

# FATORES CONDICIONANTES DA INADIMPLÊNCIA EM OPERAÇÕES DE MICROCRÉDITO

*CONDITIONING FACTORS OF DEFAULT IN MICROCREDIT OPERATIONS*

**CÉSAR MOREIRA ALVES**  
admcesarma@yahoo.com.br

**MARCOS ANTÔNIO CAMARGOS**  
marcosac@ibmecmg.br

## RESUMO

O objetivo deste trabalho é identificar e analisar os fatores condicionantes da inadimplência nas operações de crédito concedidos por duas instituições de microcrédito, a BLUSOL de Santa Catarina e o Banco do Empreendedor do Maranhão (BEM). A pesquisa, de caráter quantitativo, foi realizada com base em informações extraídas dos 20.033 (universo de dados) contratos de crédito concedidos entre 2003 e 2009. Para a análise dos dados foi utilizado o Modelo de Regressão Logística Binária. As variáveis do modelo, com significância estatística, que contribuem para a redução da inadimplência são: maior nível de escolaridade, sexo feminino, casado, maior tempo de existência e informalidade do negócio; contratos de renovação do crédito e valor do financiamento. O modelo estatístico utilizado foi eficaz no alcance dos objetivos propostos, com probabilidade de previsão correta de 83,68%. Conclui-se que, apesar das especificidades do microcrédito, é possível a utilização de modelos estatísticos, como instrumento de apoio ao processo de concessão e avaliação do risco de crédito e na tomada de decisão.

**Palavras-chave:** crédito, risco de crédito, microcrédito, inadimplência.

## ABSTRACT

This paper aims to identify and analyze the factors that influence the default in loans granted by two microfinance institutions, the BLUSOL of Santa Catarina and the Banco do Empreendedor do Maranhão (BEM). The quantitative research was based on information extracted from 20,033 (data universe) credit contracts awarded between 2003 and 2009. The Binary Logistic Regression Model was used for data analysis. The statistically significant variables that contribute to the reduction of default are: higher educational level, female, married, longer existence and informality of the business; contract of credit renewal and amount of credit. The statistical model was effective in achieving the proposed objectives, with a rate of 83.68% of probability of correct prediction. We conclude that, despite the specificities of microfinancing, it is possible to use statistical models as instruments to support the process of credit granting and risk assessment and of decision making.

**Key words:** credit, credit risk, microcredit, default.

## INTRODUÇÃO

As instituições de microcrédito, por meio de uma metodologia diferenciada de concessão de crédito, se destacam como uma alternativa socioeconômica de inserção social de cidadãos menos privilegiados na dinâmica da economia e como uma alternativa importante de ação de combate à pobreza, apresentando o crédito para esses empreendedores como uma mola propulsora de microempreendimentos formais e informais, conferindo melhoria das condições de vida do empreendedor e suas famílias.

Os empreendimentos informais e microempresas formais, bem como a mitigação da inadimplência demandam ferramentas financeiras de oferta de crédito, que é fundamental para possibilitar o acesso aos bens de produção que permitirão aumentar investimentos em ativos fixos e, ao mesmo tempo, manter um volume adequado de capital de giro, proporcionando aumento das vendas e possíveis melhorias no resultado.

Um dos maiores empecilhos para que se amplie a oferta de crédito é o custo de transação das operações de microcrédito a serem efetuadas com as camadas mais pobres da população e, principalmente, com a economia informal, uma vez que esses custos são elevados. Segundo Desai e Mellor (1993), os custos de transação podem ser de duas naturezas: (i) administrativos, que envolvem o monitoramento dos empréstimos; e (ii) de risco, associado às incertezas da transação. No primeiro caso, os custos de se emprestar para essa população são altos devido à desproporção do custo por empréstimo em relação ao valor do empréstimo. São muitos empréstimos de pequeno valor, gerando altos custos administrativos. No segundo caso, o risco está associado à assimetria de informações, essencialmente pelo baixo nível de organização desses empreendimentos.

Segundo Nichter *et al.* (2002), um dos motivos para a elevação da taxa de inadimplência das carteiras de microcrédito das Instituições de Microfinanças (IMFs) advém do desvirtuamento da metodologia de concessão do crédito, ao não serem empregados métodos característicos de concessão como o aval solidário. A inadimplência pode ser considerada o principal problema do setor microfinanceiro, pois uma gestão ineficiente da carteira de crédito aumenta os custos da transação e inviabiliza a sustentabilidade financeira e o crescimento da organização.

Inserido nessa discussão, o objetivo deste artigo é identificar e analisar as características socioeconômicas dos empreendedores, econômico-financeiras das empresas, bem como contratuais, visando identificar os fatores condicionantes da possibilidade de inadimplência nas operações de microcrédito concedidas por duas importantes IMFs brasileiras, a Instituição Comunitária de Crédito Solidarietà (BLUSOL) de Santa Catarina e o Banco do Empreendedor do Maranhão (BEM). O restante do artigo apresenta a seguinte sequência: referencial teórico, metodologia, resultados e conclusão, encerrando-se com as referências consultadas.

## REFERENCIAL TEÓRICO

### MICROCRÉDITO

Para Armendáriz e Morduch (2005), se, por um lado, o microcrédito apresenta elevado potencial de ampliação do seu mercado de atuação, de redução da pobreza e promoção de mudança social, por outro, apresenta uma série de indagações que ainda não foram amplamente pesquisadas e explicadas pela literatura sobre o tema.

O conceito efetivo de microcrédito possui várias formas de definição, mas a ideia de maior precisão seria aquela que o define como "um crédito de pequeno valor concedido aos micros e pequenos empreendimentos (de base individual, familiar, comunitária ou empresarial) para ser utilizado de forma produtiva, na construção, manutenção e desenvolvimento desses empreendimentos" (Coutinho, 2002, p. 23). Entretanto, há que se considerar o fato de que o microcrédito atende às necessidades dos pequenos empreendimentos, no que se refere ao suprimento dos recursos, e ainda considera suas condições econômicas e as relações sociais do tomador.

Para Alves e Soares (2003, p. 6), o que se define, hoje, como microcrédito é "a atividade de conceder crédito de pequena monta e diferencia-se dos demais empréstimos essencialmente pela metodologia utilizada". Nesse sentido, o processo de análise e concessão é diferenciado, o crédito é assistido e orientado, os agentes buscam por meio de visitas aos empreendimentos alternativas para melhoria da gestão. Segundo Parente (2005), constitui-se em um segmento novo e em acelerado desenvolvimento, no qual se combinam diversos atores com o objetivo de estruturar serviços financeiros sustentáveis para a população de baixa renda, sejam cidadãos, famílias, empreendimentos informais ou microempresas formais.

Segundo Amaral (2005), o conceito de microfinanças incorpora e amplia o conceito de microcrédito, pois, além do crédito, oferta em seu portfólio outros produtos financeiros, como poupança e seguros. Nichter *et al.* (2002), por sua vez, ressaltam a importância de esclarecer a distinção entre microcrédito e microfinanças, que é outro termo econômico, porém, mais abrangente: o microcrédito circunscreve-se ao ato de emprestar recursos próprios ou de terceiros, enquanto o conceito de microfinanças vai além dessa ação, incluindo outros serviços financeiros como as micropoupanças, microsseguros, entre outros.

O objetivo principal de uma IMF deve ser o alcance e o impacto sobre a população de baixa renda, auxiliando na redução da pobreza. Entretanto, a sustentabilidade financeira é fundamental para que os programas possam ofertar o crédito em longo prazo.

### RISCO DE CRÉDITO E CONCESSÃO DE MICROCRÉDITO

O risco está presente rotineiramente em todos os atos de gestão de uma organização. A probabilidade de perda é inerente à atividade de crédito e não pode ser eliminada. Nesse

sentido, devem-se procurar alternativas para minimizar o risco de perda, reduzindo o nível de incerteza.

De acordo com Guimarães e Souza (2007), a concessão de crédito configura-se como atividade de risco devido aos vários fatores que podem afetar o devedor no que se refere à capacidade e à pretensão de pagamento. Assim, a possibilidade de inadimplência por parte do devedor caracteriza-se como risco determinante no momento de concessão do crédito.

