
Desenvolvimento de Modelos *Credit Scoring* com Abordagem de Regressão Logística para a Gestão da Inadimplência de uma Instituição de Microcrédito

Elaine Aparecida Araújo ¹
Charles Ulises de Montreuil Carmona ²

Resumo

Os modelos de *Credit Scoring* são modelos quantitativos empregados comumente por instituições financeiras na mensuração e previsão do risco de crédito, possuindo uso consolidado no processo de concessão de crédito destas instituições. Este trabalho objetivou avaliar a possibilidade de aplicação de modelos *Credit Scoring* em uma instituição de microcrédito denominada Fundo Rotativo de Ação da Cidadania – Cred Cidadania, situada em Recife (PE). Para isso, foram coletados dados relativos a uma amostra de clientes do Cred Cidadania, e estes dados foram utilizados para desenvolver dois tipos de modelos de *Credit Scoring*: um de aprovação de crédito e um outro chamado *Behavioural Scoring* (escoragem comportamental). A técnica estatística empregada na construção dos modelos foi regressão logística. Os resultados do estudo demonstraram que os modelos *Credit Scoring* obtêm desempenho satisfatório quando utilizados na análise de risco de crédito na instituição de microcrédito Cred Cidadania, alcançando um percentual de classificação correta dos clientes de cerca de 80%. Os resultados indicam também que o uso de modelos *Credit Scoring* fornece subsídios à instituição, auxiliando-a na prevenção e redução da inadimplência e na diminuição dos seus custos operacionais, dois problemas que afetam a sua sustentabilidade financeira.

Palavras-chave: Risco de crédito, Microcrédito, Modelos *credit scoring*, Regressão logística.

¹ Mestre em Administração pelo Programa de Pós Graduação em Administração da Universidade Federal de Pernambuco. Endereço: Rua Escrivão Farnese Silva, 126, Bonfim, São João Del Rei, MG. CEP 36307-448. E-mail: elaineadc@yahoo.com.br.

² Professor de Finanças do Programa de Pós Graduação em Administração da Universidade Federal de Pernambuco. Doutor em Engenharia de Produção pela Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Endereço: Avenida Professor Moraes Rego, 1235, Cidade Universitária, Recife, PE. CEP 50670901. E-mail: ccarmona@uiuc.edu.

Abstract

Credit Scoring models are usually used by financial institutions for measurement of credit risk, so are considered a consolidated methodology during the credit concession process of these institutions. This work examines the possibility of application of Credit Scoring models in a micro credit institution denominated Fundo Rotativo de Ação da Cidadania - Cred Cidadania. For this purpose, a sample relative to accounts of Cred Cidadania database was collected and used to develop two types of Credit Scoring models: the first one relating to credit approval process and another named behavioral scoring which includes complementary variables. The statistical technique used in construction of models was the logistic regression. The results show that Credit Scoring models obtained satisfactory performance when used in credit risk analysis for the microcredit institution Cred Cidadania, and as supporting instrument of this process. The results also indicated that application of Credit Scoring models supplies subsidies to the institution, assisting it in the prevention and decreasing of insolvency and in the reduction of its operational costs, two problems that affect the financial sustainability.

Keywords: Credit risk, Credit scoring models, Microcredit, Logistic regression.

1 Introdução

Mudanças ocorridas no cenário financeiro mundial, a partir dos anos 90, tais como, desregulamentação das taxas de juros e câmbio, aumento de liquidez e aumento da competição bancária, fizeram com que as instituições financeiras se preocupassem cada vez mais com o risco de crédito. A necessidade de controle e gerenciamento eficaz do risco fez com que as instituições financeiras passassem a primar pelo aperfeiçoamento das técnicas utilizadas para essa função, com o desenvolvimento de inúmeros modelos quantitativos pelas próprias instituições financeiras e pelas empresas de consultoria.

Tendo em vista que os modelos quantitativos já possuem uso consolidado na análise de crédito de instituições financeiras tradicionais, avaliou-se, neste trabalho, a possibilidade de aplicação dos mesmos na metodologia de avaliação de risco de crédito nas instituições de microcrédito. Na definição de Barone et al (2002), o microcrédito é a concessão de crédito de baixo valor a pequenos empreendedores informais e microempresas sem acesso ao sistema bancário tradicional.

A metodologia adotada nos programas de microcrédito é direcionada para o perfil e necessidade dos tomadores, e tem como característica o acompanhamento ao crédito concedido, através da presença de profissionais especializados que avaliam a evolução do empreendimento bem como da

sua capacidade de pagamento, além de prestarem assistência na gestão do negócio. As principais vantagens da metodologia adotada no microcrédito referem-se ao baixo custo que proporcionam aos clientes, tendo como características principais a proximidade do cliente, mínimo de burocracia, agilidade na entrega do crédito. Por outro lado, as instituições de microcrédito possuem altos custos operacionais, baixas escalas e altas taxas de inadimplência, decorrentes, principalmente, da má qualidade de suas carteiras.

A conjugação desses e outros problemas afetam a sustentabilidade financeira das instituições de microcrédito. Nesse contexto é que se inserem os modelos quantitativos de risco de crédito para auxiliarem na concessão do crédito e administração do risco nas instituições de microcrédito, conferindo, possivelmente, maior eficiência operacional a essas instituições no atendimento de seus objetivos. Assim, o objetivo do presente trabalho consiste em analisar a possibilidade de utilização de modelos quantitativos de *Credit Scoring* na avaliação e prevenção do risco de inadimplência do Fundo Rotativo de Ação da Cidadania - Cred Cidadania.

A justificativa para a realização deste trabalho deve-se à importância do microcrédito no atual contexto econômico e financeiro do país, constituindo modalidade de crédito maciçamente utilizada por milhares de microempreendedores. Além disso, é importante mencionar que a realização deste trabalho se justifica também pelas possíveis contribuições que os seus resultados podem fornecer ao processo de concessão e análise do crédito no Cred Cidadania, bem como para outras instituições de microcrédito, todas muito carentes de instrumentos metodológicos de auxílio à gestão, principalmente do risco.

2 Revisão de literatura

2.1 Modelos de *Credit Scoring*

Os modelos de *Credit Scoring* são sistemas que atribuem pontuações às variáveis de decisão de crédito de um proponente, mediante a aplicação de técnicas estatísticas. Esses modelos visam a segregação de características que permitam distinguir os bons dos maus créditos (LEWIS, 1992).

