR	0
	MAU PAGADOR	1

Quadro 4.2: Variáveis quantitativas independentes

VARIÁVEL	DESCRIÇÃO
IDADE	ANOS
TEMPO DE RESIDÊNCIA	ANOS
TEMPO DE SERVIÇO	ANOS
SALÁRIO MENSAL	REAIS

Quadro 4.3: variáveis qualitativas independentes

VARIÁVEL	CATEGORIAS	CODIFICAÇÃO	
SEXO	MASCULINO e	1	
	FEMININO	0	
ESTADO CIVIL	SOLTEIRO e	1	
	OUTROS	0	
TIPO DE RESIDÊNCIA	PRÓPRIA,	0	não
		1	sim
	CEDIDA ou	0	não
		1	sim
	ALUGADA	0	não
		1	sim
TIPO DE OCUPAÇÃO	ASSALARIADO,	0	não
		1	sim
	APOSENTADO,	0	não
		1	sim
	AUTÔNOMO	0	não
		1	sim

A análise univariada dos dados consiste em testar associações entre a variável resposta com cada uma das variáveis independentes. Para variáveis independentes qualitativas, os testes usados foram o χ^2 de Pearson, χ^2

verossimilhança e Fisher, que se mostraram mais apropriados para a amostra em estudo.

Assim sendo, foi efetuado um estudo da distribuição dos clientes para a situação (Mau ou Bom pagador) quanto às variáveis sexo, estado civil, tipo de residência e tipo de ocupação. Seguindo nesta análise, para as variáveis contínuas, testou-se a hipótese nula das médias iguais entre maus e bons pagadores versus a hipótese alternativa de médias diferentes. Com a intenção de melhorar a análise da distribuição dessas variáveis, construíram-se diagramas de caixa, a fim de verificar seus limites, medianas, pontos discrepantes e pontos extremos.

Para complementar a análise univariada, selecionaram-se as variáveis idade, sexo, estado civil, tempo de residência, residência própria, residência alugada, residência cedida, ocupação empregado, ocupação aposentado, ocupação proprietário, log salário e tempo de serviço para uma análise multivariada. As variáveis com um valor de p menor que 0,30 tornaram-se candidatas para o modelo multivariado.

A seleção dessas variáveis foi feita pelo procedimento de seleção *stepwise*, procedimento este, descrito no capítulo 3 desta dissertação. Para inclusão ou exclusão os níveis P_E e P_S foram fixados em 0,30, através do programa computacional SAS.

Este programa (SAS) forneceu a probabilidade de classificação correta ou não dos clientes em maus ou bons pagadores.

Depois destes procedimentos, chegou-se a um modelo para prever se um candidato ao crédito será um mau ou bom pagador.

4.2 RESULTADOS

Inicialmente realizou-se uma análise bivariada, considerando cada uma das variáveis independentes versus a variável resposta (situação), definida como sendo mau ou bom pagador.

4.2.1 ANÁLISE DE CADA VARIÁVEL INDEPENDENTE

A variável sexo não apresentou associação com a situação como mostra a tabela 4.1 e os níveis descritivos (valores p) de três testes de associação.

Tabela 4.1 Distribuição por sexo dos clientes quanto à situação e níveis descritivos, p.

SEXO	MASCULINO	FEMININO
BOM PAGADOR	117 (85%)	184 (87%)
MAU PAGADOR	20 (15%)	28 (13%)
TOTAL	137	212

χ^2 de Pearson p = 0,71255,

χ^2 verossimilhanca p = 0,72333,

Fisher p = 0,75139

Pelos níveis descritivos apresentados na tabela 4.2, a variável estado civil apresenta associação com a situação.

Tabela 4.2: Distribuição por estado civil dos clientes quanto à situação e níveis descritivos, p.

ESTADO CIVIL	SOLTEIRO	OUTROS
BOM PAGADOR	84 (80%)	217 (89%)
MAU PAGADOR	21 (20%)	27 (11%)
TOTAL	105	244

χ^2 de Pearson p = 0,02625,

χ^2 verossimilhança p = 0,03066,

Fisher p = 0,04006

A variável independente tipo residência não apresentou associação com a situação, mostrada na tabela 4.3.

Tabela 4.3: Distribuição por tipo de residência dos clientes quanto à situação e níveis descritivos, p.

TIPO DE RESIDÊNCIA	PRÓPRIA	CEDIDA	ALUGADA
BOM PAGADOR	208 (86%)	31 (84%)	62 (90%)
MAU PAGADOR	35 (14%)	6 (16%)	7 (10%)
TOTAL	243	37	69

χ^2 de Pearson p = 0,5966,

χ^2 verossimilhança p = 0,5804,

Fisher p = 0,6258

Também a variável independente tipo de ocupação não apresenta associação com a situação, como mostra a tabela 4.4.

Tabela 4.4: Distribuição por tipo de ocupação dos clientes quanto à situação e níveis descritivos, p.

TIPO DE OCUPAÇÃO	ASSALARIADO	APOSENTADO	AUTÔNOMO
BOM PAGADOR	213 (86%)	49 (89%)	39 (87%)
MAU PAGADOR	36 (14%)	6 (11%)	6 (13%)
TOTAL	249	55	45

χ^2 de Pearson p = 0,7843,

χ^2 verossimilhança p = 0,7753,

Fisher p = 0,8282

Para as variáveis contínuas, testou-se a hipótese nula de médias iguais entre os bons pagadores e os maus pagadores, versus a hipótese alternativa de médias diferentes. Para tanto, considerou-se o teste t-Student para amostras independentes. Na tabela 4.5 são apresentados os resultados de média, desvio-padrão e valor p do teste estatístico.

Tabela 4.5: Média, desvio-padrão, valor de p do teste t para diferença entre médias

VARIÁVEL	BOM PAGADOR		MAU PAGADOR		VALOR p
	MÉDIA	DESVIO PADRÃO	MÉDIA	DESVIO PADRÃO	
IDADE	40,19	15,11	33,62	13,51	0,0049
TEMPO DE RESID.	9,16	9,57	6,47	7,48	0,0689
TEMPO DE SERVIÇO	6,11	6,67	3,05	2,55	<0,0001
LOG.SALÁRIO	5,96	0,61	6,06	0,57	<0,0001

Obs: valores em negrito indicam diferença significativa ao nível de significância de 0,05

Nos diagramas de caixa, apresentados no apêndice A, das variáveis idade, tempo de residência, tempo de serviço e logaritmo do salário mensal

observa-se alguns valores discrepantes. Optou-se por não fazer transformações, pois estas dificultam a interpretação do modelo. Quanto à variável salário, por se tratar de uma variável considerada importante na caracterização de pagamento, utilizou-se a transformação log que forneceu melhores resultados, no sentido em que foi significativa no modelo e não apresentou mais pontos discrepantes.

4.2.2 CONSTRUÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA

Na análise multivariada usou-se o procedimento de seleção *stepwise*, conforme descrito no capítulo 3 deste trabalho, onde foram consideradas todas as variáveis independentes em conjunto. A variável salário foi transformada para melhor ajuste do modelo.

O procedimento de seleção *setpwise* foi realizado pelo programa computacional SAS e está apresentado com todos os passos no apêndice 2. Aqui só será apresentado o melhor modelo pelo critério AIC, que está resumido na tabela 4.6.

O modelo ajustado consistiu das variáveis significativas do modelo completo ($p < 0,30$, conforme sugestão do programa SAS).