Segundo Parente (2007), a concessão de microcrédito não exige garantias reais como o crédito tradicional. Um exemplo dessa diferença é o aval solidário que consiste na reunião de um grupo de três a cinco pessoas, com pequenos negócios e necessidade de crédito, que assumam a responsabilidade solidária pelo crédito do grupo. No sistema de concessão de microcrédito, direcionado para a população de baixa renda, o desenvolvimento de uma metodologia alternativa para a concessão de crédito, que possa superar a falta de informações disponíveis e as garantias tradicionais dessas operações, ocorre com a adoção de visitas *in loco* e a entrevista com os tomadores, realizada pelo agente de crédito, que utiliza a intuição e sua experiência na execução das suas atividades. É importante destacar que, para o segmento de microcrédito, uma alternativa viável para elevar as liberações dos empréstimos e reduzir os custos incorridos com a exigência de garantias reais seria uma ampliação do uso da metodologia do aval solidário (Santos e Ferreira, 2009).

### **TRABALHOS ANTERIORES NO MERCADO BRASILEIRO SOBRE INADIMPLÊNCIA**

No Quadro 1, são apresentados alguns trabalhos utilizando modelos estatísticos tais como Análise Discriminante (AD), Regressão Logística (RL), Análise Envoltória de Dados (DEA) e Redes Neurais (RN).

Conforme se observa, nos últimos anos o tema vem ganhando a atenção de pesquisadores, e, no Brasil, diversos estudos foram desenvolvidos utilizando técnicas estatísticas, visando identificar os principais fatores característicos de solvência, inadimplência. Porém, cabe salientar que, dentre os diversos trabalhos listados no Quadro 1, nenhum deles teve como foco a inadimplência no microcrédito, o que reforça a importância desta pesquisa.

### **METODOLOGIA**

Esta pesquisa pode ser classificada como descritiva e quantitativa, pois teve como objetivo a descrição de determinada realidade vivenciada por duas instituições de microfinanças, utilizando para isso dados secundários e o emprego do modelo de Regressão Logística Binária. Foi feita uma análise do tipo *cross-section*, utilizando dados dos financiamentos concedidos por meio do microcrédito entre janeiro de 2003 e junho de 2009.

O universo da pesquisa é constituído dos contratos de financiamento concedidos nesse período por duas instituições

de microfinanças (IMFs), o Banco do Empreendedor do Maranhão (BEM) e a Instituição Comunitária de Crédito Blumenau Solidariedade (BLUSOL). Das bases de dados originais obtidas junto a essas IMFs, foram excluídos os contratos que apresentavam ausência de dados de alguma das variáveis definidas para a pesquisa. Ressalta-se que foram poucos contratos excluídos, entendendo, portanto, que se trabalhou com o universo de dados disponível.

O total de unidades de observação utilizado nesta pesquisa foi de 20.033 contratos, dos quais a maioria, 16.326 (81,5%), era proveniente da IMF BLUSOL e 3.707 (18,5%) da IMF BEM. A análise preliminar do banco de dados detectou que a maioria dos contratos, 16.767 (83,7%) na data do corte, estava na situação de adimplentes, contratos com todas as parcelas pagas com no máximo 30 dias de atraso, e 3.266 (16,3%) na situação de inadimplentes, contratos com parcelas em atraso ou pagas com mais de 30 dias da data de vencimento.

O presente estudo tem como variável dependente a inadimplência dos contratos de microcrédito junto às IMFs, que no modelo econométrico é uma *dummy*, que assume valor 0 se o empreendedor estiver adimplente e 1 se estiver inadimplente. Já as variáveis independentes foram definidas tendo como base a bibliografia consultada e divididas em três grupos: (i) socioeconômicas dos empreendedores e avalistas (variáveis 1 a 8); (ii) econômicas e financeiras dos empreendimentos (variáveis 9 a 14); e (iii) contratos de financiamentos (variáveis 15 a 21). Uma forma resumida é apresentada antes dos quadros, visando a um melhor entendimento do modelo, por meio do conjunto das variáveis estudadas, conforme a Figura 1.

As variáveis independentes utilizadas nesta pesquisa foram retiradas da literatura sobre o tema e se referem a características dos microempreendedores, do negócio e do contrato. O Quadro 2 apresenta a descrição das variáveis independentes utilizadas na pesquisa.

### **MÉTODO**

Nesta pesquisa, optou-se pelo modelo de regressão logística binária que é um modelo de regressão em que a variável dependente é dicotômica. Assim,  $Y$  assume apenas dois valores, 1 para representar a resposta considerada sucesso e 0 para a considerada insucesso. No presente trabalho, a variável dependente assumiu o valor 1 se a empresa estivesse inadimplente (parcelas em atraso ou pagas com mais de 30 dias da data de vencimento) e 0 se ela estivesse adimplente. A partir desse valor a equação realiza a predição informando a probabilidade de o evento ocorrer ou não. Se o valor da probabilidade for superior a 0,50, o caso será classificado como sucesso (grupo dos inadimplentes), em caso contrário, como insucesso (grupo dos adimplentes). Uma das vantagens da regressão logística é que se necessita apenas saber se um evento ocorreu para usar um valor dicotômico como variável dependente.

Deve ser ressaltado, entretanto, que, quando a transformação logística é utilizada, a interpretação dos coeficientes

Quadro 1 - Síntese de trabalhos correlatos no mercado brasileiro.

Chart 1 - Summary of Brazilian literature.

Autores/Ano	Amostra	Dados/período	Modelo	Conclusão
Camargos <i>et al.</i> (2012)	9.232 empresas	processos de jun./1997 a dez./2005	RL	O modelo classificou corretamente 88,5% das empresas. Os fatores identificados pelo modelo como preditores da inadimplência são: valor do financiamento, proporção dos bens do avalista em relação ao valor do financiamento, valor dos investimentos em ativos fixos, tempo de atividade da empresa e proporção do faturamento anual em relação ao valor do financiamento.
Camargos <i>et al.</i> (2010)	17.743 empresas	processos de jun./1997 a jan./2006	RL	Fatores condicionantes da inadimplência em MPEs são: setor industrial, informatização intermediária, gestão com sócios com segundo grau, financiamento associado com maior uso do recurso para capital de giro.
Camargos e Lima (2008)	17.743 empresas	processos de jun./1997 a jan./2006	AD	A função discriminante calculada pelo modelo classificou 96,8% dos dados corretamente, mostrando um poder de precisão e qualificação superior aos modelos das pesquisas consultadas.
Onusic e Casa Nova (2006)	300 empresas	anuais 1995 a 2001	RL e DEA	O erro em classificar uma empresa insolvente como solvente foi reduzido para 3 empresas (ou 20%) e o erro em classificar uma empresa solvente como insolvente permaneceu igual ao encontrado na RL.
Guimarães (2002)	753 empresas	socioeconômicos jan./1998 a fev./2001	AD	Encontrou um modelo com baixa capacidade preditiva (classificatória) para casos inadimplentes (43,6%) e com boa capacidade preditiva para adimplentes (81,8%) de acerto. No geral, o modelo classificou corretamente 66,6% das empresas.
Pereira e Ness Jr. (2003)	36 empresas	contábeis anuais 1998 a 2000	RL	O modelo (e-score) atingiu um percentual máximo de acerto na classificação de 97,4%, para um ano antes do evento da falência ou concordata, e 88,1% para dois anos anteriores a este mesmo evento.
Antunes <i>et al.</i> (2002)	56 empresas	contábeis anuais 1999 e 2000	AD	As variáveis que melhor explicaram o desempenho obtido no exercício de 2000 foram endividamento geral e logaritmo das vendas. No geral, o modelo classificou corretamente 61,54% das empresas.
Horta e Carvalho (2002)	76 empresas	contábeis anuais 1996 a 2000	AD	Em todas as equações dos modelos estão presentes diferentes indicadores capazes de explicar a diferença entre empresas solventes e insolventes.
Amorim Neto e Carmona (2004)	344 clientes (bancos)	socio-econômicos jul./2001	AD e RL	A taxa geral de acertos do modelo de concessão de crédito desenvolvido com a técnica de RL (72,4%) foi bem próxima à taxa encontrada no modelo com a aplicação da AD (73,3%).
Lachtermacher e Espenchitt (2001)	83 empresas	contábeis anuais 1983 a 1993	AD e RN	O modelo de rede neural apresentou desempenho superior ao modelo de análise discriminante com 88% e 81% de classificações corretas, respectivamente.
Samanez e Menezes (1999)	40 bancos	contábeis anuais 1994 a 1997	AD	O modelo apresentou acerto total de 95,0%, com percentual de classificação de empresas insolventes como solventes de 25% e de zero para empresas solventes como insolventes.

Fonte: Adaptado pelos autores de Camargos e Lima (2008, p. 4).

da regressão é diferente daquela utilizada quando a variável dependente é métrica. O modelo de regressão logística integra a classe dos Modelos Lineares Generalizados (MLGs), ou seja, aqueles que se tornam lineares por meio da aplicação de algum tipo de transformação. Dessa forma, os MLGs buscam levantar relações básicas entre uma variável não métrica, ou categórica, e um conjunto de variáveis métricas. No que inte-

ressa aos propósitos deste estudo, o uso dessa técnica busca determinar quais as características determinantes da previsão de inadimplência de microempreendimentos que demandam microcrédito nas IMFs pesquisadas.