A partir de uma equação gerada através de variáveis referentes ao proponente de crédito e/ou à operação de crédito, os sistemas de *Credit Scoring* geram uma pontuação que representa o risco de perda. O escore que resulta da equação de *Credit Scoring* pode ser interpretado como probabilidade de inadimplência ao se comparar a pontuação de um crédito qualquer com determinada pontuação estabelecida como ponto de corte ou pontuação mínima aceitável. Conforme ressalta Saunders (2000), o escore pode ser utilizado para classificação de créditos como adimplentes ou inadimplentes, bons ou maus, desejáveis ou não, de acordo com a pontuação obtida por cada crédito. Esta classificação, por sua vez, pode orientar a decisão do analista em relação à concessão ou não do crédito solicitado.

Assim, a idéia essencial dos modelos de *Credit Scoring* é identificar certos fatores-chave que influenciam na adimplência ou inadimplência dos clientes, permitindo a classificação dos mesmos em grupos distintos e, como consequência, a decisão sobre a aceitação ou não do crédito em análise.

Os modelos de *Credit Scoring* podem ser aplicados tanto à análise de crédito de pessoas físicas quanto empresas (CAOINETTE, ALTMAN E NARAYANAN, 1999). Quando aplicados a pessoas físicas, eles utilizam informações cadastrais e de comportamento dos clientes. Já quando aplicados a empresas, são utilizados índices financeiros como variáveis determinantes ou não da insolvência das mesmas. Conforme ressalta Saunders (2000), a idéia é essencialmente a mesma: a pré-identificação de certos fatores-chave que determinam a probabilidade de inadimplência e sua combinação ou ponderação para produzir uma pontuação quantitativa.

Os modelos de *Credit Scoring* são divididos em duas categorias: modelos de aprovação de crédito e modelos de escoragem comportamental, também conhecidos por *Behavioural Scoring* (SAUNDERS, 2000). Thomas (2000) explica as diferenças entre modelos de aprovação de crédito e modelos de escoragem comportamental. Segundo este autor, os modelos de *Credit Scoring* propriamente ditos são ferramentas que dão suporte à tomada de decisão sobre a concessão de crédito para novas aplicações ou novos clientes. Já os modelos *Behavioural Scoring* auxiliam na administração dos créditos já existentes, ou seja, aqueles clientes que já possuem uma relação creditícia com a instituição.

Desta forma, enquanto o principal objetivo dos modelos de aprovação de crédito é estimar a probabilidade de um novo solicitante de crédito se

tornar inadimplente com a instituição em determinado período, os modelos de escoragem comportamental objetivam estimar a probabilidade de inadimplência de um cliente que já possui um produto ou crédito com a instituição.

Em relação à metodologia utilizada na construção de modelos *Credit Scoring*, Thomas (2000), afirma que ela era, originalmente, julgamental. Nos modelos julgamentais, as variáveis que compõem os escores e seus respectivos pesos são determinadas pelos gestores de crédito da instituição, com base em critérios subjetivos. Como ressalta Andrade (2004), embora algumas instituições ainda utilizem modelos de *Credit Scoring* julgamentais, atualmente, a vasta maioria desses modelos são construídos a partir de técnicas de análise estatística multivariada, como análise discriminante e regressão logística, ou em modelos de inteligência artificial, como redes neurais.

2.2 Microcrédito

Kwitko (1999) entende o microcrédito como um sistema de crédito diferenciado, destinado a setores com pouco ou nenhum acesso ao sistema financeiro tradicional, como os microempreendedores, inclusive os informais, os artesãos, os prestadores de serviços, os micronegócios familiares, as agroindústrias artesanais familiares, os autônomos, as microempresas formais, bem como as associações ou cooperativas constituídas pelos segmentos mencionados, visando a implantação, a modernização, a ampliação e/ou a diversificação de atividades capazes de gerar ou manter trabalho e renda, em bases auto-sustentáveis, mediante investimentos de pequeno valor, com respaldo principalmente no sistema de crédito solidário. Desta forma, apresenta-se um resumo dos principais aspectos que caracterizam o microcrédito como um tipo diferenciado de crédito:

- Crédito produtivo: o microcrédito é um crédito especializado que objetiva apoiar pequenos empresários e microempreendedores que desejam investir no seu negócio. Está voltado para negócios de pequeno porte, gerenciados por pessoas de baixa renda, não se destinando, portanto, ao financiamento do consumo. Como afirmam Carneiro et al (2004), o microcrédito caracteriza-se pela geração de trabalho e renda, financiando atividades produtivas que propiciam desenvolvimento sustentável.

- Sistema de garantias: as garantias utilizadas na concessão do microcrédito são de duas maneiras. A primeira é o aval solidário (ou fiança solidária), que consiste na reunião, em geral, de três a cinco pessoas com pequenos negócios e necessidades de crédito, que confiam umas nas outras para formar um grupo solidário, com o objetivo de assumir as responsabilidades pelos créditos de todo o grupo. O segundo tipo de garantia utilizada é uma alternativa para aqueles que não querem participar do aval solidário. Neste caso, faz-se necessário a apresentação de um avalista/fiador que preencha as condições estabelecidas pela instituição de microcrédito.
- Crédito orientado: a metodologia de concessão de crédito e avaliação dos riscos no microcrédito se caracteriza, principalmente, pelo acompanhamento dos créditos concedidos, o que é um aspecto de fundamental importância no microcrédito, já que orienta os tomadores para o emprego adequado dos recursos. Esse acompanhamento dos créditos concedidos é realizado pelo agente de crédito, que é o profissional que desempenha o papel de analisar o empreendimento antes, durante e depois de contraído o empréstimo.
- Crédito adequado ao ciclo do negócio: as operações de microcrédito são consideradas adequadas ao ciclo de negócio, devido, principalmente, às seguintes características: empréstimos baseados em valores pequenos, sendo que o empréstimo médio das instituições brasileiras está em torno de R\$ 1.000,00; prazos de pagamento curtos, geralmente semanais, quinzenais ou, no máximo, mensais; possibilidade de renovação de empréstimos; empréstimos com valores crescentes, caracterizando-se como um sistema rotativo e cumulativo;

2.2.1 Análise de riscos em instituições de microcrédito

No microcrédito, a avaliação do risco de inadimplência está sedimentada na análise de crédito tradicional, caracterizada por elementos qualitativos, porém especialmente adaptada a essas instituições. Segundo Kwitko (1999), os principais aspectos considerados na análise de risco na concessão de microcrédito dizem respeito aos C's do crédito (Caráter, Capacidade, Capital, Colateral, Condições), que, no entanto, nas instituições de microcrédito,

buscam identificar características do empreendedor e do seu negócio. Portanto, os C's do crédito constituem os fatores de risco a serem considerados quando da análise de risco de inadimplência nas instituições de microcrédito, sendo a decisão sobre a concessão ou renovação de um crédito centrada na avaliação qualitativa desses fatores.