Tabela 4.6: Modelo Ajustado de Regressão Logística para Condição de Bom e Mau Pagador

VARIÁVEL	GL	PARÂMETRO ESTIMADO	ERRO PADRÃO	EST. χ^2 RAZÃO DE VEROSSIMILHANÇA	VALOR p	RAZÃO DE CHANCE
INTERCEPTO		-2,7199	1,6594	2,6867		
IDADE	1	-0,0290	0,0162	3,2068	0,0733	0,971
RES. ALUG.	1	-0,7920	0,4561	3,0147	0,0825	0,453
TEMPO RES.	1	-0,0382	0,0241	2,5123	0,1130	0,963
OCUP. APOSE	1	0,7433	0,6267	1,4067	0,2356	2,103
LOG SALÁRIO	1	0,4823	0,2606	3,4252	0,0642	1,620
TEMPO SER.	1	-0,1532	0,0581	6,9589	0,0083	0,858

As medidas que avaliam a qualidade do modelo ajustado encontram-se na tabela 4.7.

Tabela 4.7 Medidas de qualidade do Modelo Ajustado

	AIC	-2LOG L	Razão de Verossimilhança
Modelo	265,558	251,558	27,9670

O resultado do teste razão de verossimilhança para a hipótese nula $H_0: \beta_i = 0$ (para todo i) versus H_1 : pelo menos um $\beta_i \neq 0$, é significativo, conforme tabela 4.8.

Tabela 4.8 Teste de razão de verossimilhança

Qui-quadrado	Grau de liberdade	Valor p
27,9670	6	< 0,0001

Na tabela 4.9 apresenta-se a análise das variáveis que compõe o modelo ajustado.

Tabela 4.9 Análise das variáveis que pertencem ao modelo ajustado.

Variável	Grau de liberdade	Qui-quadrado	Valor p
IDADE	1	3,2068	0,0733
RESALUG	1	3,0147	0,0825
TEMPORES	1	2,5123	0,1130
OCUPAPOSE	1	1,4067	0,2356
LOGSALARIO	1	3,4252	0,0642
TEMPSER	1	6,9589	0,0083

De acordo com os dados analisados, conclui-se que o modelo ideal para avaliar o candidato ao crédito está descrito como segue:

$$\hat{E}(Y_i) = \log_e \left(\frac{p_i}{1-p_i} \right) = -2,7199 - (0,029). idade - (0,7920). resalug - (0,0382). tempores + (0,7433). ocupapose + (0,4823). logsalario - (0,1532). tempserv$$

onde: p_i é a estimativa da probabilidade de mau pagador

IDADE: variável indicadora da idade

RESALUG: variável indicadora de residência alugada

TEMPORES: tempo de residência

OCUAPOSE: variável indicadora de ocupação aposentado

LOGSALARIO: salário

TEMPSERV: tempo de serviço

É importante salientar que a variável ocupação aposentado não é significativa em nível de significância de 5%.

O modelo preditor produzirá um resultado numérico que, ao se submeter um novo candidato ao crédito, gerará uma classificação, como mau ou bom pagador. Abaixo do ponto de corte, o candidato será considerado bom pagador; e acima, mau pagador.

O resultado da classificação, tendo sido adotado o ponto de corte de 0,12; segundo a porcentagem de inadimplência em Maringá, que é de 12%, porcentagem esta informada pela ACIM (Associação Comercial e Industrial de Maringá), encontra-se na tabela 4.10.

Tabela 4.10 Matriz de classificação dos clientes quanto a condição de pagamento, pedida pelo modelo versus observado.

<i>SITUAÇÃO REAL DO CLIENTE</i> <i>(observado)</i>	<i>PREDIÇÃO DO MODELO</i> <i>(predito)</i>		
	BOM PAGADOR	MAU PAGADOR	TOTAL
BOM PAGADOR	139	162	301
MAU PAGADOR	38	10	48

Conforme mostra a tabela 4.10 a probabilidade do modelo construído classificar corretamente um mau pagador é de 79,2% e a probabilidade de classificar corretamente um bom pagador é de 46,2%.

Nota-se que o modelo não consegue classificar corretamente 53,8% dos bons pagadores e 20,8% dos maus pagadores e, portanto, a qualidade das predições geradas por este modelo não é boa.

5 CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Durante a revisão bibliográfica, verificou-se que a regressão logística é muito usada nas áreas da saúde e biológica, com muitos trabalhos publicados. Na área econômica verificou-se um número restrito de trabalhos publicados, usando regressão logística. Diante deste fato o presente trabalho procurou mostrar como ela pode ser aplicada para encontrar um modelo que possa classificar um candidato ao crédito no comércio varejista, em bom pagador ou mau pagador.

A aplicação de ferramentas estatísticas da Análise de Regressão Logística no banco de dados coletados nas várias empresas comerciais varejistas de Maringá teve como resultados o modelo composto pelas variáveis independentes: Idade, residência alugada, tempo de residência, ocupação (aposentado ou não), logaritmo do salário e tempo de serviço.

O acesso ao crédito nas empresas comerciais varejistas, das quais foram levantados os dados aqui analisados, usam “fichários” com formulários que solicitam as variáveis já citadas.

O formulário solicita ao candidato ao crédito que relacione seus compromissos financeiros, mas o que foi observado é que a maioria desses candidatos não preenche este item. Sugere-se que sejam feitas algumas indagações, tais como: despesas com prestação da casa própria, financiamento automotivo, tratamento de saúde contínuo ou mensalidade escolar. Questões desse tipo podem não garantir a idoneidade dos candidatos ao crédito, mas ajudam na obtenção de informações mais claras sobre os compromissos financeiros dos mesmos.

Estes fatos levam a pensar sobre o problema que todo tomador de decisão tem que enfrentar, que é decidir sobre quais variáveis são

verdadeiramente úteis para o processo. Neste trabalho, as variáveis que demonstraram serem mais relevantes foram: idade, se a residência é alugada, tempo de residência, se o candidato ao crédito é aposentado, salário e tempo de serviço. De acordo com os dados encontrados na Tabela 5.6 a razão de chance mostra que quanto mais idade, se paga aluguel, quanto mais tempo de residência e maior tempo de serviço, menor é a chance de ser mau pagador. Enquanto que se é aposentado e tem maior salário, maior é essa chance.

Este trabalho fornece regras para reconhecimento de padrões pela regressão logística, como já foi comentado. Estas características tornam esta ferramenta de grande relevância para o processo de decisão na concessão de crédito pelas empresas comerciais varejistas, que podem ser usadas para dar maior garantia de diminuição de custos dos financiamentos.

Este modelo atende as suposições teóricas para sua existência. O valor da probabilidade de classificar corretamente um mau pagador é de 79,2%. e para classificar corretamente um bom pagador é de 46,2%. Testes estatísticos mostram que o modelo construído para o comércio Varejista de Maringá é significativo, no entanto não pode ser considerado um bom modelo para fazer previsões de outros candidatos ao crédito em empresas comerciais varejistas de Maringá. Isso se deve a que ele não consegue classificar corretamente cerca de 20% dos candidatos ao crédito como mau pagador. Sendo que em Maringá esse índice de inadimplência é de 12%.

Para o futuro, recomenda-se a realização de uma pesquisa direta com os bons e maus pagadores (identificados nas fichas cadastrais), coletando outras variáveis. A partir daí verificar o poder discriminatório dessas novas variáveis e, assim, propor alterações nas fichas cadastrais. E um modelo com as novas variáveis.