Nelder e Wedderburn (1972) propuseram os MLGs, que são uma extensão dos modelos normais lineares, pois permitem que a variável resposta pertença a uma classe mais ampla

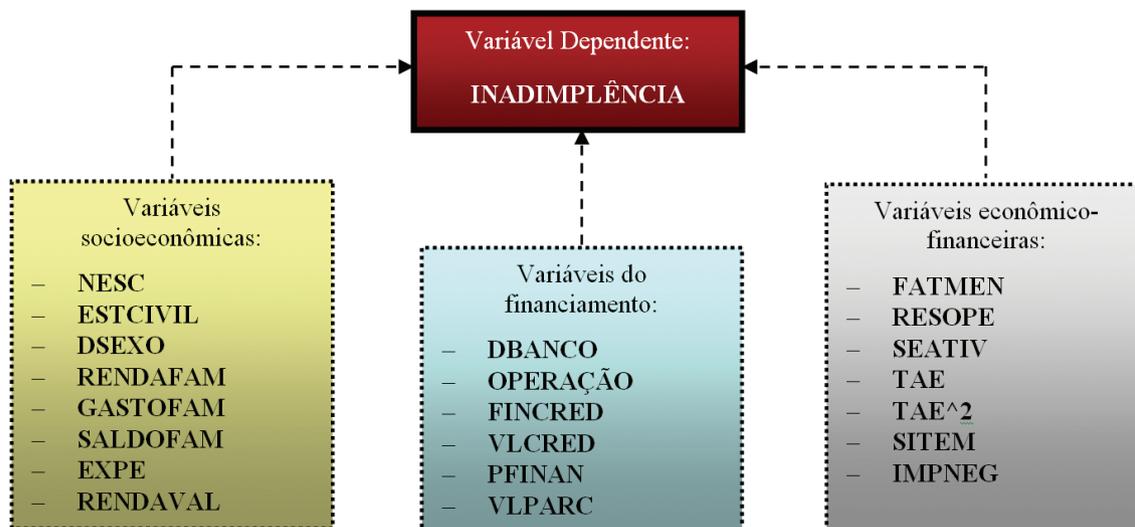


Figura 1 - Conjunto das variáveis estudadas.  
Figure 1 - Variables researched.

Nota: NESCS = nível de escolaridade do microempreendedor; ESTCIVIL = estado civil; DSEXO = *dummy* para sexo do microempreendedor; RENDAFAM = renda familiar; GASTOFAM = gasto familiar; SALDOFAM = saldo familiar; EXPE = experiência no negócio; RENDAVAL = valor da renda do avalista; DBANCO = *dummy* para identificar a IMF; OPERAÇÃO = tipo de operação (nova/renovação); FINCRED = finalidade do crédito; VLCRED = valor do contrato de crédito; PFINAN = prazo do financiamento; VLPARC = valor da parcela do financiamento; FATMEN = faturamento mensal; RESOPE = resultado operacional; SEATIV = setor de atividade; TAE e TAE<sup>2</sup> = tempo de atividade do microempreendimento; SITEM = situação do microempreendimento (formal/informal); IMPNEG = importância do negócio para a sobrevivência do microempreendedor.

Fonte: Adaptada de Camargos et al. (2010, p. 341).

chamada de família exponencial de distribuições. Por meio deles, é possível modelar a média da variável resposta com uma maior flexibilidade, ou seja, não se considerando apenas relações puramente lineares.

Segundo Paula (2004), as funções densidades de probabilidades que pertencem à família exponencial são expressas da seguinte forma:

$$f(y; \theta_i, \phi) = \exp\{\phi[y\theta_i - b(\theta_i)] + c(y, \phi)\}; i=1, \dots, n. \quad (1)$$

em que  $E(y_i) = \mu_i = b'(\theta_i)$  e  $V(y_i) = \phi^{-1} V_i$ ; sendo  $\phi^{-1}$  o parâmetro de dispersão e  $V = d\mu / d\theta$ .

Neste estudo, está-se particularmente interessado na distribuição Binomial, ou seja, se  $Y^*$  é a proporção de sucessos em  $n$  ensaios independentes, então  $nY^* \sim \text{binom}(n, \mu)$  ou Binomial com parâmetros  $n$  e  $\mu$ , a densidade é dada por:

$$\binom{n}{ny^*} \mu^{ny^*} (1 - \mu)^{n - ny^*} = \exp\left\{\log\binom{n}{ny^*} + ny^* \log\left(\frac{\mu}{1 - \mu}\right) + n \log(1 - \mu)\right\} \quad (2)$$

em que  $1 < y^*, \mu > 0$ .

Por analogia,  $\phi = n$ ,  $\theta = \log\frac{\mu}{1 - \mu}$ ,  $b(\theta) = \log(1 + e^\theta)$  e  $c(y^*, \phi) = \log\left(\frac{\phi}{\phi y^*}\right)$ .

A função de variância é  $V(\mu) = \mu(1 - \mu)$ .

A função de ligação faz a junção entre a média e o preditor linear, ou seja, ela define a forma com que as

variáveis explicativas serão transmitidas para a média. O componente sistêmico do modelo é composto por variáveis explicativas, logo,

$$\eta_i = g(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} \quad (3)$$

No caso da regressão logística binária, considere o modelo abaixo, o qual utiliza apenas uma variável independente  $X_1$ :

$$Y = e^{\beta_0 + \beta_1 x_1}$$

Ao se obter o logaritmo neperiano da expressão anterior, tem-se o seguinte modelo linear:

$$\ln(Y) = \beta_0 + \beta_1 x_1$$

Para o modelo de regressão logística,  $Y$  é dado por:

$$Y = \frac{p}{1 - p}$$

Dessa forma, tem-se o modelo do tipo:

$$\ln\left(\frac{p}{1 - p}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1$$

Generalizando para um número qualquer de variáveis, o modelo de regressão logística pode ser escrito da seguinte forma:

Quadro 2 - Resumo das variáveis independentes.

Chart 2 - Summary of independent variables.

Nº	Variável	Sigla	Fonte	Interpretação
1	Instituição de Microfinanças	DBANCO		DBANCO: 0 para contratos do BEM
				DBANCO: 1 para contratos da BLUSOL
2	Nível de Escolaridade	NESC1	Formulário de Levantamento Socioeconômico (LSE)	NESC1: 1 para nível de escolaridade menor ou igual ao primeiro grau (< ou = 1º grau), 0 caso contrário
		NESC2		NESC2: 1 para nível de escolaridade igual ao segundo grau completo ou incompleto (> que primeiro grau, < ou = segundo grau), 0 caso contrário
		NESC3		NESC3: 1 para nível superior completo ou incompleto (> que 2º grau), 0 caso contrário
3	Estado Civil	ESTCIVIL1	Formulário de Cadastro	ESTCIVIL1: 1 se solteiro(a), 0 caso contrário
		ESTCIVIL2		ESTCIVIL2: 1 se casado(a), 0 caso contrário
		ESTCIVIL3		ESTCIVIL3: 1 se outros, 0 caso contrário
4	Sexo	DSEXO	Formulário de Cadastro	DSEXO: 0 se empreendedor for do sexo feminino
				DSEXO: 1 se empreendedor for do sexo masculino
5	Renda Familiar	REDAFAM	Formulário de LSE	Valor em R\$, da renda mensal familiar (contribuição dos familiares)
6	Gastos Familiares	GASTOFAM	Formulário de LSE	Valor em R\$, dos gastos familiares mensais
7	Saldo Familiar	SALDOFAM	Formulário de LSE	Valor em R\$ do saldo familiar mensal (Renda familiar – gastos familiares)
8	Experiência no Negócio	EXPE	Formulário do Financiamento	Representa o tempo de experiência do empreendedor no negócio (em anos)
9	Valor da Renda do Avalista	RENDAVAL	Formulário de LSE	RENDAVAL: 0 se financiamento for garantido pelo grupo solidário
				RENDAVAL = valor em R\$, da renda mensal do avalista (comprovada)
10	Faturamento mensal	FATMEN	Formulário do Financiamento	Valor em R\$ do faturamento mensal do microempreendimento
11	Resultado Operacional <sup>1</sup>	RESOPE	Formulário do Financiamento	Valor em R\$ da disponibilidade de recursos mensal líquida do microempreendimento
12	Setor de Atividade	SEATIV	Formulário do Financiamento	SEATIV1: 1 se empresa for comercial, 0 caso contrário
				SEATIV2: 1 se empresa for prestadora de serviços, 0 caso contrário
				SEATIV3: 1 se empresa for industrial, 0 caso contrário
13	Tempo de Atividade da Empresa	TAE	Formulário do Financiamento	Tempo de atividade da empresa, calculado em anos, de acordo com a data de fundação do contrato social
14	Tempo de Atividade da Empresa	TAE <sup>2</sup>	Formulário do Financiamento	Tempo de atividade da empresa elevado ao quadrado
15	Situação da Empresa	SITEM	Formulário do Financiamento	SITEM: 0 para microempresas registradas (crédito liberado para pessoa jurídica)
				SITEM: 1 para empresas sem registro formal (crédito liberado para pessoa física)