Para Bruett (2002), dentre os C's do crédito, os elementos caráter e capacidade de pagamento do tomador são os mais importantes para a análise de risco de inadimplência nas instituições de microcrédito. A essência da realização dos empréstimos reside na confiança, por parte da instituição, no caráter do cliente tomador. Disso decorre a necessidade de que a instituição adote procedimentos para investigar a integridade do tomador de empréstimo, tal como nos bancos. A investigação sobre o caráter deve ser realizada por procedimentos que incluam entrevistas com vizinhos, co-trabalhadores e fornecedores, bem como pesquisas sobre história de crédito do tomador.

A capacidade de pagamento do tomador de empréstimo também representa um fator de risco de suma importância nas instituições microfinanceiras, devendo, juntamente com o fator caráter, ocupar posto principal na análise de crédito dessas instituições. A avaliação da capacidade de pagamento do solicitante de microcrédito deve focar a habilidade do mesmo em gerar fluxo de caixa suficiente para amortizar juros e pagamentos principais à instituição (BRUETT, 2002).

Segundo Bruett (2002), estimar o risco de crédito ou inadimplência para empréstimos a microempreendimentos é difícil. Geralmente, não há dados adequados para analisar que tipo de empreendimentos tem mais probabilidade de atrasar o pagamento e freqüentemente não há históricos de crédito disponíveis para tomadores individuais. Esses fatores dificultam o emprego de abordagens quantitativas de risco em instituições de microcrédito. No entanto, a despeito dessas dificuldades, alguns trabalhos sobre aplicação de metodologias quantitativas na avaliação de risco de instituições de microcrédito vêm sendo realizados atualmente. Pode-se citar, como exemplo, os trabalhos de Schreiner (1999; 2000) em que o autor desenvolveu modelos de *Credit Scoring* para instituições de microcrédito na Bolívia e na Colômbia.

3 Metodologia

Foram desenvolvidos, neste trabalho, dois tipos de modelos de *Credit Scoring* distintos: um modelo de aprovação de crédito (*Credit Scoring* propriamente dito) e um modelo de escoragem comportamental (*Behavioural Scoring*). O modelo de aprovação de crédito utilizou informações constantes do cadastro do cliente e do seu negócio. Esse modelo tem como objetivo principal servir de ferramenta de auxílio à avaliação e decisão do analista sobre a concessão ou não de crédito a um novo cliente.

No modelo de escoragem comportamental (*Behavioural Scoring*) foram incorporadas variáveis que retratam a história do cliente com a instituição. Esse modelo objetiva auxiliar o analista de crédito em suas decisões sobre renovações de empréstimos de clientes, renegociações de dívidas, determinação de montante para renovação de empréstimo, determinação do valor da parcela em renovação de empréstimo, enfim, todas as decisões relativas ao gerenciamento do crédito de clientes que já possuem uma relação ou um histórico com a instituição.

Para construção dos modelos, tanto o de aprovação quanto o *behavioural scoring*, foi empregada a técnica estatística regressão logística, que é, atualmente, amplamente utilizada para construção de modelos *Credit Scoring*, apresentando-se, geralmente, mais robusta que outras técnicas baseadas em análise multivariada, como por exemplo, análise discriminante.

3.1 Regressão logística

A análise *Logit* ou regressão logística consiste em uma técnica estatística utilizada na separação de dois grupos, que visa obter a probabilidade de que uma observação pertença a um conjunto determinado, em função do comportamento das variáveis independentes (HAIR JÚNIOR ET AL, 1998). A regressão logística é comumente utilizada para análise de dados com resposta binária ou dicotômica e consiste em relacionar, através de um modelo, a variável resposta (variável dependente binária) com fatores que influenciam ou não a probabilidade de ocorrência de determinado evento (variáveis independentes).

Na regressão logística, a variável dependente, uma vez que possui caráter não-métrico, é inserida através do uso de variáveis *dummy* (dicotômica

ou binária), que assumem valor 0 para indicar a ausência de um atributo e 1 para indicar a presença de um atributo (GUJARATI, 2000). No âmbito da aplicação ao risco de crédito, a técnica de regressão logística é utilizada para a avaliação da inadimplência de determinado grupo de clientes em situações relativas à concessão de crédito, assumindo que a probabilidade de inadimplência é logisticamente distribuída, com resultado binomial 0 ou 1.

De acordo com Hair Júnior et al (1998), para aplicação da regressão logística faz-se necessário conhecer sobre a ocorrência ou não de determinado evento, como por exemplo, situação de inadimplência ou não de um cliente, situação de insolvência ou não de uma empresa. Utiliza-se, então, um valor dicotômico ou binário para a variável dependente, com valores 0 ou 1, a depender da ocorrência ou não do evento considerado. A partir desse valor dicotômico, a regressão logística calcula a probabilidade de esse evento acontecer ou não.

Supondo um evento dependente em que a variável Y é uma variável binária, que assume valores 0 ou 1; e variáveis independentes X_1, X_2, \dots, X_k , a função de distribuição logística, segundo Gujarati (2000), é dada por:

$$P_i = P_r [Y_i = 1 | X = X_i] = \frac{1}{1+e^{-z}}, \text{ onde}$$

P_i Representa a probabilidade de um evento ocorrer;

$$Z = B_0 + B_1X_1 + B_2X_2 + \dots + B_iX_i;$$

Analisando o significado da função de distribuição logística no contexto de risco de crédito, tem-se: a variável dependente consiste na situação de adimplência do cliente, que assumirá valores 0 ou 1, a depender dos dados procederem de um cliente adimplente ou inadimplente, ou, empresa solvente e insolvente, respectivamente; as variáveis independentes representam os fatores que se supõe influenciam a inadimplência, como, por exemplo, dados pessoais, econômicos, financeiros, dos clientes pessoas físicas; índices financeiros, no caso de empresas. A probabilidade de inadimplência do cliente ou de insolvência da empresa é dada por P_i , que é

a probabilidade condicional de Y assumir o valor 1. Os coeficientes estimados β_s representam medidas das variações na proporção das probabilidades.