Utilizar outras metodologias tais como análise discriminante e redes neurais para a análise destes mesmos dados.

Aplicar na prática o modelo proposto, comparando os resultados com a real situação do candidato ao crédito, o que permitirá avaliar a qualidade do modelo para a predição de novos casos.

Com um conjunto maior de variáveis discriminadoras, usar outros modelos, como o Tobit e o Probit, que também são adequados para variáveis binárias.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICA

- AGRESTI, A. **Categorical Data Analysis**. 2 ed., USA: John Wiley, 2002
- ALMEIDA, C.F.- **Os direitos do consumidor**. Coimbra. Pt.: Almedina, 1962.
- ALTMAN, E. I., BAIDYA, T. K. N., DIAS, L. M. R. **Previsão de Problemas Financeiros em empresas**. Revista de Administração de Empresas, p.17-28, jan./mar., 1979.
- ANDERSON, J. A. **Logistic discrimination**. In: KRISHNAI, P. R., KANAL, L. N., 1982. **Handbook of statistics, vol. 2**. North Holland Publishing Company, p. 169-191, 1982.
- AKAIKE, H. **A new look at statistical model identification**. IEEE Transactions on Automatic Control. AV-19, 1974.
- AVANZA, M.F. **Como combater as altas taxas de inadimplência**. São Paulo, 1998. Disponível em: <http://www.usp.br/agen/agweb.html>. Acesso em: 15 abr.2002.
- BARTH, N.L. **Métodos de Discriminação entre grupos**. 2002. Dissertação de Mestrado em administração - Curso de Pós-Graduação da FGV/EAESP, São Paulo
- BERNI, M.T. **Operação e concessão de crédito**.:Os parâmetros para a decisão de crédito. São Paulo: Atlas, 1997.
- BLATT, A.. **Avaliação de risco e decisão de crédito**: um enfoque prático. São Paulo: Nobel, 1999.
- BREALEY, R., MYERS, S. **Principles of corporate finance**. USA: McGraw Hill Book Company, 1981.
- BRITO, F. J. G. **Manual dos direitos do consumidor**. 2ª ed, São Paulo: Atlas, 1991.
- BULGARELLI, W. **Títulos de crédito**. São Paulo: Atlas, 2001.
- CAOQUETTE, J.B.; ALTMAN, E.I.; NARAYANAN, P. **Gestão de risco de crédito**: desafio financeiro. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.

- COELHO, A. J. **Estatística para economia, engenharia e educação**. Rio de Janeiro: Presença, 1978.
- COLLETT, D. **Modelling Binary Data**. London, England: Chapman & Hall, 1994.
- DAVIDIAN, M. E GILTINAN, D.M. **Non linear models for repeated measurement data**. London: Chapman and Hall, 1995.
- DOBSON, A. J. **Introduction statistical modelling**. London, England: Chapman and Hall, 1983.
- EISENBEIS, R. A. **Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance and economics**. The Journal of Finance, vol. XXXII, nº 3, p. 875-900, June 1977.
- ESTEVEES, A .S. **Análise de riscos: curso de confiabilidade para gerentes**. Petrobrás COCECON, 1998.
- FERREIRA, A.B.H. **Novo dicionário da língua portuguesa**. Rio de Janeiro: Nova Fronteira S.A., 1975.
- FILHO, F. P. S. **Garantias nas operações de crédito**. São Paulo: IBCB, 1990.
- FONSECA, J.S.da. **Curso de estatística**. 6ª ed., São Paulo: Atlas, 1996.
- GRUENSTEIN, J. M. L.. **Optimal use of statistical techniques in model building**. In: GUIMARÃES, I. A.. **Construção e avaliação de uma regra de reconhecimento e classificação de clientes de uma instituição financeira com base na análise multivariada**. Dissertação de Mestrado, UFPR, Curitiba, 2000.
- HAIR Jr., J. et al. **Multivariate data analysis**. 5th Edition, USA, Prentice Hall, 1998.
- HINES, W. W., MONTGOMERY, D. C.. **Probability and statistics in engineering and management science**. New York, USA: John Wiley & Sons, 1990.
- HOSMER Jr., D.W., LEMESHOW, S. **Applied Logistic Regression**. New York, USA: John Wiley & Sons, Inc., 1989.
- JACKSON, B. B.. **Multivariate data analysis**. USA, Richard D. Irwin Inc., 1983.
- KARSAKLIAN, E. **Comportamento do consumidor**. São Paulo: Atlas, 2000.
- KLEINBAUM, D. G.. **Logistic regression- A self learning text**. USA. Springer-Verlag, 1994.

- MAYS, E. **Credit risk modeling**. USA, Fitzroy Dearborn Publishers, p. 81-112, 1998.
- MOOD, A. M., GRAYBILL, F. A., BOES, D. C.. **Introduction to the theory of statistics**.Colorado, USA: McGraw-Hill Book Company, 1974.
- NELDER, J.A., PREGIBON, D.. **Na extended quase-likelihood function**. Biometrika, 1987
- NETER,J. et al. **Applied linear regression models**. Chicago, 3^a rd. ed., Irwin, 1996.
- PAULA, G. A.. **Modelos de regressão com apoio computacional**. Instituto de Matemática e Estatística, USP, São Paulo, 2001.
- REGIS, R. ,MOGGI, J.. **O despertar da empresa brasileira: como se preparar para o Futuro**. São Paulo:. Cultrix, 1994.
- ROSA, P. T. M.. **Modelos de credit scoring: regressão logística, chaid e real**. Dissertação de Mestrado, IME-USP, São Paulo, 2000.
- ROSS, S.A. **Administração financeira**. São Paulo: Atlas, 1995
- SANTI FILHO, A. **Avaliação de riscos de crédito**. São Paulo: Atlas, 1997.
- SCHRICKEL, W. K.. **Análise de crédito: concessão e gerência de crédito**. São Paulo: Atlas, 1994.
- SCHRICKEL, W. K.. **Análise de crédito: concessão e gerência de empréstimos**. São Paulo: Atlas, 1997.
- SHARMA, S. **Applied Multivariate Techniques**. Wiley, 1996.
- SICSÚ, A. L.. **Desenvolvimento de um sistema de credit scoring- parte II**. Tecnologia de crédito, Serasa, março, p. 57-68, 1998.
- SILVA FILHO, A.A. **Resumo sobre Regressão Logística**. Rio Janeiro, 2001.
Disponível em: <http://www.sites.uol.com.Br/epidemiologia/estat01.htm>
Acesso em: 20 maio 2002.
- SILVA, J. P. **Análise financeira das empresas**. São Paulo: Atlas, 1988.
- SILVA, J. P.. **Análise e decisão de crédito**. São Paulo: Atlas, 1993.
- SILVA, J. P.. **Gestão e análise de risco de crédito**. São Paulo: Atlas, 1997.
- SILVA, P.C.R.. **Estatística econômica**. Boletim da Faculdade de Ciências Econômicas de Vitória, 1999.

SOARES, J.F. e BARTMAN, F.C. **Métodos Estatísticos e medicina e Biologia.**

Poços de Caldas, M.G., 1983. 14^o Colóquio Brasileiro de Matemática.

STEINER, M.T.A., **Uma metodologia para reconhecimento de padrões**

multivariados com resposta dicotômica. 1995. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, UFSC, Florianópolis.