## Quadro 2 - Continuação.

## Chart 2 - Continuation.

16	Importância do negócio	IMPNEG	Formulário do Financiamento	IMPNEG1: 1 se o empreendimento for a única fonte de renda da família do microempreendedor (sobrevivência), O caso contrário IMPNEG2: 1 se o microempreendedor, além da retirada do negócio, possui emprego ou aposentadoria (acumulada simples), O caso contrário IMPNEG3: 1 se o microempreendedor não depende da retirada do negócio para sua sobrevivência e de sua família (acumulada ampliada), O caso contrário
17	Tipo de Operação	OPERACAO	Formulário do Financiamento	OPERAÇÃO: 0 se for o primeiro crédito concedido ao cliente (operação nova) OPERAÇÃO: 1 para microempreendedores clientes da IMF (contrato quitado anteriormente > que o primeiro crédito)
18	Finalidade do Crédito	FINCRED	Formulário do Financiamento	FINCRED1: se recursos liberados forem para capital de giro, O caso contrário FINCRED2: se recursos liberados forem para aquisição de ativos fixos e reformas, O caso contrário FINCRED3: se recursos liberados forem para investimentos fixos e capital de giro, O caso contrário
19	Valor do Contrato de Crédito	VLCRED	Formulário do Financiamento	VLCRED1: 1 se valor do contrato de crédito for menor ou igual a R\$1.000, O caso contrário VLCRED2: 1 se valor do contrato de crédito for maior do que R\$1.001 e menor do que R\$3.000, O caso contrário VLCRED3: 1 se valor do contrato de crédito for maior do que R\$3.000, O caso contrário
20	Prazo do Financiamento	PFINAN	Formulário do Financiamento	Número de parcelas do contrato, ou seja, período de amortização
21	Valor da Parcela	VLPARC	Formulário do Financiamento	VLPARC1: 1 se valor da parcela mensal for menor ou igual a R\$150 (< ou = R\$150), O caso contrário VLPARC2: 1 se valor da parcela mensal for maior do que R\$150 e menor ou igual a R\$300 (> R\$150, < ou = R\$300) , O caso contrário VLPARC3: 1 se valor da parcela mensal for maior ou igual a R\$301 (> ou = 301) , O caso contrário

Nota: (i) Resultado Operacional = receita operacional – custos fixos – custos variáveis.

$$\ln = \left( \frac{-p}{1-p} \right) = \beta_0 + \sum \beta_x$$

sendo:

$p$  = a probabilidade de ocorrência de inadimplência;

$\beta_0$  = constante do modelo;

$\beta_x$  = efeitos (parâmetros) associados com as variáveis explicativas;

$x$  = as covariáveis para cada contrato de financiamento.

O parâmetro do modelo indica a mudança que ocorre no logito, dada uma mudança unitária na variável independente. A exponencial do parâmetro fornece as razões de chance (*odds*

*ratio*), que medem a força da associação entre um determinado fator e a variável dependente. A razão de chance menor que um (*odds ratio* < 0) significa que a variável atua reduzindo o risco de inadimplência. Por sua vez, quando a razão de chance é maior do que um (*odds ratio* > 0), a variável está atuando como um fator de risco para a inadimplência.

## RESULTADOS

### CARACTERÍSTICAS DOS TOMADORES E DOS CONTRATOS DE CRÉDITO DAS IMFS PESQUISADAS

A maioria das operações foi realizada com as mulheres (52%), sendo que um número significativo (86,4%) dos

tomadores possui nível de escolaridade até o segundo grau completo e a grande maioria (60,5%) são empreendedores casados. Com relação à experiência na gestão de um negócio, 58% dos tomadores de microcrédito têm menos de cinco anos de experiência, com renda e gasto familiar médio de R\$ 1.900 e R\$ 1.469, respectivamente. Os empreendimentos são, em sua grande maioria, informais (84,3%), ou seja, sem registro formal de microempresa (ME), e o setor de atividade com maior representatividade (50,7%) é o industrial. Além disso, mais de 53% dos microempreendimentos possuem estrutura de sobrevivência com pouca informatização, ferramentas de gestão e baixa capacidade de alavancagem.

Um percentual significativo dos contratos (61,2%) é de renovação, ou seja, 12.259 contratos são de clientes que já tomaram mais de um empréstimo, e 71,2% dos contratos são individuais, com garantia de avalista, que comprovam renda média de 3,96 salários mínimos. O crédito é direcionado principalmente para capital de giro (60,9% dos contratos). Portanto, 12.193 operações foram destinadas para compra de matéria-prima ou insumo em geral. O prazo médio das operações foi de 10 meses. Já para os valores contratados, em média 50% são contratos realizados com valores acima de R\$ 3.150 e parcelas com valores superiores a R\$ 300.

### **IDENTIFICAÇÃO E ANÁLISE DOS FATORES CONDICIONANTES DA INADIMPLÊNCIA**

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos com aplicação do modelo de Regressão Logística Binária. A interpretação substantiva, neste estudo, está baseada em razões de chances (*odds ratio*) apresentadas na Tabela 1, seguida da interpretação para cada variável incluída no modelo.

#### **INSTITUIÇÃO DE MICROFINANÇAS**

No que se refere às possíveis diferenças entre as duas IMFs pesquisadas (maior ou menor propensão à inadimplência), os dados não confirmaram essa relação (sem significância estatística). Ou, em outras palavras, o fato do contrato de crédito ser do BEM ou da BLUSOL não o condiciona a estar adimplente ou inadimplente. Era de se esperar que o maior tempo de fundação e a maior quantidade de contratos de financiamento, que conferem à BLUSOL maior experiência de mercado, contribuíssem para que ela apresentasse menor propensão à inadimplência.

#### **NÍVEL DE ESCOLARIDADE DO MICROEMPREENDEDOR**

Por meio da análise dos resultados, constatou-se que o aumento do nível de escolaridade do microempreendedor contribui para reduzir a inadimplência. Microempreendedores com segundo grau apresentam menor probabilidade (11,4%) de serem inadimplentes, quando comparados aos que possuem apenas o primeiro grau, enquanto que entre aqueles com escolaridade de nível superior a probabilidade de ser inadimplente se reduz ainda mais (15,9%), quando compara-

dos aos que possuem apenas o primeiro grau, corroborando a ideia de que, quanto maior a escolaridade, maior a percepção e a capacidade do empreendedor gerenciar melhor o seu empreendimento. Os resultados encontrados nesta pesquisa divergem dos observados por Camargos *et al.* (2010), nos quais os empresários com segundo grau apresentam maior probabilidade (30,1%) de serem inadimplentes, quando comparados com os que possuem apenas o primeiro grau. Nos testes realizados por Guimarães (2002), a variável nível de escolaridade não se mostrou significativa para predição da probabilidade de inadimplência.

#### **ESTADO CIVIL E GÊNERO DO MICROEMPREENDEDOR**

O estado civil do tomador do crédito também contribui para explicar a inadimplência. Microempreendedores casados ou que apresentam outro *status* que não solteiro (outros) apresentam probabilidades menores em 28,8% e 45,1%, respectivamente, de estarem inadimplentes. Este resultado é semelhante ao de Araújo e Carmona (2011), para os quais as pessoas solteiras possuem uma apreensão menor em relação ao pagamento de dívidas, uma vez que têm, geralmente, responsabilidades familiares menores.

Considerando um nível de significância de 10%, a variável gênero também contribui para explicar a inadimplência, com os homens apresentando um aumento na probabilidade de inadimplência da ordem de 7,3%. Este resultado vai em direção ao que a literatura sobre o tema afirma, de que as mulheres apresentam menor risco de crédito em relação aos homens, conforme constatado pelo estudo realizado por D'Espallier *et al.* (2011), em uma base de dados que cobriu 350 IMFs de 70 países diferentes.