3.2 Amostra e coleta de dados

A amostra utilizada neste trabalho foi composta por 200 clientes sendo 100 adimplentes e 100 inadimplentes. Este tamanho amostral se mostrou estatisticamente relevante ao nível de confiança de 90%, para a população de 1400 clientes do Cred Cidadania. Os dados foram coletados a partir do sistema computacional utilizado pela instituição, denominado SISGEM (Sistema de Gestão de Microcrédito).

Os dados coletados referem-se a operações de créditos concedidas a clientes do Cred Cidadania no período de outubro a dezembro de 2004. Todos os créditos concedidos nesse período foram analisados com intuito de verificar a condição de adimplência de cada um no mês de julho de 2005. A escolha do mês de julho como período de referência para avaliação da performance do cliente deveu-se ao fato de que o número de parcelas dos créditos concedidos pela instituição é, em média, 5. Sendo assim, até julho de 2005, tem-se um horizonte temporal suficiente para avaliar se os créditos concedidos em outubro, novembro e dezembro de 2004 estavam adimplentes ou não.

Os clientes selecionados através do processo de amostragem aleatória tiveram suas fichas cadastrais e do negócio impressas. A partir desses registros foram identificadas as características pessoais dos clientes e dados econômico-financeiros relativos ao negócio ou atividade econômica dos mesmos, tanto dos adimplentes quanto dos inadimplentes.

3.3 Definição das variáveis

A variável resposta (dependente) nos modelos de *Credit Scoring* é a qualidade de crédito (adimplência ou inadimplência) da operação de empréstimo. Neste trabalho, foram denominados clientes inadimplentes aqueles clientes com atraso superior a 60 dias em pelo menos uma parcela do empréstimo. Em relação aos adimplentes, foram considerados integrantes

deste grupo aqueles clientes que não possuíam atrasos ou que possuíam atrasos de no máximo 30 dias em alguma parcela do empréstimo. Aqueles clientes com atraso superior a 30 dias e inferior a 60 dias foram considerados indefinidos e foram eliminados da amostra.

Para classificar as observações de acordo com a qualidade de crédito, foram selecionadas variáveis explicativas ou independentes que pudessem influenciar a situação de adimplência dos clientes em suas operações de empréstimos. A identificação inicial das variáveis explicativas foi baseada em estudos anteriores sobre o assunto e em informações obtidas a partir do convívio no Cred Cidadania.

As variáveis pré-selecionadas foram: Estado Civil do Cliente, Gênero do Cliente, Natureza da Atividade Econômica do Negócio, Local de Residência do Cliente, Idade do Cliente, Número de Dependentes Financeiros do Cliente, Receita Familiar Bruta, Despesa Familiar Bruta, Resultado Líquido Familiar, Receita Bruta do Negócio, Despesa Bruta do Negócio, Resultado Líquido do Negócio, Resultado Líquido Total, Tempo de Funcionamento do Negócio, Receita Bruta do Avalista, Despesa Bruta do Avalista, Resultado Líquido do Avalista, Valor do Último Empréstimo, Valor da Parcela do Último Empréstimo, Número de Parcelas do Último Empréstimo, Percentual de Endividamento, Número de Créditos Anteriores com a Instituição, Histórico do Titular com a Instituição, Histórico do Avalista com a Instituição, Agente de Crédito Responsável pelo Empréstimo.

As variáveis explicativas de natureza qualitativa foram inseridas na base de dados através de variáveis *dummy*, que consistem em variáveis construídas artificialmente para mensurar a presença ou ausência de algum atributo de natureza qualitativa. Elas assumem valor 0 ou 1, dependendo, respectivamente, da ausência ou presença de determinado atributo. Assim, foram inseridas $N - 1$ *dummies* para representar as N categorias de cada variável qualitativa anteriormente explanada.

3.4 Preparação dos dados, estimação e avaliação dos modelos

A fase inicial da preparação dos dados consistiu em estruturar uma base agregando os valores numéricos referentes ao conjunto das possíveis variáveis explicativas pré-selecionadas para utilização na construção dos modelos.

A estimação dos modelos de *Credit Scoring* foi realizada através do método stepwise, que envolve a inclusão das variáveis independentes na regressão logística, uma por vez, com base em seu poder discriminatório. Após o desenvolvimento dos modelos de *Credit Scoring*, avaliou-se a capacidade preditiva de cada um deles com intuito de verificar o grau de ajustamento das funções construídas. Como ressalta Hair Júnior et al (1998), devido ao caráter não métrico da variável dependente, não se pode usar uma medida como R^2 para avaliar a capacidade preditiva dos modelos. Assim, em trabalhos de *Credit Scoring*, é comum a construção de matrizes de classificação para este fim. As matrizes de classificação consistem em tabelas que comparam a classificação realizada pelos modelos desenvolvidos com a classificação original das observações da amostra. Essas matrizes são elaboradas através da análise de cada observação, visando conhecer se ela foi corretamente classificada pelos modelos. Os resultados dessa análise são os percentuais de acerto e erro de classificação dos modelos.

O nível de significância da precisão de classificação dos modelos foi avaliado através do Teste Q de Press. Segundo Hair Júnior et al (1998), esse teste avalia o poder discriminatório da matriz de classificação do modelo quando comparada à classificação pelo critério de chances.

$$QPress = \frac{[N - (n \times K)]^2}{N \times (K - 1)}, \text{ onde:}$$

N = Tamanho da amostra total;

n = Número de observações corretamente classificadas;

K = Número de grupos;

4 Resultados

4.1 Modelo de aprovação de crédito

O modelo final de aprovação de crédito é apresentado na Tabela 1:

Tabela 1: Modelo de aprovação de crédito

Variáveis / Siglas	Coefficientes Estimados	Valor Teste Wald	Significância do Teste
Resultado Líquido do Negócio (RLN)	1,377	29,402	0,000
Número de Parcelas (NP)	0,805	12,052	0,001
Valor do Empréstimo (VE)	-1,454	24,677	0,000
Tempo de Funcionamento (TF)	-0,477	5,894	0,015
Constante (β_0)	-3,146	10,396	0,001

Fonte: dados da pesquisa.