TAVARES, R.F..**Crédito e cobrança.** São Paulo: Atlas,1988.

WEBER, R.O.. **Especialista difuso para análise de crédito.** 1993. Dissertação

(Mestrado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, UFSC, Florianópolis.

APÊNDICE - DADOS COLETADOS NO PERÍODO DE 8/2000 A 8/2002

idade	sexo	estado civil	tipo de residência	tempo de resid.	ocupação	salário mensal	tempo de serviço	situação
45	masc.	cas.	própria	21 anos	empreg.	R\$ 800,00	8	bom pagador
45	masc.	solt.	cedida	1 ano	empreg.	R\$ 270,00	1	bom pagador
30	masc.	cas.	própria	2 anos	autonomo	R\$ 600,00	2	bom pagador
47	fem.	cas.	própria	15 anos	proprietário	R\$ 800,00	20	bom pagador
29	fem.	cas.	própria	4 anos	empreg.	R\$ 600,00	9	bom pagador
46	fem.	divor.	alugada	4 anos	empreg.	R\$ 400,00	1	bom pagador
71	masc.	cas.	própria	4 anos	aposentado	R\$ 300,00	5	bom pagador
79	fem.	cas.	própria	25 anos	aposentado	R\$ 180,00	25	bom pagador
21	fem.	cas.	própria	3 anos	autonomo	R\$ 600,00	3	bom pagador
36	fem.	cas.	própria	7 anos	aposentado	R\$ 180,00	5	bom pagador
44	fem.	cas.	própria	2 anos	empreg.	R\$ 180,00	1	bom pagador
20	fem.	solt.	própria	1 ano	empreg.	R\$ 280,00	3	bom pagador
25	fem.	solt.	alugada	5 anos	empreg.	R\$ 400,00	8	bom pagador
38	fem.	cas.	alugada	2 anos	empreg.	R\$ 300,00	2	bom pagador
25	masc.	cas.	própria	4 anos	autonomo	R\$ 500,00	6	bom pagador
42	masc.	cas.	alugada	5 anos	empreg.	R\$ 330,00	0,25	bom pagador
25	fem.	viúva	própria	5 anos	empreg.	R\$ 280,00	3	bom pagador
28	masc.	solt.	própria	1 ano	empreg.	R\$ 400,00	2	mau pagador
22	fem.	solt.	própria	3 anos	empreg.	R\$ 300,00	1	mau pagador
21	masc.	solt.	própria	1 ano	empreg.	R\$ 600,00	5	mau pagador
49	fem.	divor.	própria	1 ano	empreg.	R\$ 300,00	3	mau pagador
21	fem.	solt.	própria	9 anos	empreg.	R\$ 400,00	2	mau pagador
35	masc.	solt.	alugada	1 ano	empreg.	R\$ 714,00	3	mau pagador
71	masc.	cas.	própria	12 anos	aposentado	R\$ 342,00	3	mau pagador
31	masc.	cas.	própria	4 meses	empreg.	R\$ 360,00	0,33	mau pagador
26	fem.	cas.	própria	não decl.	empreg.	R\$ 200,00	1	mau pagador
33	fem.	divor.	própria	não decl.	empreg.	R\$ 400,00	2	mau pagador
35	fem.	solt.	própria	10 anos	empreg.	R\$ 250,00	0,5	mau pagador
44	fem.	viúva	própria	8 meses	aposentado	R\$ 200,00	8	mau pagador
23	masc.	solt.	própria	2 anos	empreg.	R\$ 1.325,00	1	mau pagador
20	fem.	cas.	alugada	2 anos	autonomo	R\$ 350,00	4	mau pagador
19	fem.	cas.	própria	4 anos	empreg.	R\$ 1.000,00	2	mau pagador
48	fem.	divor.	própria	3 semanas	empreg.	R\$ 200,00	0,083333333	mau pagador
44	fem.	solt.	própria	2 anos	func.publ.	R\$ 800,00	10	mau pagador
49	masc.	cas.	própria	2 anos	empreg.	R\$ 500,00	0,25	mau pagador
41	masc.	cas.	própria	12 anos	aposentado	R\$ 264,00	3	mau pagador
18	fem.	solt.	própria	3 anos	empreg.	R\$ 350,00	3	mau pagador
18	fem.	solt.	própria	3 anos	empreg.	R\$ 350,00	3	mau pagador
34	fem.	cas.	própria	4 anos	empreg.	R\$ 300,00	4	mau pagador
29	fem.	cas.	própria	4 anos	autonomo	R\$ 600,00	9	mau pagador
49	fem.	outros	cedida	6 meses	empreg.	R\$ 300,00	2	mau pagador
38	masc.	cas.	própria	37 anos	empreg.	R\$ 600,00	8	mau pagador
32	fem.	cas.	própria	4 anos	empreg.	R\$ 280,00	3	mau pagador
38	masc.	cas.	própria	4 anos	empreg.	R\$ 1.200,00	4	mau pagador
37	fem.	cas.	própria	22 anos	proprietário	R\$ 1.000,00	2	mau pagador
71	masc.	cas.	própria	12 anos	aposentado	R\$ 342,00	2	mau pagador
24	fem.	solt.	própria	10 anos	empreg.	R\$ 250,00	1	mau pagador
30	fem.	divor.	cedida	2 anos	empreg.	R\$ 600,00	1	mau pagador
19	masc.	solt.	própria	14 anos	empreg.	R\$ 500,00	0,666666667	mau pagador
19	fem.	solt.	alugada	2 anos	empreg.	R\$ 500,00	1	mau pagador
37	masc.	solt.	própria	2 anos	autonomo	R\$ 300,00	0,5	mau pagador
24	fem.	solt.	própria	3 dias	proprietário	R\$ 2.500,00	3	mau pagador
46	fem.	divor.	alugada	4 anos	empreg.	R\$ 400,00	1	bom pagador
40	fem.	solt.	própria	2 anos	empreg.	R\$ 400,00	3	bom pagador
22	fem.	solt.	alugada	3 anos	empreg.	R\$ 300,00	1	bom pagador
44	fem.	cas.	própria	5 anos	empreg.	R\$ 420,00	5	bom pagador
45	fem.	solt.	própria	6 anos	empreg.	R\$ 460,00	4	bom pagador
64	fem.	cas.	própria	15 anos	aposentado	R\$ 270,00	8	bom pagador
19	masc.	solt.	própria	8 anos	empreg.	R\$ 180,00	3	bom pagador
36	fem.	solt.	própria	6 anos	empreg.	R\$ 200,00	5	bom pagador
29	fem.	cas.	própria	4 anos	autonomo	R\$ 600,00	9	bom pagador
31	masc.	solt.	própria	5 anos	empreg.	R\$ 600,00	6	bom pagador
33	masc.	cas.	própria	4 meses	empreg.	R\$ 415,00	0,166666667	bom pagador
39	masc.	cas.	própria	11 anos	empreg.	R\$ 500,00	10	bom pagador
28	masc.	cas.	própria	2 anos	empreg.	R\$ 400,00	2	bom pagador