#### **RENDA, GASTO E SALDO FAMILIAR**

As variáveis renda, gasto e saldo da renda familiar não apresentaram significância estatística na explicação da inadimplência nos contratos de financiamento de microcrédito das duas IMFs pesquisadas.

#### **EXPERIÊNCIA NO NEGÓCIO**

Com relação à experiência do microempreendedor no negócio, constatou-se que a experiência está associada a um aumento marginal (impacto muito pequeno) da probabilidade de inadimplência (2,8%), ou seja, quanto maior a experiência, maior a probabilidade de inadimplência. Os resultados obtidos na pesquisa contrariam diversos estudos, como é o caso da pesquisa realizada por Guimarães (2002), na qual sócios com experiência superior a cinco anos na empresa reduzem em 16,89% a probabilidade de inadimplência, quando comparados com empreendedores com menos de cinco anos de experiência. Nessa mesma direção, os resultados observados por Camargos e Lima (2008) reforçam que a experiência do sócio, ou seja, empresas gerenciadas por empreendedores mais experientes têm propensão maior de honrar os compromissos creditícios.

**Tabela 1** – Parâmetros estimados e razões de chances (odds ratio) do modelo de regressão logística binária para inadimplência no microcrédito.

**Table 1** – Estimated parameters and odds ratios of the binary logistic regression model for default in microcredit.

	Parâmetros	p-value	Odds Ratio
<b>CONSTANTE</b>	-0,935		
<b>Instituição de Microfinanças (DBANCO)</b>			
BEM	0,000		1,000
BLUSOL	-0,063	0,582	0,939
<b>Nível de Escolaridade do Microempreendedor (NESC)</b>			
Primeiro grau	0,000		1,000
Segundo grau	-0,125	0,008	0,886
Superior	-0,173	0,010	0,841
<b>Estado Civil do Microempreendedor (ESTCIVIL)</b>			
Solteiro	0,000		1,000
Casado	-0,339	0,000	0,712
Outros	-0,601	0,000	0,549
<b>Sexo do Microempreendedor (DSEXO)</b>			
Feminino	0,000		1,000
Masculino	0,071	0,079	1,073
<b>Renda Familiar (RENDAFAM)</b>			
RENDAFAM	-0,052	0,890	0,949
<b>Gasto Familiar (GASTOFAM)</b>			
GASTOFAM	0,052	0,890	1,053
<b>Saldo Familiar (SALDOFAM)</b>			
SALDOFAM	0,052	0,889	1,053
<b>Experiência no Negócio (EXPE)</b>			
EXPE	0,027	0,000	1,028
<b>Valor da Renda do Avalista (RENDAVAL)</b>			
RENDAVAL	-0,000	0,128	0,999
<b>Faturamento Mensal do Microempreendimento (FATAMEN)</b>			
FATMEN	0,000	0,012	1,000
<b>Resultado Operacional (RESOPE)</b>			
RESOPE	0,000	0,051	1,000
<b>Sector de Atividade da Empresa (SEATE)</b>			
Comercial	0,000		1,000
Prestadora de serviços	-0,033	0,614	0,967
Industrial	-0,093	0,124	0,911
<b>Tempo de Atividade da Empresa (TAE e TAE^2)</b>			
TAE	0,002	0,013	1,002
TAE^2	-0,000	0,047	0,999
<b>Situação da Empresa (SITEM)</b>			
Microempreendimentos formalmente registrados	0,000		1,000

Tabela 1 - Continuação.  
Table 1 - Continuation.

Microempreendimentos sem registro formal	-0,280	0,000	0,755
<b>Importância do Negócio (IMPNEG)</b>			
Sobrevivência	0,000		1,000
Acumulada Simples	0,404	0,020	1,497
Acumulada Ampliada	0,349	0,041	1,418
<b>Tipo de Operação (OPERAÇÃO)</b>			
Operação nova	0,000		1,000
Renovação	-0,507	0,000	0,602
<b>Finalidade do Crédito (FINCRED)</b>			
Capital de Giro	0,000		1,000
Investimentos Fixos	0,224	0,173	1,251
Misto	0,503	0,002	1,653
<b>Valor do Contrato de Crédito (VLCRED)</b>			
Contratos com valores menores que R\$ 1.000	0,000		1,000
Contratos com valores entre R\$ 1.001 e R\$ 3.000	-0,220	0,043	0,803
Contratos com valores maiores que R\$ 1.000	-0,306	0,000	0,737
<b>Prazo do Financiamento (PFINAN)</b>			
PFINAN	0,032	0,000	1,032
<b>Valor da Parcela do Financiamento (VLPARC)</b>			
Parcelas mensais com valores menores ou iguais a R\$ 150	0,000		1,000
Parcelas mensais com valores entre R\$ 151 e R\$ 300	-0,530	0,000	0,588
Parcelas mensais com valores maiores que R\$ 301	-0,176	0,007	0,839

### RENDA DO AVALISTA

Assim como ocorreu com as variáveis ligadas à renda familiar, a variável renda do avalista não apresentou significância estatística na explicação da inadimplência nos contratos de financiamento de microcrédito das duas IMFs pesquisadas.

### FATURAMENTO MENSAL DO MICROEMPREENHIMENTO

Os resultados sinalizam que o faturamento mensal do microempreendimento contribui para explicar a inadimplência, porém, com impacto muito pequeno, praticamente nulo, podendo interpretar somente seu sinal, que sinaliza que quanto maior o faturamento mensal do microempreendimento, maior a tendência para classificação no grupo de inadimplentes. Esse resultado contraria a afirmação de que, quanto maior o faturamento, menor é a tendência à inadimplência nas operações de crédito, porém, é corroborado pelos resultados apresentados por Camargos *et al.* (2010).

### RESULTADO OPERACIONAL DO MICROEMPREENHIMENTO

Assim como ocorreu com a variável faturamento mensal, a variável resultado operacional também contribui de maneira marginal (impacto muito pequeno) para explicar a inadimplência, cabendo também apenas a interpretação do seu sinal, que mostra que, ao contrário do esperado, o aumento da geração de caixa nas atividades da empresa está associado à inadimplência. Esse fato leva a considerar que as informações provenientes do demonstrativo de resultado mensal dos empreendimentos informais e microempresas, nesse último proveniente da contabilidade legal, podem apresentar problemas de qualidade e confiabilidade e, nesse sentido, salientam-se as proposições de Weston e Brigham (2000) que apontam limitações derivadas da análise dessas informações.

### SETOR DE ATIVIDADE DA EMPRESA

O setor de atividade do microempreendimento não contribui para explicar a inadimplência (sem significância estatística).

tica). Ou, em outras palavras, o fato do microempreendimento empresa ser do setor comercial, de serviços ou industrial não o condiciona a estar adimplente ou inadimplente.

### **TEMPO DE ATIVIDADE DA EMPRESA**

Segundo a teoria econômica relacionada ao microcrédito, empresas com histórico operacional longo são menos propensas a apresentar dificuldades financeiras do que as empresas com menor tempo de atividade (Armendáriz e Morduch, 2005). No contexto desta pesquisa, a variável tempo de atividade da empresa (TAE) mostrou-se relevante para explicar a inadimplência, apesar da contribuição marginal (impacto muito pequeno). Entretanto, um fato chama atenção nos resultados: empreendimentos em seus primeiros estágios de operação tendem a aumentar a taxa de inadimplência, ou seja, empresas que estejam começando suas operações apresentam incapacidade de gerar caixa suficiente para quitar suas dívidas (Pereira e Ness Jr., 2003). Porém, quanto maior o tempo de atividade (TAE<sup>2</sup>),<sup>1</sup> menor é a taxa média de inadimplência. Assim, os resultados encontrados são explicados pela literatura (Camargos e Lima, 2008; Guimarães, 2002; Pereira e Ness Jr., 2003) de que as chances de sobrevivência dos empreendimentos aumentam com o passar do tempo, ou seja, quanto maior o tempo de atividade, maior a probabilidade de adimplência e de perenidade do empreendimento.

### **SITUAÇÃO DA EMPRESA (FORMAL OU INFORMAL)**

A informalidade também contribui para explicar a inadimplência, mas, ao contrário do esperado, de maneira negativa. Ou seja, empreendimentos sem registro formal apresentam menor probabilidade (24,5%) de estar inadimplentes. Uma possível explicação para isso seria que o microempreendedor sem registro formal tem menor acesso ao crédito, devido às exigências impostas pelo sistema financeiro, fato que possivelmente faça com que ele tenha uma propensão maior para honrar os seus compromissos em dia, visando manter o acesso a esta fonte de recursos.