Na técnica de regressão logística, as previsões de pertinência ou classificação dos indivíduos em cada um dos grupos (adimplentes ou inadimplentes), são realizadas através da previsão direta da probabilidade do evento inadimplência acontecer. Lembrando que a variável dependente Y_i representa a qualidade de crédito do indivíduo i , a regressão logística calcula diretamente a probabilidade condicional de Y_i ser igual a 1, que, nesse estudo, significa a probabilidade do cliente ser inadimplente. A probabilidade condicional de Y_i ser igual a 1, dadas as respostas das variáveis explicativas do indivíduo i , é fornecida pela seguinte fórmula:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}}$$

Onde:

Z_i = é a equação representativa do modelo de aprovação de crédito estimado;

P_i = representa a probabilidade do indivíduo i estar inadimplente;

Desta forma, a classificação dos clientes como adimplentes ou inadimplentes, neste modelo, foi realizada com base na probabilidade de inadimplência, que é calculada de acordo com equação gerada pelo modelo, que, por sua vez, se baseia nas informações de cada cliente para as variáveis explicativas. O ponto de corte adotado foi 0,5, valor padronizado para a técnica regressão logística. Esse valor de 0,5, conforme ressalta Hair Júnior et al (1998), representa a probabilidade de ocorrência do evento segundo o critério de aleatoriedade ou chances iguais. Assim, aqueles clientes para os quais a probabilidade estimada de inadimplência resultou em valor inferior a 0,5, foram classificados como adimplentes. E aqueles para os quais a probabilidade de inadimplência foi superior a 0,5, foram classificados como inadimplentes.

O efeito de cada variável explicativa do modelo sobre a variável dependente pode ser descrito através da análise dos coeficientes:

Resultado líquido do negócio: o sinal positivo do coeficiente dessa variável significa que clientes com maiores rendas líquidas possuem maior tendência a serem mais inadimplentes. Esse resultado, a princípio incoerente, possivelmente, tem como causa o fato dos clientes declararem aos agentes de crédito renda superior àquela realmente auferida. Uma vez que a maioria dos empreendimentos financiados pela instituição é informal, não é exigido comprovação formal de renda. O solicitante declara quais são suas receitas provenientes do negócio e o agente de crédito faz uma avaliação do empreendimento para verificar se as condições do negócio condizem com a renda declarada. Assim, o coeficiente desta variável mostra que pode estar havendo uma distorção de informações dos clientes, que declaram receitas maiores que as realmente auferidas apenas para conseguirem o crédito.

- Número de parcelas: empréstimos com pagamentos divididos em maior número de parcelas tendem a ser mais inadimplentes, uma vez que o coeficiente desta variável possui sinal positivo. Isso, provavelmente, está ligado à finalidade do empréstimo. Os empréstimos destinados a investimento em capital fixo possuem prazos maiores para pagamento que aqueles destinados a capital de giro. No entanto, os possíveis retornos para o empreendimento, gerados com o investimento em capital fixo, acontecem de forma mais lenta. Portanto há uma tendência de clientes com empréstimos destinados a capital fixo possuírem maiores dificuldades para pagamento, principalmente,

nas primeiras parcelas do empréstimo, sendo, assim, caracterizados como mais arriscados.

- Valor do empréstimo: o sinal negativo do coeficiente estimado para esta variável indica que, de acordo com esse modelo, empréstimos em valores mais altos tendem a ser mais adimplentes que empréstimos menores. Esse resultado está ligado à metodologia de concessão de crédito adotada no Cred Cidadania, em que os créditos são concedidos em valores crescentes, havendo aumento dos valores dos empréstimos de acordo com a capacidade de pagamento e pontualidade do usuário. Deste modo, geralmente, a instituição concede créditos em maiores valores para aqueles clientes que já possuem um histórico de bons pagamentos com a mesma.
- Tempo de funcionamento: empréstimos para empreendimentos com maior horizonte temporal de funcionamento são mais adimplentes que aqueles empréstimos direcionados a empreendimentos mais novos. Geralmente, um maior tempo de funcionamento do negócio é um indício de que aquele cliente já está mais estabilizado financeiramente e no mercado em que atua, o que é coerente com os resultados encontrados.

Além da direção do efeito das variáveis explicativas sobre a variável dependente, é importante analisar também a magnitude ou tamanho do efeito dessas variáveis sobre os mesmos. A análise da Tabela 1 mostra que, neste modelo de aprovação de crédito, o valor do empréstimo (VE) é a característica que exerce o maior efeito na redução da inadimplência. Por outro lado, a variável que mais afeta a inadimplência, no sentido de aumentá-la, é o resultado líquido do negócio (RLN), já que seu coeficiente é o maior. Assim, por exemplo, ao realizar uma classificação de um solicitante com base no modelo construído, o fato dele declarar altos valores (muito superiores à média) para a variável resultado líquido do negócio irá contribuir significativamente para sua classificação como possível cliente inadimplente. Requerentes de crédito nessa situação demandam, portanto, uma análise mais detalhada e cuidadosa, com maior zelo por parte do analista de crédito, já que têm considerável propensão à inadimplência, podendo, inclusive estar declarando falsos valores para a renda líquida auferida.

4.2 Modelo *behavioural scoring*

Além das variáveis consideradas no modelo de aprovação de crédito, o modelo *behavioural scoring* incorporou também variáveis que retratam o histórico dos clientes com a instituição, adicionando informações que auxiliem o analista a decidir sobre gestão de créditos de solicitantes que já são clientes da instituição. O modelo final *behavioural scoring* pode ser visualizado na Tabela 2.

Tabela 2: Modelo *behavioural scoring*

Variáveis / Siglas	Coefficientes Estimados	Valor Teste Wald	Significância do Teste
Resultado Líquido do Negócio (RLN)	1,100	28,740	0,000
Número de Parcelas (NP)	0,678	11,364	0,001
Valor do Empréstimo (VE)	-0,702	13,643	0,000
Tempo de Funcionamento (TF)	-0,427	6,822	0,009
Não casados (EC ₁)	0,537	11,465	0,001
Número de Dependentes (ND)	0,216	4,731	0,030
Agente de Crédito 5 (AC ₅)	-0,998	5,270	0,022
Cliente não Possui Atrasos Anteriores	-0,672	12,745	0,000
Constante (β_0)	-6,017	11,570	0,001

Fonte: dados da pesquisa.