APÊNDICE - DADOS COLETADOS NO PERÍODO DE 8/2000 A 8/2002

idade	sexo	estado civil	tipo de residência	tempo de resid.	ocupação	salário mensal	tempo de serviço	situação
44	masc.	cas.	própria	5 anos	empreg.	R\$ 420,00	6	bom pagador
20	masc.	cas.	própria	15 anos	empreg.	R\$ 2.200,00	4	bom pagador
21	fem.	solt.	própria	3 anos	empreg.	R\$ 220,00	1	bom pagador
33	masc.	cas.	própria	10 anos	empreg.	R\$ 400,00	4	bom pagador
38	fem.	solt.	própria	10 anos	empreg.	R\$ 300,00	8	bom pagador
30	fem.	solt.	própria	20 anos	autonomo	R\$ 400,00	3	bom pagador
53	masc.	cas.	alugada	2 anos	empreg.	R\$ 400,00	3	bom pagador
61	masc.	divor.	cedida	21 anos	empreg.	R\$ 400,00	21	bom pagador
47	masc.	cas.	alugada	8 anos	aposentado	R\$ 180,00	10	bom pagador
23	masc.	cas.	alugada	3 anos	empreg.	R\$ 800,00	2	bom pagador
33	masc.	cas.	própria	3 anos	autonomo	R\$ 350,00	1	bom pagador
19	masc.	solt.	própria	2 anos	empreg.	R\$ 450,00	2	bom pagador
31	masc.	solt.	alugada	3 meses	empreg.	R\$ 550,00	0,583333333	bom pagador
22	masc.	solt.	alugada	8 meses	empreg.	R\$ 300,00	0,25	bom pagador
19	masc.	solt.	cedida	5 meses	empreg.	R\$ 254,00	0,25	bom pagador
22	fem.	solt.	própria	11 anos	empreg.	R\$ 350,00	0,5	bom pagador
19	fem.	solt.	própria	11 anos	empreg.	R\$ 180,00	2	bom pagador
30	fem.	solt.	própria	7 anos	empreg.	R\$ 354,00	3	bom pagador
33	fem.	divor.	própria	2 anos	empreg.	R\$ 300,00	1	bom pagador
67	masc.	cas.	própria	28 anos	empreg.	R\$ 302,00	2	bom pagador
45	masc.	cas.	alugada	1 ano	proprietário	R\$ 1.000,00	10	bom pagador
50	masc.	cas.	cedida	6 meses	empreg.	R\$ 300,00	0,5	bom pagador
79	fem.	viúva	cedida	2 meses	aposentado	R\$ 151,00	0,166666667	bom pagador
22	fem.	cas.	própria	26 anos	empreg.	R\$ 200,00	3	bom pagador
31	fem.	viúva	alugada	2 anos	empreg.	R\$ 280,00	2	bom pagador
22	fem.	cas.	alugada	4 anos	empreg.	R\$ 100,00	2	bom pagador
34	masc.	solt.	própria	5 anos	empreg.	R\$ 450,00	10	bom pagador
43	masc.	cas.	própria	2 anos	empreg.	R\$ 600,00	1	bom pagador
65	fem.	viúva	própria	31 anos	aposentado	R\$ 187,00	12	bom pagador
21	fem.	solt.	própria	16 anos	empreg.	R\$ 300,00	0,666666667	bom pagador
38	fem.	cas.	alugada	8 anos	empreg.	R\$ 350,00	4	bom pagador
44	fem.	cas.	própria	7 anos	empreg.	R\$ 214,00	0,25	bom pagador
39	masc.	cas.	própria	10 anos	empreg.	R\$ 500,00	8	bom pagador
47	fem.	cas.	alugada	6 anos	empreg.	R\$ 350,00	5	bom pagador
30	fem.	cas.	alugada	3 meses	autonomo	R\$ 300,00	3	bom pagador
37	masc.	cas.	própria	5 anos	empreg.	R\$ 800,00	10	bom pagador
34	fem.	cas.	própria	22 anos	proprietário	R\$ 1.000,00	6	bom pagador
30	masc.	solt.	alugada	3 meses	empreg.	R\$ 370,00	9	bom pagador
37	fem.	divor.	cedida	2 anos	empreg.	R\$ 330,00	1	bom pagador
41	fem.	cas.	alugada	3 anos	empreg.	R\$ 250,00	7	bom pagador
20	fem.	cas.	cedida	1 ano	empreg.	R\$ 130,00	1	bom pagador
22	fem.	solt.	alugada	1 ano	autonomo	R\$ 400,00	8	bom pagador
21	masc.	solt.	alugada	2 anos	empreg.	R\$ 272,00	2	bom pagador
31	fem.	divor.	própria	1 ano	empreg.	R\$ 205,00	1	bom pagador
42	masc.	cas.	própria	30 anos	empreg.	R\$ 1.000,00	10	bom pagador
34	masc.	cas.	alugada	6 meses	empreg.	R\$ 750,00	7	bom pagador
66	fem.	cas.	alugada	10 anos	aposentado	R\$ 202,00	10	bom pagador
37	fem.	solt.	cedida	3 anos	empreg.	R\$ 280,00	2	bom pagador
19	fem.	solt.	alugada	6 meses	empreg.	R\$ 120,00	0,083333333	bom pagador
35	masc.	cas.	alugada	2 anos	empreg.	R\$ 350,00	1	mau pagador
19	fem.	solt.	cedida	2 anos	empreg.	R\$ 230,00	3	bom pagador
33	masc.	cas.	própria	5 anos	autonomo	R\$ 600,00	20	bom pagador
26	fem.	cas.	própria	5 anos	empreg.	R\$ 300,00	0,33	bom pagador
23	fem.	solt.	própria	13 anos	empreg.	R\$ 300,00	3	bom pagador
43	masc.	cas.	própria	2 anos	autonomo	R\$ 1.500,00	12	bom pagador
37	fem.	cas.	própria	2 anos	empreg.	R\$ 600,00	18	bom pagador
68	fem.	cas.	alugada	2 anos	aposentado	R\$ 650,00	5	bom pagador
61	masc.	cas.	própria	15 anos	aposentado	R\$ 1.136,00	6	bom pagador
42	masc.	cas.	própria	10 anos	func.publ.	R\$ 400,00	18	bom pagador
36	fem.	viúva	própria	6 anos	empreg.	R\$ 350,00	6	bom pagador
55	fem.	viúva	própria	8 anos	autonomo	R\$ 280,00	5	bom pagador
29	fem.	cas.	própria	5 anos	empreg.	R\$ 500,00	6	bom pagador
37	fem.	solt.	cedida	37 anos	empreg.	R\$ 230,00	3	bom pagador
38	masc.	solt.	própria	5 anos	empreg.	R\$ 380,00	5	bom pagador
42	fem.	cas.	própria	3 anos	autonomo	R\$ 200,00	0,416666667	bom pagador
31	fem.	cas.	própria	6 anos	empreg.	R\$ 300,00	2	bom pagador