### **IMPORTÂNCIA DO NEGÓCIO**

A variável importância do negócio, que mostra o quanto o negócio é importante para a sobrevivência do microempreendedor, também se mostrou significativa para explicação da inadimplência. Era de se esperar que a presença de outras fontes de renda fora do negócio levasse a um declínio na taxa de inadimplência (Pollio e Obuobie, 2010). Entretanto, os resultados encontrados mostram que microempreendedores que não dependem do negócio para a sobrevivência, por terem outra fonte de renda (IMPNEG2) ou não dependerem da retirada do negócio (IMPNEG3), apresentam maior probabilidade de ficarem inadimplentes, da ordem de 49,7% e 41,8%,

respectivamente, contrariando os resultados de Vogelgesang (2003). Explicação semelhante à dos microempreendimentos informais também se aplica para esta variável, no sentido de que, quanto mais importante for o empreendimento para a sobrevivência do proprietário, maior a propensão deste honrar seus compromissos creditícios em dia.

### **TIPO DA OPERAÇÃO**

Uma característica de atuação das IMFs é que elas apresentam, de maneira geral, alta taxa de renovação dos créditos (60,76%), conforme assinala Corsini (2007). Nos contratos analisados nesta pesquisa, 61,21% eram de renovação. Isso ocorre porque o segmento busca educar o tomador a operar com capital de terceiros, aumentando a média dos valores contratados, após cada renovação. Essa afirmação explica os resultados observados de que, em relação aos clientes que tomam empréstimo pela primeira vez, clientes da IMF com contratos quitados anteriormente, agora com contratos com valor maior do que o primeiro crédito, apresentam efeito marginal negativo na inadimplência. Ou seja, os contratos de renovação apresentam uma probabilidade menor (39,8%) de inadimplência, em relação às operações de crédito novas, refletindo o que afirma a teoria econômica sobre microcrédito, de que há um efeito de incentivo, segundo o qual, o acesso a empréstimos futuros dependerá do sucesso do reembolso do empréstimo atual (Armendáriz e Morduch, 2005; Bolton e Sharfstein, 1990). O resultado encontrado nesta pesquisa também é consistente com os de Vogelgesang (2003), que mostra que as taxas de reembolso do empréstimo entre os mutuários antigos tendem a deteriorar em relação aos novos mutuários.

### **FINALIDADE DO CRÉDITO**

A finalidade do crédito mostrou uma relação positiva para explicar a inadimplência, mas somente para uso misto dos recursos (investimentos fixos + capital de giro). Ou seja, microempreendimentos que usam seus recursos para financiar capital misto apresentam maior probabilidade de inadimplência (63,5%). Apesar de não apresentar significância, os resultados também sugerem um aumento da inadimplência para empréstimos utilizados para financiar investimentos fixos. Tais resultados vão na direção dos resultados encontrados por Pollio e Obuobie (2010).

### **VALOR DO CONTRATO DE CRÉDITO**

O aumento do valor do contrato de crédito apresentou uma associação negativa na explicação da inadimplência, sinalizando que contratos com valores entre R\$ 1.001 e R\$ 3.000 e acima de R\$ 3.000 apresentam menor probabilidade de inadimplência (19,7% e 26,3%, respectivamente). Uma explicação para isso seria a possível priorização dada pelas

<sup>1</sup> A variável TAE sem estar elevada ao quadrado mede apenas o efeito direto do tempo sobre a taxa de inadimplência. A variável TAE<sup>2</sup> elevada ao quadrado mede o impacto de "excesso" de experiência das empresas na taxa de inadimplência.

IMFs em tentar recuperar primeiro os contratos de maior valor, visando minimizar perdas.

### PRAZO DO FINANCIAMENTO

Segundo a teoria econômica, um cronograma de reembolso do crédito maior pode beneficiar os tomadores do recurso e, potencialmente, melhorar a sua capacidade de pagamento (Field e Pande, 2008). Os resultados encontrados nesta pesquisa vão em direção contrária, mostrando que o prazo para amortização do crédito contribui de maneira marginal positiva para explicar a inadimplência, ou seja, quanto maior o prazo de financiamento, maior a probabilidade (3,2%) de aumento da taxa média de inadimplência. Apesar dessa contradição, os resultados encontrados foram semelhantes aos do modelo de Araújo *et al.* (2006), no qual empréstimos com pagamentos divididos em maiores números de parcelas tendem a ser mais inadimplentes.

### VALOR DA PARCELA DO FINANCIAMENTO

Assim como o valor do contrato, o aumento do valor mensal da prestação do financiamento contribui para explicar a inadimplência de maneira negativa, sinalizando que contratos com parcelas com valores entre R\$ 151 e R\$ 300 e com parcelas acima de R\$ 301 apresentam menor probabilidade de inadimplência (41,2% e 16,1%, respectivamente). A mesma explicação para aquela variável se aplica para esta, da possível priorização dada pelas IMFs em tentar recuperar primeiro os contratos de maior valor, visando minimizar perdas.

A Tabela 2 apresenta um resumo das variáveis, segundo o modelo, e seus respectivos *odds ratios*; assim, são sintetizados os comportamentos observados e esperados da chance de inadimplência para cada variável.

Na Tabela 3, encontram-se as taxas de classificação dos elementos em cada população. A probabilidade de previsão correta na população de adimplentes foi de 83,60% e na população de inadimplentes foi de 0,075%. O desempenho global foi de 83,68%. Portanto, obteve-se um resultado similar ao de outros estudos sobre o tema, no que se refere à classificação de empresas adimplentes.

Os grupos em análise têm tamanhos muito diferentes, o que, por sua vez, prejudica a eficiência das previsões, alterando, assim, o desempenho global do modelo.

Com amostras desbalanceadas, tem-se:

1. **Acerto:**  $\Pr(\hat{Y} = \text{adimplente} / Y = 0) + \Pr(\hat{Y} = \text{inadimplente} / Y = 1) = 83,6 + 0,075 = 83,675\%$ ;

2. **Erro:**  $\Pr(\hat{Y} = \text{adimplente} / Y = 1) + \Pr(\hat{Y} = \text{inadimplente} / Y = 0) = 16,21 + 0,11 = 16,325\%$  (erros tipo I e tipo II, respectivamente).

Como o erro que interessa a esta pesquisa é o tipo I -  $\Pr(\hat{Y} = \text{adimplente} / Y = 1)$ , cabe aqui a ressalva em relação ao modelo, considerando amostras de tamanhos diferentes, de que os resultados acima apresentam elevado percentual deste tipo

de erro. Como o percentual de 0,075% se refere ao total de observações e não ao total de inadimplentes, o percentual de inadimplentes na amostra é de 16,285% (16,21% + 0,075%), sendo a probabilidade do erro tipo I de 99,54% (16,21% / 16,285%). Entretanto, conforme se observa a seguir, no modelo com reamostragens aleatórias balanceadas, o erro tipo I reduz consideravelmente.

Visando reduzir o percentual do erro destacado acima, foi realizado o *bootstrap* com 999 reamostragens aleatórias para amostras emparelhadas de 3.266 observações de cada um dos grupos de contratos adimplentes e todos os contratos inadimplentes, visando validar os resultados classificatórios, ou seja, o poder de discriminação do modelo de referência e com as mesmas variáveis consideradas como relevantes para explicar o comportamento da variável resposta, de tal forma a permitir uma maior flexibilidade entre a média dessa mesma variável e o preditor linear. A escolha de 3.266 observações do grupo adimplente ocorreu para que a amostra fosse proporcional, com relação aos dois grupos. Assim, a validação ocorre considerando grupos de tamanhos semelhantes.

Por meio da reamostragem, foram selecionadas várias amostras possíveis para validar o resultado final, obtendo um desempenho global de 88,12% (48,01% + 40,11%), de acordo com os resultados mostrados na Tabela 4.

Com amostras balanceadas, tem-se:

1. **Acerto:**  $\Pr(\hat{Y} = \text{adimplente} / Y = 0) + \Pr(\hat{Y} = \text{inadimplente} / Y = 1) = 48,01 + 40,11 = 88,12\%$ ;

2. **Erro:**  $\Pr(\hat{Y} = \text{adimplente} / Y = 1) + \Pr(\hat{Y} = \text{inadimplente} / Y = 0) = 9,57 + 2,31 = 11,88\%$  (erros tipo I e tipo II, respectivamente).

Como o percentual de 9,57% é em relação ao total de observações e não ao total de inadimplentes, o percentual de inadimplentes na amostra é de 49,68% (9,57% + 40,11%), caindo a probabilidade do erro tipo I para 19,26% (9,57% / 49,68%).

A reamostragem é importante para que não se incorra na possibilidade de selecionar uma amostra que, por ventura, produza uma alta taxa empírica de classificação correta que não condiz com a real capacidade preditiva do modelo.