Os coeficientes das variáveis que já foram consideradas no modelo de aprovação (RLN, NP, VE, TF) apresentaram os mesmos sinais, e, portanto, efeito similar sobre os escores de cada cliente, o que indica não haver incoerência nessas variáveis entre os dois modelos. Além dessas variáveis já consideradas no modelo de aprovação, o modelo *behavioural scoring* incorporou outras variáveis, cujos efeitos sobre a variável dependente são analisados a seguir.

- Estado civil não casado (solteiros, viúvos, divorciados): esta variável possui sinal positivo, significando que indivíduos não casados são mais propensos à inadimplência que indivíduos casados. Uma possível explicação para o comportamento dessa variável reside no fato dos indivíduos não casados possuírem uma menor apreensão em relação ao pagamento das dívidas, já que, geralmente, têm menores responsabilidades familiares.
- Número de dependentes: tomadores com maior número de dependentes tendem a ser mais inadimplentes. Esse é um resultado plausível,

uma vez que um maior número de dependentes, geralmente, significa que o cliente tomador de crédito compromete um maior percentual da renda familiar com o provimento das necessidades dos seus dependentes, visto que a família é mais numerosa. Além disso, como a renda familiar e do negócio são, na maioria dos casos, associadas, as receitas provenientes do negócio costumam também ser destinadas ao suprimento de necessidades da família do cliente.

- **Eficiência do agente de crédito:** essa variável evidenciou o efeito da eficiência do agente de crédito sobre a chance de adimplência ou inadimplência do empréstimo. A inserção da informação sobre o desempenho do agente de crédito ocorreu através da contabilização do número de créditos adimplentes e inadimplentes de cada agente, considerando a proporção de sua carteira em relação à carteira total de crédito da instituição. A regressão logística selecionou a variável agente de crédito 5 para compor o modelo, representando o perfil de agente de crédito que mais contribui para a eficácia do processo de gestão do risco de crédito na instituição. O coeficiente dessa variável foi negativo, indicando que a atuação desse agente de crédito contribui para a redução da inadimplência. Em outras palavras, os créditos monitorados pelo agente de crédito 5 são menos propensos a ficarem inadimplentes, o que denota a eficiência desse profissional, comparada aos outros agentes, na análise e acompanhamento dos empréstimos. O perfil desse agente é o fator decisivo na sua eficiência. Primeiramente, ele é o agente de crédito mais antigo da instituição, possui grande experiência em lidar com os clientes, na avaliação do risco e nas atividades de cobrança. Além da experiência, o agente de crédito 5 também é o mais motivado e participante em todas as atividades de capacitação profissional desenvolvidas pela instituição. O coeficiente dessa variável mostra a importância da experiência e capacitação dos agentes de crédito, visto que a atuação destes profissionais é peça fundamental no processo de análise de risco do Cred Cidadania e da maioria das instituições de microcrédito.

Cliente não possui atraso anterior: o fato do solicitante do crédito possuir um histórico de bons pagamentos com a instituição é algo positivo,

sendo que clientes nessa condição são menos propensos a se tornarem inadimplentes. O conhecimento, por parte da instituição, do histórico de atrasos dos clientes, é de fundamental importância, fornecendo subsídio de informação em decisões de renovação de empréstimos, aumento do valor concedido, dentre outras.

Em relação à magnitude do efeito dos coeficientes estimados sobre a inadimplência, verifica-se que, neste modelo *behavioural scoring*, a variável que mais contribui para o aumento da inadimplência é o resultado líquido do negócio (RLN), sendo que quanto maiores forem os valores dessa variável, maior será a probabilidade do cliente ser ou se tornar inadimplente. Tal como no modelo de aprovação de crédito, o coeficiente dessa variável evidencia a necessidade de avaliação mais pormenorizada para aqueles solicitantes que declarem rendas líquidas muito superiores à média. Por outro lado, a variável agente de crédito 5 (AC5) possui um coeficiente de -0,998, constituindo, portanto, a característica que exerce o maior impacto na redução da inadimplência, dentre as variáveis consideradas pelo modelo, devido à já referida eficiência deste profissional.

Na regressão logística, é utilizada a estatística de Wald para testar a significância da equação estimada (HAIR JÚNIOR ET AL, 1998). Ela fornece a significância estatística de cada coeficiente estimado, de modo que o teste de hipóteses pode ocorrer como acontece na regressão múltipla. Os valores dos testes de Wald para os coeficientes dos modelos de aprovação de crédito e *behavioural scoring* foram dados nas Tabelas 1 e 2. Verifica-se que, a um nível de 95% de confiança, todos os coeficientes foram estatisticamente significativos ou diferentes de 0, já que a significância do teste é inferior a 0,05 para todos eles. Assim, uma vez que todos os coeficientes foram estatisticamente significativos, considerou-se que cada regressão, em sua forma global, também fora significativa.

Por fim, é importante mencionar que, em todos os modelos, as constantes (β_0) figuram apenas para fins de arranjos estatísticos, sendo que estas constantes não são consideradas para fins interpretativos, uma vez que os modelos são padronizados pelo pacote estatístico para trabalhar apenas com os coeficientes das variáveis independentes.

4.3 Avaliação da capacidade preditiva dos modelos

4.3.1 Matrizes de classificação dos modelos

Verifica-se, através da análise das Tabelas 3 e 4, que, de uma forma geral, os modelos desenvolvidos obtiveram bons percentuais de acertos em suas classificações, situando-se na faixa de 80% de acertos.

Tabela 3: Matriz de classificação do modelo de aprovação de crédito (% acertos)

Classificação Original	Classificação do Modelo	
	Adimplentes	Inadimplentes
Adimplentes	78%	22%
Inadimplentes	18%	82%
Percentual Geral de Acertos	80,0%	

Fonte: dados da pesquisa.

