

Área Temática: Administração Geral - Empreendedorismo

Análise Empírica de Previsão de Inadimplência para Empreendedores de Baixa Renda no Microcrédito Produtivo Orientado

AUTORES

MAURICIO JOSE SERPA BARROS DE MOURA

Ibmec SP

mauricio.moura@unibancoaig.com.br

MARTINHO ISNARD RIBEIRO DE ALMEIDA

Universidade de São Paulo

martinho@usp.br

HELENA FRANÇA FERNANDES LUDKIEWICZ

Universidade de São Paulo

helenaff@gmail.com

Resumo:

O objetivo deste artigo é o desenvolvimento de um modelo de previsão de inadimplência para empreendedores de baixa renda, com base em uma amostra de 208 clientes de uma entidade de microcrédito produtivo orientado, a Microinvest - Sociedade de Crédito ao Microempreendedor. Após revisão bibliográfica a respeito do tema, estabelece-se a importância sócio-econômica do fomento a iniciativas de microcrédito a pequenas atividades produtivas; a oferta de microcrédito no Brasil apresenta-se muito abaixo de seu potencial, parcialmente em virtude da carência de modelos creditícios para o público alvo deste trabalho. Desenvolve-se um modelo por meio da aplicação da técnica estatística de regressão logística, apurando a relação da variação do montante financiado e da caracterização do prazo de pagamento contratado como controle de risco de inadimplência. Verifica-se também a contribuição marginal da evolução da idade do empreendedor em relação à probabilidade de inadimplência. O modelo apresenta o potencial de orientar estratégias de expansão da oferta de microcrédito produtivo a empreendedores que não possuam garantias formais ou careçam de informações cadastrais detalhadas, sob o enfoque de controle do risco e análise de crédito, através dos mecanismos de precificação, como taxas de juros e prazos contratados.

Abstract:

This paper presents the development of a model that forecasts default rate for low income entrepreneurs, based on a sample of 208 customers of an SCM – *Sociedade de Crédito ao Microempreendedor*, denominated Microinvest. After a theoretical review regarding the subject, the social-economic importance of the promotion of microcredit initiatives to small productive activities was established; microcredit supply in Brazil is below its potential, due partially to the lack of credit models. A model was developed using the logistic regression technique to find the relationship between loan amounts, payment terms and risk management. The marginal contribution of the entrepreneur's age is also verified in relationship to the probability of default. The proposal of the model is to guide future expansion strategies in the microcredit supply to entrepreneurs who do not have formal

warranties or lack detailed register information, under the approach of risk management and credit analysis, through pricing mechanisms, as interest rate and payment terms.

Palavras-Chave: microcrédito, empreendedorismo, inadimplência.

1. Introdução

De acordo com o Relatório do Global Entrepreneurship Monitor (2002), estima-se que no Brasil um em cada sete cidadãos economicamente ativos estava envolvido em alguma atividade empreendedora em 2002, o que posiciona o país como sétimo lugar em uma classificação mundial de empreendedorismo, atribuindo-lhe uma Taxa de Atividade Empreendedora (TAE) de 13.5%. Segundo dados da Relação Anual de Informações Sociais do Ministério do Trabalho e Emprego de 2000, 93% do total dos estabelecimentos empregadores do país eram empresas de micro e pequeno porte, responsáveis por cerca de 20% do Produto Interno Bruto (PIB) e 53% dos empregos formais no Brasil (SEBRAE, 2000b).

Na Assembléia Geral da ONU, realizada em novembro de 2004, o microcrédito foi apontado como uma ferramenta de redução mundial de pobreza, tendo sido o ano de 2005 definido como o Ano Internacional do Microcrédito (ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS, 2004). O crédito é considerado fundamental para a atividade microempreendedora (CAVALCANTE, 2002) em virtude de sua contribuição econômica para o desenvolvimento de pequenas unidades produtivas: quanto menor for um empreendimento, maior será a contribuição da injeção de capital em termos de produtividade marginal (LUCAS, 1988).

O microcrédito produtivo orientado, modalidade de crédito que visa suprir a demanda por financiamento de pequenas unidades produtivas (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2004), é apontado como forma de inclusão para famílias pobres normalmente alijadas do sistema de crédito iniciarem, desenvolverem e manterem pequenos empreendimentos (PARENTE, 2002, YUNUS, 2000), e de fomentação ao desempenho econômico representado por tais empreendimentos (KHANDLER, 1995).

Neste trabalho, após a apresentação de uma revisão bibliográfica sobre a oferta de microcrédito a pequenos empreendimentos no Brasil e sobre seu desequilíbrio em relação à demanda, é desenvolvido um modelo discriminante de inadimplência com observações de uma amostra de 208 clientes da Microinvest, um iniciativa do Conglomerado Unibanco e do Banco Mundial para concessão de microcrédito produtivo.

O modelo confirma estudos anteriores de que o aumento da idade do cliente influencia positivamente sua inadimplência, porém de forma marginal, ao passo que aumentos no valor financiado e no prazo estabelecido para o pagamento das dívidas contribuem para a elevação do risco de inadimplência (TASIC, 2004; STIGLITZ e WEISS, 1981; MOURA e DURKIN, 2003). Após o desenvolvimento do modelo é discutida a relação entre o acerto de previsão para clientes inadimplentes e a penalização aos clientes adimplentes imposta pelo rigor do modelo (THOMAS e STEPANOVA, 2002). A esta discussão é adicionada a teoria da seleção adversa, pois o aumento da taxa de juros cobrada pelo crédito é uma ação de oferta inclusiva de crédito (BECKER e MURPHY, 2001), tendo em vista que créditos concedidos a taxas elevadas abrandam a exigência de garantias formais aos tomadores, permitindo assim que mais empreendedores formais ou informais tenham acesso ao capital.