APÊNDICE - DADOS COLETADOS NO PERÍODO DE 8/2000 A 8/2002

idade	sexo	estado civil	tipo de residência	tempo de resid.	ocupação	salário mensal	tempo de serviço	situação
72	fem.	viúva	própria	5 anos	autonomo	R\$ 280,00	30	bom pagador
39	fem.	cas.	própria	4 anos	autonomo	R\$ 150,00	11	bom pagador
23	masc.	cas.	alugada	9 meses	empreg.	R\$ 350,00	0,5	bom pagador
63	fem.	solt.	cedida	6 anos	empreg.	R\$ 250,00	3	bom pagador
51	masc.	cas.	própria	2 anos	proprietário	R\$ 600,00	3	bom pagador
39	fem.	divor.	própria	12 anos	aposentado	R\$ 151,00	3	bom pagador
41	fem.	cas.	própria	6 anos	empreg.	R\$ 260,00	6	bom pagador
44	masc.	cas.	própria	6 anos	autonomo	R\$ 450,00	20	bom pagador
66	fem.	divor.	cedida	8 anos	aposentado	R\$ 228,00	9	bom pagador
32	fem.	viúva	alugada	11 anos	empreg.	R\$ 250,00	3	bom pagador
63	fem.	solt.	alugada	10 anos	aposentado	R\$ 151,00	5	bom pagador
37	masc.	cas.	cedida	10 anos	empreg.	R\$ 500,00	10	bom pagador
45	masc.	cas.	própria	21 anos	proprietário	R\$ 302,00	22	bom pagador
20	fem.	cas.	alugada	4 anos	empreg.	R\$ 180,00	2	bom pagador
49	masc.	cas.	alugada	4 anos	empreg.	R\$ 300,00	2	bom pagador
44	masc.	cas.	própria	1 ano	empreg.	R\$ 400,00	3	bom pagador
34	fem.	solt.	alugada	5 anos	empreg.	R\$ 240,00	6	bom pagador
31	fem.	solt.	própria	13 anos	empreg.	R\$ 450,00	10	bom pagador
61	fem.	viúva	própria	20 anos	aposentado	R\$ 170,00	7	bom pagador
35	fem.	cas.	própria	3 anos	empreg.	R\$ 600,00	2	bom pagador
22	masc.	solt.	própria	23 anos	empreg.	R\$ 320,00	3	bom pagador
42	fem.	solt.	própria	3 anos	empreg.	R\$ 500,00	4	bom pagador
41	masc.	solt.	própria	2 anos	empreg.	R\$ 300,00	5	bom pagador
33	masc.	cas.	própria	8 meses	empreg.	R\$ 300,00	6	bom pagador
20	fem.	cas.	própria	21 anos	empreg.	R\$ 160,00	2	bom pagador
45	fem.	cas.	própria	8 anos	proprietário	R\$ 500,00	3	bom pagador
40	masc.	solt.	própria	12 anos	empreg.	R\$ 420,00	11	bom pagador
46	fem.	cas.	própria	10 anos	empreg.	R\$ 330,00	2	bom pagador
44	masc.	cas.	própria	11 anos	empreg.	R\$ 280,00	5	bom pagador
25	masc.	solt.	própria	7 anos	empreg.	R\$ 200,00	4	bom pagador
20	fem.	solt.	própria	3 meses	empreg.	R\$ 350,00	1	bom pagador
41	masc.	cas.	própria	3 anos	empreg.	R\$ 900,00	19	bom pagador
76	fem.	viúva	própria	2 anos	aposentado	R\$ 302,00	5	bom pagador
43	fem.	cas.	alugada	12 anos	empreg.	R\$ 420,00	1	bom pagador
33	fem.	solt.	alugada	3 anos	empreg.	R\$ 1.000,00	3	bom pagador
46	fem.	solt.	alugada	12 anos	empreg.	R\$ 200,00	11	bom pagador
28	masc.	cas.	própria	3 meses	empreg.	R\$ 600,00	6	bom pagador
36	masc.	cas.	alugada	2 anos	empreg.	R\$ 250,00	1	bom pagador
25	masc.	cas.	alugada	6 meses	empreg.	R\$ 600,00	2	bom pagador
42	masc.	cas.	própria	18 anos	autonomo	R\$ 1.000,00	20	bom pagador
46	fem.	cas.	própria	5 anos	empreg.	R\$ 300,00	6	bom pagador
30	fem.	cas.	própria	4 anos	empreg.	R\$ 450,00	3	bom pagador
35	masc.	cas.	própria	9 anos	empreg.	R\$ 1.000,00	3	bom pagador
23	fem.	cas.	própria	2 anos	empreg.	R\$ 450,00	3	bom pagador
43	fem.	cas.	cedida	2 anos	empreg.	R\$ 1.400,00	17	bom pagador
40	masc.	cas.	própria	3 anos	empreg.	R\$ 600,00	3	bom pagador
51	masc.	cas.	cedida	2 meses	empreg.	R\$ 200,00	0,166666667	bom pagador
25	fem.	solt.	cedida	6 anos	empreg.	R\$ 600,00	2	bom pagador
26	fem.	solt.	alugada	1 ano	empreg.	R\$ 700,00	0,5	bom pagador
32	fem.	viúva	alugada	11 anos	empreg.	R\$ 250,00	3	bom pagador
28	fem.	cas.	cedida	2 anos	empreg.	R\$ 250,00	6	bom pagador
69	fem.	viúva	própria	25 anos	aposentado	R\$ 302,00	8	bom pagador
58	fem.	cas.	própria	10 anos	empreg.	R\$ 350,00	5	bom pagador
56	fem.	cas.	própria	20 anos	empreg.	R\$ 900,00	14	bom pagador
28	fem.	cas.	cedida	2 anos	empreg.	R\$ 300,00	8	bom pagador
29	fem.	solt.	própria	9 anos	aposentado	R\$ 302,00	5	bom pagador
62	masc.	cas.	própria	36 anos	empreg.	R\$ 350,00	1	bom pagador
23	fem.	cas.	própria	2 anos	empreg.	R\$ 280,00	2	bom pagador
42	masc.	solt.	própria	35 anos	empreg.	R\$ 350,00	1	bom pagador
36	masc.	cas.	própria	31 anos	empreg.	R\$ 400,00	3	bom pagador
29	fem.	cas.	própria	29 anos	empreg.	R\$ 180,00	1	bom pagador
61	fem.	solt.	própria	46 anos	aposentado	R\$ 302,00	2	bom pagador
67	fem.	viúva	própria	2 anos	aposentado	R\$ 302,00	3	bom pagador
63	fem.	viúva	própria	5 anos	aposentado	R\$ 320,00	6	bom pagador
77	masc.	viúva	própria	3 anos	aposentado	R\$ 360,00	16	bom pagador
68	masc.	viúva	própria	16 anos	aposentado	R\$ 180,00	8	bom pagador