Tabela 4: Matriz de classificação do modelo *behavioural scoring* (% acertos)

Classificação Original	Classificação do Modelo	
	Adimplentes	Inadimplentes
Adimplentes	79%	21%
Inadimplentes	17%	83%
Percentual Geral de Acertos	81,0%	

Fonte: dados da pesquisa.

O Teste Q de Press foi empregado para avaliar o nível de significância da precisão de classificação.

$$Q_{Press} = \frac{[N - (n \times K)]^2}{N \times (K - 1)}$$

Considerando o número de observações corretamente classificadas em cada modelo, o tamanho total da amostra $N = 200$ e o número de grupos $n = 2$, a aplicação da fórmula acima mostrada para cada um dos modelos gerou os seguintes resultados:

- Modelo de aprovação de crédito

$$Q_{\text{Press}} = \frac{[200 - (160 \times 2)]^2}{200 \times (2 - 1)} = 72,00$$

- Modelo *behavioural scoring*

$$Q_{\text{Press}} = \frac{[200 - (162 \times 2)]^2}{200 \times (2 - 1)} = 76,88$$

Os valores de Q de Press encontrados foram comparados com o valor crítico ou tabelado para esse teste, que é o valor de χ^2 (qui-quadrado) com um grau de liberdade, já que o número de graus de liberdade consiste no número de grupos considerados menos 1, ou seja, (K-1). Adotando-se o nível de confiança de 95%, o valor de χ^2 , com um grau de liberdade é 3,84. Uma vez que os valores dos testes Q de Press para ambos modelos excedem, em muito, o valor de χ^2 crítico ou tabelado, constatou-se que as matrizes de classificação dos dois modelos podem ser consideradas estatisticamente melhores que a classificação baseada no critério de chances, que para o caso de dois grupos é 50%.

Segundo Hair Júnior et al (1998), uma estimativa grosseira do nível aceitável de precisão preditiva dos modelos pode ser obtida considerando que a precisão da classificação através do modelo deve ser, pelo menos, um quarto superior à classificação por chances. Os modelos desenvolvidos neste trabalho resultaram em níveis de acerto de 80,0% e 81,0%, obtendo, portanto uma precisão de classificação consideravelmente superior ao mínimo aceitável.

É possível verificar também, através da análise das Tabelas 3 e 4, que a precisão dos modelos em classificar os clientes inadimplentes foi superior à precisão de classificação dos clientes adimplentes. Para uma instituição concessora de crédito, é mais interessante que o modelo seja eficaz na previsão da inadimplência do que da adimplência, já que o erro de aprovar uma operação que se tornará problemática (erro tipo I) é considerado mais grave que a recusa de uma operação que seria um bom negócio para a instituição (erro Tipo II), como ressalta Sicsu (1998). Assim, os modelos

construídos se apresentaram eficazes em prever o evento mais necessário de ser previsto por um modelo de risco de crédito, qual seja, a inadimplência.

4.4 Possíveis contribuições dos modelos *Credit Scoring* para o Cred Cidadania

Tomando por base os resultados já obtidos e demonstrados neste trabalho, informações e opiniões levantadas junto a profissionais da área creditícia no Cred Cidadania e a literatura sobre o microcrédito, foi realizada uma breve análise das possíveis contribuições dos modelos de *Credit Scoring* à instituição.

Foram identificadas, através da análise das informações supramencionadas, duas linhas principais de contribuição dos modelos para o Cred Cidadania, quais sejam, redução de custos operacionais e redução da inadimplência, que constituem, atualmente, dois grandes problemas para a instituição, afetando diretamente a sustentabilidade financeira da mesma.

Os altos custos operacionais da instituição decorrem de dois fatores principais: a personalização do processo de concessão do crédito e a reduzida escala operacional. A personalização do processo de concessão de crédito demanda, dos agentes e do comitê de crédito, tempo expressivo para acompanhar e avaliar os empréstimos. Em consequência disso, o número de clientes monitorados por cada agente é relativamente pequeno. Desta forma, os altos custos administrativos incorridos para manutenção da estrutura operacional da instituição não são satisfatoriamente diluídos, devido ao reduzido número de clientes, dificultando, assim, a obtenção de vantagens de escala na concessão de crédito.

Nesse contexto, a utilização de modelos *Credit Scoring* poderia fornecer algumas contribuições para a amenização do problema exposto. Os modelos agregam informações relativas à forma como as características do solicitante do crédito e do seu negócio afetam na inadimplência. Uma vez que a função principal do agente de crédito é justamente obter, diretamente nos empreendimentos dos clientes, dados que constituam insumos e forneçam respaldo à avaliação do risco, as informações provenientes dos modelos poderiam ser muito úteis nesse processo, visto que possibilitariam ao agente de crédito o conhecimento de algumas características dos clientes e dos seus empreendimentos, sem a necessidade de investigação em campo (diretamente

com os clientes). As informações geradas pelos modelos contribuiriam, assim, para uma redução de tempo que os agentes de crédito despendem na busca e análise de informações sobre os clientes, diminuindo, principalmente, o número de visitas realizadas com o objetivo de avaliar o potencial econômico dos empreendimentos e o emprego dos recursos emprestados. Com esse ganho de tempo, provavelmente, haveria uma ampliação da relação número de clientes para cada agente de crédito.

Além da economicidade de tempo, com a informação prévia fornecida pelos modelos sobre clientes mais propensos a se tornarem inadimplentes, os agentes de crédito poderiam direcionar maior atenção àqueles clientes que possuem maior tendência a serem maus pagadores, o que proporcionaria maior eficácia no desempenho de suas funções de acompanhamento prático dos créditos. A conjugação de maior eficiência dos agentes com redução de tempo dispensado pelos mesmos no acompanhamento e avaliação dos créditos resultaria, provavelmente, em um aumento de escala e redução de custos operacionais para a instituição.

Os modelos de *Credit Scoring* poderiam contribuir, também, para a redução das altas taxas de inadimplência da instituição. As informações disponibilizadas pelos modelos complementariam as análises dos agentes, provendo-os com insumos para uma atuação mais eficiente e eficaz na identificação do risco de inadimplência, conforme já mencionado. Estas informações também poderiam assessorar o comitê de crédito, capacitando-o a tomar decisões de concessão de crédito com um maior embasamento, de acordo com o nível de risco do cliente. Uma vez que as duas instâncias responsáveis pela análise e concessão do crédito na instituição estariam mais bem preparadas, em termos de informações, para realizar esta função, o processo de avaliação risco se tornaria, mais preciso, criterioso, com menor número de equívocos e um menor grau de subjetividade. Isso, sem dúvida, colaboraria para a redução da inadimplência no Cred Cidadania. Além disso, com uso dos modelos seria possível a identificação prévia de probabilidade de ocorrência de inadimplência em cadeia dentro dos grupos solidários da instituição, questão que contribui consideravelmente para a alta taxa inadimplência.