### CONSIDERAÇÕES FINAIS E CONCLUSÃO

O presente trabalho teve como objetivo identificar e analisar os fatores condicionantes da inadimplência na concessão de crédito em duas instituições de microcrédito, utilizando-se para isso do modelo de regressão logística binária, que, conforme indicado pela literatura, seria apropriado para tratamento estatístico dos dados analisados. Nesse sentido, o modelo se mostrou eficiente na discriminação dos contratos adimplentes e inadimplentes, podendo vir a ser utilizado para previsão da inadimplência de futuros contratos. Por meio da pesquisa, foi possível verificar que, com diferentes pesos, algumas variáveis explicam a inadimplência, e outras características, que eram tidas como importantes, não são significativas para tal evento.

**Tabela 2 – Relação entre as variáveis do modelo e a probabilidade de inadimplência.**  
**Table 2 – Relationship between variables of the model and probability of default.**

Variável		Odds Ratio	Comportamento esperado da chance de inadimplência	Comportamento observado da chance de inadimplência
Socioeconômicas	BANCO	0,939*	Reduz	Reduz
	NESC2	0,886	Reduz	Reduz
	NESC3	0,841	Reduz	Reduz
	ESTCIVIL2	0,712	Reduz	Reduz
	ESTCIVIL3	0,549	Reduz	Reduz
	DSEXO	1,073	Aumenta	Aumenta
	REDAFAM	0,949*	Reduz	Reduz
	GASTOFAM	1,053*	Aumenta	Aumenta
	SALDOFAM	1,053*	Reduz	Aumenta
	EXPE	1,028	Reduz	Aumenta
	RENDAVAL	0,999*	Reduz	Reduz
Econômico-financeiras	FATMEN	1,000	Reduz	Aumenta
	RESOPE	1,000	Reduz	Aumenta
	SEATE2	0,967*	Reduz	Reduz
	SEATE3	0,911*	Aumenta	Reduz
	TAE	1,002	Reduz	Aumenta
	TAE^2	0,999	Reduz	Reduz
	SITEM	0,755	Aumenta	Reduz
	IMPNEG2	1,497	Reduz	Aumenta
	IMPNEG3	1,418	Reduz	Aumenta
Variáveis do Financiamento	OPERACAO	0,602	Reduz	Reduz
	FINCRED1	1,251	Aumenta	Aumenta
	FINCRED2	1,653*	Aumenta	Aumenta
	VLCRED2	0,803	Aumenta	Reduz
	VLCRED3	0,737	Aumenta	Reduz
	PFINAN	1,032	Reduz	Aumenta
	VLPARC2	0,588	Aumenta	Reduz
	VLPARC3	0,839	Aumenta	Reduz

Nota: (\*) sem significância estatística.

Fonte: Elaboração própria com dados da pesquisa.

O apoio creditício apresenta-se hoje como um dos grandes desafios para impulsionar o desenvolvimento das microempresas formais e informais; conforme foi verificado no decorrer deste trabalho é de grande importância para o desenvolvimento do Brasil, contribuindo para a geração de renda e de emprego e para o desenvolvimento de regiões mais atrasadas, o que, por vários motivos, é possibilitado por meio de pequenos empreendimentos. Portanto, os ofertadores de crédito

necessitam possuir instrumentos que possam, efetivamente, prever um futuro próximo, para que sejam evitadas grandes perdas dos financiamentos realizados. Nesse sentido, os estudos anteriores, aqui citados, tiveram sempre essa preocupação, ou seja, fornecer ferramentas ao mercado, para que este possa melhor analisar os demandantes do crédito.

Uma vez que a previsão da inadimplência é considerada a principal finalidade dos modelos de risco de crédito, o mo-

Tabela 3 - Probabilidades de classificação do modelo.  
Table 3 - Odds classification model.

População Real		População Predita	
		Adimplente	Inadimplente
Classificação do Contrato	Adimplente	83,60%	0,110%
	Inadimplente	16,21%	0,075%

Tabela 4 - Probabilidades de classificação do modelo com reamostragens.

Table 4 - Odds classification model with resampling.

População Real		População Predita	
		Adimplente	Inadimplente
Classificação do Contrato	Adimplente	48,01%	2,31%
	Inadimplente	9,57%	40,11%

Fonte: Elaboração própria com dados da pesquisa.

delo estatístico utilizado nesta pesquisa foi, portanto, eficaz no alcance de seus objetivos, apesar de elevado percentual de erro para amostras desbalanceadas e tolerável para amostras balanceadas. Nesse sentido, de uma forma geral, os resultados satisfatórios de previsão de inadimplência do modelo obtido neste trabalho indicam que, embora o microcrédito seja caracterizado como uma modalidade de crédito diferenciada, é possível a utilização de modelos estatísticos nas IMFs pesquisadas, como instrumentos de apoio ao processo de avaliação do risco de crédito e tomada de decisão.

Para os MLGs da família binomial, a diferença entre os tamanhos das populações é um dos principais fatores de limitação deste trabalho quando se quer fazer modelos preditivos. No caso em estudo, pode-se incorrer no erro de classificar um empreendedor como adimplente sendo que, na realidade, é inadimplente. O percentual desse tipo de erro (tipo I) passou de 99,54% para 19,26% com o procedimento de reamostragens. Com relação à capacidade classificatória do modelo, com base nessas variáveis específicas em análise, pode-se concluir que o modelo produziu um desempenho global satisfatório, seja no que se refere ao atendimento dos pressupostos do modelo, seja no poder de classificação dos demandantes de crédito.

Com relação à identificação e análise de quais eram as influências das variáveis econômicas e financeiras de empresas sobre a inadimplência, foi verificado que o modelo conseguiu identificar as principais variáveis que condicionaram a taxa de inadimplência, como também identificou, satisfatoriamente, qual a relação que havia entre estas.

Sintetizando os resultados encontrados para os contratos pesquisados, foram identificados, segundo a técnica MLGs, os seguintes fatores como condicionantes da inadimplência: (i)

quanto maior a escolaridade do microempreendedor, menor a inadimplência; (ii) empreendedores do sexo masculino e solteiros apresentam maior propensão à inadimplência; (iii) empresas com sócios com maior tempo de atuação no negócio (experiência na empresa) têm mais chances de serem inadimplentes; (iv) negócios que apresentam maior faturamento mensal e resultado operacional apresentam maior chance de inadimplência; (v) quanto maior o tempo de atividade da empresa, menor a sua propensão à inadimplência; (vi) empresas que atuam com registro formal têm maior chance de inadimplência quando comparadas àquelas sem registro formal; (vii) negócios cujo financiamento foi destinado para capital fixo e de giro têm menor probabilidade de ser inadimplentes quando comparados com os recursos liberados para capital de giro; (viii) operações de crédito renovadas têm menor probabilidade de inadimplência quando comparadas com as operações novas, primeiro crédito; (ix) quanto maior o prazo do financiamento, maior é a probabilidade de inadimplência; (x) quanto maior o valor da parcela, menor a inadimplência; e (xi) quanto menor a dependência do empreendedor em relação ao negócio para sua sobrevivência, maior será sua inadimplência.

Vale destacar que a contribuição final deste trabalho foi a de observar que mais importante do que saber quais características contribuem para o sucesso do financiamento é a verificação de quais variáveis não se mostraram relevantes para o sucesso do financiamento. Como contribuição gerencial, sugere-se a inclusão de outras variáveis nos instrumentos de concessão e análise de crédito, com o objetivo de gerar condições de melhoria nos processos de análise de concessão de crédito para esse segmento da economia.

A identificação dos fatores relevantes capazes de prever a inadimplência está diretamente ligada à necessidade das IMFs em gerenciar os custos de transação. Nesse sentido, a sustentabilidade financeira é fator primordial para a sobrevivência, ou seja, permanência da IMF no mercado a longo prazo. Assim, para reduzir os custos com a inadimplência é fundamental gerenciar os riscos de crédito. Fachini (2005) afirma que a taxa de inadimplência está ligada ao risco das transações de crédito. Assim, a taxa de inadimplência pode variar de acordo com a entrada de novos clientes na carteira de crédito.

As instituições operadoras de microcrédito, na perspectiva de uma melhor penetração de mercado, buscam a expansão de suas atividades normalmente com ampliação da região de atuação. Nesse sentido, os agentes ainda não conhecem os solicitantes, e as operações são liberadas para clientes no primeiro crédito; portanto, há necessidade de analisar o impacto que a expansão terá na taxa de inadimplência e na sustentabilidade da organização. Novos contratos, em relação aos renovados, geram maior inadimplência; assim, os gestores das entidades de microcrédito devem levar em consideração esse resultado.