APÊNDICE - DADOS COLETADOS NO PERÍODO DE 8/2000 A 8/2002

idade	sexo	estado civil	tipo de residência	tempo de resid.	ocupação	salário mensal	tempo de serviço	situação
45	masc.	cas.	própria	11 anos	empreg.	R\$ 250,00	11	bom pagador
23	masc.	cas.	própria	24 anos	empreg.	R\$ 350,00	3	bom pagador
42	masc.	cas.	própria	15 anos	empreg.	R\$ 480,00	25	bom pagador
79	fem.	cas.	própria	16 anos	aposentado	R\$ 180,00	11	bom pagador
31	masc.	solt.	própria	22 anos	empreg.	R\$ 400,00	6	bom pagador
66	masc.	cas.	própria	51 anos	empreg.	R\$ 340,00	34	bom pagador
24	fem.	viúva	própria	2 anos	empreg.	R\$ 350,00	2	bom pagador
59	fem.	cas.	própria	6 anos	aposentado	R\$ 250,00	2	bom pagador
21	fem.	viúva	alugada	4 anos	empreg.	R\$ 220,00	2	bom pagador
44	masc.	solt.	própria	3 anos	aposentado	R\$ 655,00	2	bom pagador
75	masc.	cas.	própria	46 anos	empreg.	R\$ 2.000,00	46	bom pagador
62	fem.	cas.	alugada	4 anos	aposentado	R\$ 176,00	6	bom pagador
71	masc.	viúva	própria	4 anos	aposentado	R\$ 300,00	5	bom pagador
71	fem.	cas.	própria	11 anos	empreg.	R\$ 180,00	9	bom pagador
30	fem.	cas.	alugada	2 anos	empreg.	R\$ 800,00	22	bom pagador
47	fem.	cas.	própria	5 anos	aposentado	R\$ 400,00	3	bom pagador
58	fem.	cas.	própria	3 anos	empreg.	R\$ 400,00	3	bom pagador
63	fem.	cas.	alugada	2 meses	autonomo	R\$ 200,00	10	bom pagador
31	masc.	cas.	cedida	2 anos	empreg.	R\$ 500,00	12	bom pagador
24	masc.	cas.	própria	10 anos	empreg.	R\$ 530,00	5	bom pagador
46	masc.	divor.	cedida	5 anos	empreg.	R\$ 300,00	5	bom pagador
29	fem.	cas.	alugada	15 anos	empreg.	R\$ 500,00	15	bom pagador
21	fem.	solt.	própria	3 anos	empreg.	R\$ 600,00	3	bom pagador
40	fem.	cas.	própria	12 anos	autonomo	R\$ 300,00	4	bom pagador
42	fem.	viúva	cedida	10 anos	empreg.	R\$ 120,00	3	bom pagador
30	fem.	cas.	alugada	9 meses	empreg.	R\$ 250,00	3	bom pagador
42	fem.	cas.	própria	6 anos	empreg.	R\$ 200,00	6	bom pagador
51	fem.	cas.	própria	3 anos	autonomo	R\$ 500,00	7	bom pagador
47	fem.	cas.	própria	20 anos	empreg.	R\$ 210,00	4	bom pagador
76	masc.	cas.	própria	15 anos	aposentado	R\$ 260,00	10	bom pagador
49	fem.	cas.	própria	21 anos	aposentado	R\$ 830,00	3	bom pagador
34	masc.	viúva	alugada	5 anos	empreg.	R\$ 400,00	2	bom pagador
72	masc.	cas.	própria	21 anos	aposentado	R\$ 600,00	7	bom pagador
46	fem.	viúva	cedida	8 anos	empreg.	R\$ 160,00	1	bom pagador
55	fem.	viúva	própria	5 anos	aposentado	R\$ 4.500,00	1	bom pagador
45	masc.	viúva	própria	1 ano	proprietário	R\$ 302,00	21	bom pagador
52	fem.	cas.	própria	31 anos	aposentado	R\$ 280,00	3	bom pagador
53	masc.	viúva	própria	2 anos	aposentado	R\$ 180,00	3	bom pagador
57	masc.	solt.	própria	11 anos	empreg.	R\$ 280,00	7	bom pagador
30	masc.	cas.	própria	30 anos	empreg.	R\$ 360,00	2	bom pagador
42	masc.	cas.	própria	41 anos	proprietário	R\$ 450,00	5	bom pagador
32	masc.	cas.	própria	31 anos	empreg.	R\$ 380,00	14	bom pagador
66	masc.	cas.	própria	36 anos	aposentado	R\$ 302,00	2	bom pagador
38	masc.	cas.	própria	2 anos	empreg.	R\$ 400,00	21	bom pagador
71	fem.	cas.	própria	12 anos	aposentado	R\$ 300,00	13	bom pagador
51	masc.	viúva	própria	31 anos	empreg.	R\$ 400,00	31	bom pagador
44	fem.	cas.	própria	21 anos	aposentado	R\$ 550,00	3	bom pagador
75	fem.	cas.	própria	11 anos	aposentado	R\$ 360,00	5	bom pagador
44	fem.	cas.	própria	11 anos	empreg.	R\$ 200,00	2	bom pagador
26	fem.	cas.	própria	21 anos	empreg.	R\$ 220,00	2	bom pagador
72	fem.	cas.	própria	21 anos	aposentado	R\$ 200,00	11	bom pagador
21	masc.	viúva	cedida	2 anos	proprietário	R\$ 250,00	2	bom pagador
32	fem.	solt.	própria	31 anos	empreg.	R\$ 300,00	1	bom pagador
46	masc.	cas.	própria	41 anos	empreg.	R\$ 780,00	19	bom pagador
47	fem.	solt.	própria	21 anos	aposentado	R\$ 200,00	8	bom pagador
43	fem.	solt.	própria	11 anos	empreg.	R\$ 650,00	3	bom pagador
52	masc.	cas.	própria	10 anos	aposentado	R\$ 250,00	1	bom pagador
22	fem.	cas.	própria	3 meses	empreg.	R\$ 280,00	1	bom pagador
23	masc.	cas.	alugada	1 mês	empreg.	R\$ 400,00	2	bom pagador
29	fem.	cas.	própria	6 meses	empreg.	R\$ 1.057,00	2	bom pagador
19	masc.	cas.	cedida	19 anos	empreg.	R\$ 530,00	4	bom pagador
19	fem.	solt.	cedida	9 anos	empreg.	R\$ 150,00	1	bom pagador
32	fem.	solt.	alugada	2 anos	proprietário	R\$ 7.000,00	4	bom pagador
58	fem.	solt.	própria	1 ano	autonomo	R\$ 200,00	2	bom pagador
33	masc.	cas.	própria	2 anos	autonomo	R\$ 700,00	10	bom pagador
60	fem.	cas.	própria	15 anos	aposentado	R\$ 450,00	5	bom pagador