Os problemas acima mencionados, quais sejam, os altos custos operacionais, as reduzidas escalas e a alta inadimplência da instituição, influenciam,

maciçamente, na sustentabilidade financeira Cred Cidadania. A fragilidade na auto-sustentação financeira constitui um grande entrave na maioria das instituições de microcrédito, não sendo diferente na instituição objeto deste trabalho. A não dependência de fontes externas de recursos para disponibilização em empréstimos e para cobertura de seus custos administrativos é um grande desafio que se coloca para a instituição, no curto e no longo prazo. Assim, ao contribuir para redução de custos e inadimplência, os modelos de *Credit Scoring* estariam fornecendo expressivo auxílio para a sustentabilidade financeira da instituição no longo prazo.

5 Conclusões

Os modelos de risco de crédito desenvolvidos neste trabalho, apresentaram resultados satisfatórios quanto ao poder de previsão do risco de inadimplência ou poder de classificação dos clientes. Em média, os modelos classificaram 80% dos clientes da amostra corretamente, o que é considerado um resultado de classificação muito bom para modelos de *Credit Scoring*. Além disso, os modelos construídos se mostraram consideravelmente melhores na classificação correta dos clientes inadimplentes do que dos adimplentes. Uma vez que a previsão da inadimplência é considerada a principal finalidade dos modelos de risco de crédito, os modelos de regressão logística foram, portanto, eficazes no alcance de seus objetivos.

Nesse sentido, os resultados satisfatórios de previsão de inadimplência dos modelos obtidos neste trabalho indicam que, embora o microcrédito seja caracterizado com uma modalidade de crédito diferenciada, é possível a utilização de modelos de *Credit Scoring* na instituição de microcrédito estudada, como instrumentos de apoio ao processo de avaliação do risco de crédito. Devido às suas características, os modelos quantitativos de risco de crédito *Credit Scoring* podem fornecer contribuições relevantes para a amenização de alguns problemas da instituição, quais sejam, altos custos operacionais e altas taxas de inadimplência, problemas estes que exercem impacto direto na sustentabilidade financeira da mesma.

Ao contribuírem para a sustentabilidade financeira da instituição de microcrédito, os modelos de gestão de risco de inadimplência construídos neste trabalho podem, em consequência, fornecer expressivo subsídio ao

alcance do objetivo primordial da instituição de microcrédito, qual seja, contribuir para o desenvolvimento econômico dos microempreendedores, através da concessão de crédito e geração de renda.

Considerando a possibilidade de realização e implementação de outros trabalhos dessa natureza, os resultados oriundos deste trabalho poderiam ser relevantes também para outras instituições de microcrédito, contribuindo para a evolução do conhecimento nesta área e fornecendo informações que dêem respaldo ao aperfeiçoamento das técnicas de gestão nestas instituições.

Referências

- ANDRADE, F. W. M. **Desenvolvimento de modelo de risco de portfólio para carteiras de crédito a pessoas físicas**. 2004. 196f. Tese (Doutorado em Administração de Empresas, Área de Concentração: Controle, Finanças e Contabilidade) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2004.
- BARONE, F. M.; LIMA, P. F.; DANTAS, V.; REZENDE, V. **Introdução ao microcrédito**. Brasília: Conselho da Comunidade Solidária, 2002. Disponível em: <<http://www.bndes.gov.br>>. Acesso em: 1 dez. 2004.
- BRUETT, T. **Manual de técnicas de gestão microfinanceira**: programa de desenvolvimento institucional. Rio de Janeiro: BNDES, 2002. Disponível em: <<http://www.bndes.gov.br>>. Acesso em: 1 dez. 2004
- CAOUILLE, J.; ALTMAN, E.; NARAYANAM, P. **Gestão do risco de crédito**: o próximo grande desafio financeiro. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.
- CARNEIRO, M.; MATIAS, A. B.; CARMARGO, S. H.; ORTOLAN, V. B. O Cálculo do Ponto de Equilíbrio Econômico como Ferramenta de Planejamento e Controle Financeiro em Organizações de Microcrédito: um estudo de caso na Crescer - Crédito Solidário. In: ENANPAD, XXIX, 2004. Curitiba (PR). **Anais...** Curitiba: ANPAD, 2004.
- GUJARATI, D. N. **Econometria básica**. 3. ed. São Paulo: Makron Books, 2000.
- HAIR JÚNIOR, J. F.; TATHAM, R. L.; ANDERSON, R. E.; BLACK, W. **Multivariate data analysis**. 5. ed. New Jersey: Prentice Hall, 1998.
- KWITKO, E. E. B. (Coord.). **Manual para formação de agentes de crédito**: programa de crédito produtivo popular. Rio de Janeiro: BNDES, 1999. Disponível em: <<http://www.bndes.gov.br>>. Acesso em: 23 dez. 2004.

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

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

SCHREINER, M. **A *scoring* model of the risk of costly arrears at a microfinance lender in Bolivia**. St. Louis, October, 1999. Disponível em: <<http://www.microfinance.com> >. Acesso em: 15 fev. 2005.

SCHREINER, M. (2000) **A *scoring* model of the risk of costly arrears for loans from affiliates of Women's World Banking in Colombia, report to Women's World Banking**. St. Louis, October, 2000. Disponível em: <<http://www.microfinance.com> >. Acesso em: 15 fev.2005.

SICSU, A. L. (1998). Desenvolvimento de um sistema de *credit scoring* - Parte II, São Paulo **Tecnologia de Crédito**, n.5, p. 57-68, março. 1998.

THOMAS, L. C. A Survey of Credit and *Behavioral Scoring*: Forecasting Financial Risk of Lending to Consumers, **International Journal of Forecasting**, Edinburgh - U.K, v. 16, p.149-172, 2000.

Artigo recebido em: 24 de julho de 2007

Artigo aceito para publicação em: 3 de setembro de 2007