Por fim, ressalta-se que para o modelo construído no presente trabalho existe uma limitação na previsão da classificação de novos contratos pelo fato de ocorrer risco de se

classificar um empreendedor como adimplente, sendo ele, na realidade, inadimplente. Sugere-se, em trabalhos futuros, o uso de métodos de regra de classificação por meio da construção de algoritmos que possam estimar as probabilidades de classificações por meio do uso da avaliação de custos ou utilizar novas variáveis explicativas que possam ser mais relevantes para se obter uma melhor classificação.

## REFERÊNCIAS

- ALVES, S.D.S.; SOARES, M.M. 2003. *Democratização do crédito no Brasil: atuação do Banco Central*. Brasília, Banco Central do Brasil, 46 p.
- AMARAL, C. 2005. *Microfinanças e produção sustentável no ambiente costeiro e marinho no Brasil: possibilidades e desafios*. Brasília, MTE, 61 p.
- AMORIM NETO, A.A.; CARMONA, C.U.M. 2004. Modelagem do risco de crédito: um estudo do segmento de pessoas físicas em um banco de varejo. *REAd: Revista Eletrônica de Administração*, 10(4):1-23.
- ANTUNES, M.T.P.; KATO, H.T.; CORRAR, L.J. 2002. A eficiência das informações divulgadas em "Melhores Et Maiores" da Revista Exame para a previsão de desempenho das empresas. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, XXVI, Salvador, 2002. *Anais...* Rio de Janeiro, ANPAD, p. 1-15.
- ARMENDÁRIZ, B.; MORDUCH, J. 2005. *The economics of microfinance*. Cambridge/London, The MIT Press, 361 p.
- ARAÚJO, E.A.; AMORIM NETO, A.A.; CARMONA, C.U.M. 2006. Aplicação de modelos de credit scoring na análise da inadimplência de uma instituição de microcrédito. In: ENCONTRO NORTE-NORDESTE DE FINANÇAS, III, Recife, 2006. *Anais...* Recife, ENEFIN, p. 1-25.
- ARAÚJO, E.A.; CARMONA, C.U.M. 2011. Application of credit scoring models in the analysis of insolvency of a Brazilian microcredit institution. *Journal of Modern Accounting and Auditing*, 7(8):799-812.
- BOLTON, P.; SHARFSTEIN, D.S. 1990. A theory of predation based on agency problems in financial contracting. *American Economic Review*, 80(1):93-106.
- CAMARGOS, M.A.; CAMARGOS, M.C.S.; ARAUJO, E.A. 2012. A inadimplência em um programa de crédito de uma instituição financeira pública de Minas Gerais: uma análise utilizando regressão logística. *Revista de Gestão – USP*, 19(3):467-486.
- CAMARGOS, M.A.; CAMARGOS, M.C.S.; SANTOS, F.S.; RODRIGUES, P.J.; SILVA, F.W. 2010. Fatores condicionantes da inadimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas do estado de Minas Gerais. *Revista de Administração Contemporânea*, 14(2):333-352.
- CAMARGOS, M.A.; LIMA, J.O. 2008. Previsão de inadimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas do estado de Minas Gerais. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, XXXII, Rio de Janeiro, 2008. *Anais...* Rio de Janeiro, ANPAD, p. 1-15.
- CORSINI, J.N.M. 2007. *Microcrédito e inserção social em cidades baianas: estudo da experiência do centro de apoio aos pequenos empreendimentos da Bahia – Ceape-Bahia*. Salvador, BA. Dissertação de Mestrado. Universidade de Salvador, 180 p.
- COUTINHO, F.A. 2002. Microcrédito e aval solidário: a experiência do Grameen Bank. *Estudos Empresariais*, 3(2):23-30.
- DESAI, B.M.; MELLOR, J.W. 1993. *Institutional finance for agricultural development: an analytical survey of critical issues*. Washington, International Food Policy Research Institute, 162 p.
- D'ESPALLIER, B.; GUÉRIN, I.; MERSLAND, R. 2011. Women and repayment in microfinance: a global analysis. *World Development*, 39(5):758-772.  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.worlddev.2010.10.008>
- FACHINI, C. 2005. *Sustentabilidade financeira e custos de transação em uma organização de microcrédito no Brasil*. São Paulo, SP. Dissertação de Mestrado. Universidade de São Paulo, 131 p.
- FIELD, E.; PANDE, R. 2008. Repayment frequency and default in microfinance: evidence from India. *Journal of the European Economic Association*, 6(2-3):501-509.  
<http://dx.doi.org/10.1162/JEEA.2008.6.2-3.501>
- GUIMARÃES, J.B. 2002. *Financiamento de micro e pequenas empresas em uma instituição pública de crédito*. Belo Horizonte, MG. Dissertação de Mestrado. Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, 142 p.
- GUIMARÃES E SOUZA, G.J. 2007. *A interação entre a dinâmica macroeconômica e os bancos: uma perspectiva acerca do risco de crédito*. Niterói, RJ. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal Fluminense, 198 p.
- HORTA, R.A.M.; CARVALHO, F.A. 2002. Um modelo de duas etapas para previsão de insolvência com base em indicadores contábeis. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, XXVI, Salvador, 2002. *Anais...* Rio de Janeiro, ANPAD, p. 1-14.
- LACHTERMACHER, G.; ESPENCHITT, D.G. 2001. Previsão de falência de empresas: estudo de generalização de redes neurais. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, XXV, Campinas, 2001. *Anais...* Rio de Janeiro, ANPAD, p. 1-15.
- NELDER J.A.; WEDDERBURN, R.W.M. 1972. Generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society, A*, 135:370-384.  
<http://dx.doi.org/10.2307/2344614>
- NICHTER, S.; GOLDMARK, L.; FIORI, A. 2002. *Entendendo as microfinanças no contexto brasileiro: programa de desenvolvimento institucional*. Rio de Janeiro, BNDES, 62 p.
- ONUSIC, L.M.; CASA NOVA, S.P.C. 2006. A utilização conjunta das técnicas análise envoltória de dados e regressão logística no estudo de insolvência de empresas: um estudo exploratório. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, XXX, Salvador, 2006. *Anais...* Rio de Janeiro, ANPAD, p. 1-15.
- PARENTE, S. 2005. *Microfinanças: saiba como implantar e gerenciar uma organização de microcrédito*. Brasília, Agência de Educação para o Desenvolvimento, 172 p.
- PARENTE, S. 2007. *Políticas públicas e sustentabilidade*. Brasília, Banco Central, 55 p.
- PAULA, A.G. 2004. *Modelos de regressão com apoio computacional*. São Paulo, USP, 403 p.
- PEREIRA, O.M.; NESS Jr., W.L. 2003. O modelo e-score de previsão de falências para empresas de internet. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, XXVII, Atibaia, 2003. *Anais...* Rio de Janeiro, ANPAD, p. 1-14.

- POLLIO, G.; OBUOBIE, J. 2010. Microfinance default rates in Ghana: evidence from individual-liability credit contracts. Disponível em: <http://www.themix.org/publications/microbanking-bulletin/2010/11/microfinance-default-rates-ghana-evidence-individual-liab#ixzz2jOpTm0Qb>. Acesso em: 30/09/2013.
- SAMANEZ, C.P.; MENEZES, A.S. 1999. Análise de solvência de instituições bancárias: uma abordagem multivariada. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, XXIII, Foz do Iguaçu, 1999. *Anais...* Rio de Janeiro, ANPAD, p. 1-13.
- SANTOS, L.M.; FERREIRA, M.A.M. 2009. Condicionantes do custo do microcrédito no estado de Minas Gerais: aspectos transacionais e comportamentais dos agentes. *Revista Gestão e Regionalidade*, 25(73):89-100.  
<http://dx.doi.org/10.5700/rege360>
- VOGELGESANG, U. 2003. Microfinance in times of crisis: the effect of competition, rising indebtedness, and economic crisis on repayment behavior. *World Development*, 31(12):2085-2114.  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.worlddev.2003.09.004>
- WESTON, J.F.; BRIGHAM, E.E. 2000. *Fundamentos da administração financeira*. São Paulo, Makron Books, 1030 p.

Submetido: 01/08/2010

Aceito: 03/12/2013

**CÉSAR MOREIRA ALVES**

Faculdade Novos Horizontes  
Rua Alvarenga Peixoto, 1270, Santo Agostinho  
30180-121, Belo Horizonte, MG, Brasil

**MARCOS ANTÔNIO CAMARGOS**

IBMEC MG - Faculdade IBMEC de Minas Gerais  
Rua Rio Grande do Norte, 300, Santa Efigênia  
30130-130, Belo Horizonte, MG, Brasil