APÊNDICE - DADOS COLETADOS NO PERÍODO DE 8/2000 A 8/2002

idade	sexo	estado civil	tipo de residência	tempo de resid.	ocupação	salário mensal	tempo de serviço	situação
27	masc.	viúva	alugada	3 anos	empreg.	R\$ 350,00	12	bom pagador
63	fem.	cas.	própia	20 anos	aposentado	R\$ 180,00	10	bom pagador
68	masc.	viúva	própia	8 anos	empreg.	R\$ 300,00	11	bom pagador
34	fem.	cas.	alugada	8 anos	empreg.	R\$ 214,00	3	bom pagador
50	masc.	cas.	própia	13 anos	empreg.	R\$ 650,00	35	bom pagador
27	fem.	cas.	própia	2 anos	empreg.	R\$ 350,00	4	bom pagador
39	masc.	solt.	própia	20 anos	autonomo	R\$ 800,00	18	bom pagador
50	fem.	cas.	própia	1 ano	empreg.	R\$ 200,00	1	bom pagador
65	fem.	cas.	própia	30 anos	aposentado	R\$ 151,00	30	bom pagador
45	masc.	cas.	própia	9 anos	empreg.	R\$ 270,00	0,5	bom pagador
31	fem.	cas.	cedida	31 anos	empreg.	R\$ 228,00	3	bom pagador
30	fem.	solt.	alugada	2 anos	empreg.	R\$ 160,00	1	bom pagador
24	fem.	cas.	alugada	9 meses	empreg.	R\$ 160,00	0,75	bom pagador
34	fem.	cas.	cedida	2 anos	empreg.	R\$ 250,00	2	bom pagador
48	fem.	solt.	própia	5 anos	aposentado	R\$ 630,00	1	bom pagador
47	fem.	cas.	própia	16 anos	empreg.	R\$ 480,00	1	bom pagador
74	fem.	cas.	própia	4 anos	aposentado	R\$ 300,00	12	bom pagador
37	fem.	viúva	própia	9 anos	empreg.	R\$ 500,00	3	bom pagador
48	masc.	solt.	própia	16 anos	aposentado	R\$ 320,00	1	bom pagador
20	masc.	cas.	cedida	13 anos	empreg.	R\$ 700,00	3	bom pagador
69	fem.	solt.	própia	26 anos	aposentado	R\$ 300,00	9	bom pagador
60	fem.	cas.	própia	31 anos	aposentado	R\$ 491,00	3	bom pagador
34	fem.	cas.	própia	7 anos	empreg.	R\$ 353,00	8	bom pagador
24	fem.	cas.	própia	10 anos	empreg.	R\$ 300,00	5	bom pagador
23	fem.	solt.	própia	1 ano	empreg.	R\$ 450,00	2	bom pagador
21	masc.	solt.	própia	6 anos	empreg.	R\$ 700,00	1	bom pagador
42	masc.	cas.	própia	5 anos	proprietário	R\$ 2.000,00	5	bom pagador
29	fem.	solt.	alugada	1 mês	autonomo	R\$ 400,00	0,5	bom pagador
49	fem.	solt.	própia	6 anos	empreg.	R\$ 900,00	2	bom pagador
32	fem.	cas.	própia	7 anos	empreg.	R\$ 600,00	9	bom pagador
22	fem.	cas.	alugada	2 anos	empreg.	R\$ 400,00	2	bom pagador
60	masc.	solt.	própia	8 anos	empreg.	R\$ 562,00	7	bom pagador
22	fem.	cas.	cedida	10 anos	empreg.	R\$ 700,00	2	bom pagador
23	masc.	solt.	própia	1 ano	autonomo	R\$ 600,00	2	bom pagador
46	fem.	cas.	própia	3 anos	empreg.	R\$ 360,00	8	bom pagador
22	fem.	solt.	cedida	20 anos	empreg.	R\$ 500,00	2	bom pagador
43	fem.	solt.	própia	4 anos	empreg.	R\$ 300,00	1	bom pagador
18	fem.	solt.	cedida	5 anos	empreg.	R\$ 280,00	2	bom pagador
53	fem.	solt.	alugada	6 meses	empreg.	R\$ 700,00	0,5	bom pagador
23	fem.	solt.	alugada	1 ano	empreg.	R\$ 280,00	4	bom pagador
34	fem.	solt.	própia	7 anos	empreg.	R\$ 270,00	0,5	bom pagador
36	fem.	cas.	própia	7 anos	empreg.	R\$ 300,00	18	bom pagador
54	fem.	viúva	própia	9 anos	empreg.	R\$ 380,00	12	bom pagador
34	masc.	solt.	própia	9 anos	empreg.	R\$ 440,00	4	bom pagador
33	fem.	cas.	própia	10 anos	empreg.	R\$ 250,00	1	bom pagador
47	masc.	solt.	alugada	2 anos	empreg.	R\$ 324,00	2	bom pagador
23	masc.	cas.	própia	3 anos	empreg.	R\$ 410,00	2	bom pagador
44	masc.	cas.	própia	2 anos	empreg.	R\$ 354,00	15	bom pagador
39	fem.	cas.	própia	2 anos	empreg.	R\$ 1.000,00	5	bom pagador
40	fem.	cas.	própia	6 anos	empreg.	R\$ 700,00	10	bom pagador
20	fem.	solt.	própia	4 anos	autonomo	R\$ 230,00	2	bom pagador
41	fem.	solt.	própia	2 anos	empreg.	R\$ 580,00	12	bom pagador
32	fem.	cas.	própia	10 anos	empreg.	R\$ 200,00	2	bom pagador
30	fem.	cas.	própia	10 anos	empreg.	R\$ 250,00	7	bom pagador
26	masc.	solt.	própia	16 anos	empreg.	R\$ 750,00	3	bom pagador
39	masc.	cas.	própia	19 anos	empreg.	R\$ 280,00	2	bom pagador
28	fem.	solt.	própia	3 anos	empreg.	R\$ 400,00	2	bom pagador
34	fem.	cas.	própia	5 anos	proprietário	R\$ 600,00	2	bom pagador
25	masc.	cas.	cedida	20 anos	empreg.	R\$ 800,00	1	mau pagador
24	fem.	solt.	cedida	4 anos	empreg.	R\$ 300,00	4	mau pagador
55	masc.	cas.	própia	20 anos	autonomo	R\$ 450,00	20	bom pagador
36	fem.	cas.	alugada	7 anos	empreg.	R\$ 300,00	2	bom pagador
26	masc.	cas.	própia	3 anos	empreg.	R\$ 500,00	2	mau pagador
34	fem.	solt.	própia	10 anos	empreg.	R\$ 300,00	2	bom pagador
25	masc.	cas.	alugada	5 anos	empreg.	R\$ 600,00	0,5	bom pagador
24	masc.	solt.	cedida	23 anos	empreg.	R\$ 230,00	0,166666667	mau pagador

APÊNDICE - DADOS COLETADOS NO PERÍODO DE 8/2000 A 8/2002

idade	sexo	estado civil	tipo de residência	tempo de resid.	ocupação	salário mensal	tempo de serviço	situação
45	fem.	cas.	própria	8 anos	empreg.	R\$ 850,00	7	bom pagador
35	fem.	cas.	própria	5 anos	empreg.	R\$ 240,00	5	bom pagador
28	masc.	cas.	própria	4 anos	empreg.	R\$ 700,00	6	bom pagador
36	fem.	cas.	própria	3 anos	empreg.	R\$ 280,00	3	mau pagador
23	masc.	divor.	cedida	17 anos	empreg.	R\$ 780,00	4	mau pagador
64	fem.	solt.	alugada	2 anos	autonomo	R\$ 5.000,00	20	bom pagador
22	fem.	solt.	alugada	8 anos	autonomo	R\$ 450,00	4	mau pagador
36	masc.	solt.	própria	5 anos	empreg.	R\$ 700,00	6	mau pagador
48	fem.	cas.	alugada	6 anos	aposentado	R\$ 650,00	2	mau pagador
21	masc.	solt.	própria	7 anos	empreg.	R\$ 360,00	6	mau pagador
50	fem.	solt.	alugada	10 anos	empreg.	R\$ 330,00	5	mau pagador
67	fem.	viúva	própria	3 anos	aposentado	R\$ 136,00	10	mau pagador
40	masc.	cas.	própria	4 anos	empreg.	R\$ 350,00	7	bom pagador
41	fem.	cas.	alugada	9 anos	empreg.	R\$ 260,00	8	bom pagador
34	masc.	divor.	própria	7 anos	empreg.	R\$ 2.000,00	5	bom pagador
22	fem.	cas.	alugada	2 anos	empreg.	R\$ 450,00	3	bom pagador
32	fem.	cas.	própria	9 anos	empreg.	R\$ 1.500,00	3	bom pagador
48	masc.	solt.	própria	5 anos	empreg.	R\$ 3.000,00	15	bom pagador
38	fem.	cas.	própria	1 ano	empreg.	R\$ 1.800,00	17	bom pagador
36	fem.	solt.	alugada	10 anos	empreg.	R\$ 350,00	5	bom pagador