Observa-se que os índices de inadimplência da Microinvest crescem de acordo com o aumento da taxa que o tomador aceita pagar; desta forma, o modelo de previsão de inadimplência proposto auxilia a discriminação entre bons e maus pagadores nos diferentes níveis de taxa de juros observados, o que contribui para implantação de estratégias de inclusão ao sistema de crédito por meio da administração de risco e, portanto, das taxas de juros (BECKER e MURPHY, 2001; TASIC, 2004).

2. Problema de Pesquisa e Objetivo

Embora o Brasil disponha de uma demanda calculada em torno de 8,2 milhões de empreendedores para o microcrédito produtivo (CHRISTEN, 2001) e condições sócio-econômicas que apontem a necessidade da oferta destes serviços (MEZZERRA, 2002), apenas 2% desta demanda são supridos (BRUSKY, 2002). Entre as razões apontadas para este desequilíbrio está a resistência das instituições financeiras tradicionais em expandir suas atividades para além de seus tomadores regulares, pois os pobres não possuem as garantias normalmente consideradas aceitáveis, o que os exclui efetivamente do mercado de crédito (ROCHA, 2001, DICHTER, 2002). Há incertezas resultantes da falta de informações sobre o comportamento creditício dos pobres, gerando o fenômeno da seleção adversa, caracterizada pela existência de um mercado com tomadores de empréstimos com probabilidades distintas e desconhecidas de saldar suas dívidas (TASIC citando AKERLOF, 1970).

A taxa de juros é um mecanismo de restrição da oferta de crédito: quanto menor a taxa, menor a sinalização de risco na oferta, que se torna mais seletiva e menos inclusiva (BECKER e MURPHY, 2001). Os tomadores mais arriscados, por sua vez, desprovidos de referências que possam sinalizar sua capacidade de pagamento, aceitam receber empréstimos a taxas de juros elevadas, provocando incerteza aos cedentes em relação ao recebimento do pagamento (STIGLITZ e WEISS, 1981).

Construir modelos de inferência sobre o comportamento de adimplência dos empreendedores de pequenos negócios, cuja maioria não apresenta histórico de crédito (ROCHA, 2001), é portanto relevante (MOURA e DURKIN, 2003) e objetivo principal deste artigo.

3. Revisão Bibliográfica

Segundo o presidente do Banco Mundial, James D. Wolfensohn, o “microcrédito é a oferta de serviços financeiros àqueles que são normalmente excluídos do sistema financeiro tradicional” (JANSSON e TABORGA, 2002). O termo excluídos, neste contexto, refere-se a indivíduos de baixa renda, que possuem poucos ativos e praticamente nenhum acesso a mecanismos tradicionais de crédito (PARENTE, 2002). De acordo com a definição do estudo de pobreza mundial do Departamento Econômico da Organização das Nações Unidas (ONU), o público do microcrédito é composto por pessoas que vivem com aproximadamente até 2 dólares por dia (SACHS, 2005).

Schumpeter (1961) defendeu o fomento a pequenos empreendimentos em virtude do potencial de inovação, gestão e adaptação mercadológica representado pela prática empreendedora. Os empreendedores são responsáveis por mudanças econômicas ao desenvolver novos mercados, fortalecer a livre iniciativa, absorver força de trabalho, amortecer flutuações mercadológicas e descentralizar a atividade econômica principalmente quando investem em regiões com baixa concentração de atividades produtivas e comerciais (SCHUMPETER, 1961). Os pequenos empreendimentos complementam a atividade econômica das grandes empresas; devem ser providos de crédito, sem o qual não é possível o crescimento e a manutenção da atividade empreendedora (SCHUMPETER, 1961; CAVALCANTE, 2002). Desta forma, o microcrédito assume um caráter relevante no fomento e sobrevivência da atividade empreendedora (CAVALCANTE, 2002).

O Banco Central do Brasil define microcrédito produtivo orientado como o crédito destinado a empreendedores proprietários de unidades produtivas com menos de 5 empregados e faturamento anual menor que 220 mil reais (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2004), configurando assim o universo de público que constitui o objeto de estudo desse artigo.

O programa de microcrédito voltado para pequenas unidades produtivas de maior êxito é o Grameen Bank de Bangladesh (YUNUS, 2000; KHANDLER, 1995). Criado em 1976, o Grameen Bank constitui um sistema de empréstimos baseados em confiança mútua, participação coletiva e inovação; junto ao programa, foi criado e desenvolvido o conceito de crédito solidário, caracterizado por grupos de cinco pessoas sem garantias formais de crédito e mutuamente responsáveis pela adimplência de todos os membros do grupo (PEPALL, 1998). Os montantes dos empréstimos são muitas vezes empregados em projetos coligados que objetivam o desenvolvimento social e econômico de vilas rurais, como treinamento e educação (PARENTE, 2002).

Atualmente, o modelo apresenta resultados de sustentabilidade e expansão (KHANDLER, 1995): após vinte e dois anos de atuação, o banco empregava em torno de 14.000 funcionários e atendia a 75% das vilas de Bangladesh, em um total aproximado de 2,4 milhões de famílias; sua carteira de empréstimos atingiu cerca de 380 milhões de dólares, sendo que 54% dos financiados deixaram a condição da pobreza no ano de 2001, quando a instituição realizou um modesto lucro de 680 mil dólares (ROBINSON, 2001). O Grupo Grameen contava com mais de vinte empresas coligadas no ano de 2002 (PARENTE, 2002). Existem 168 replicações do modelo de negócios do Grameen Bank, em 44 países, com destaque para a experiência na Bolívia, onde o mercado de microcrédito é bastante competitivo, e encontra-se em estado de atendimento completo da demanda (CHRISTEN, 2001).

O Brasil, devido a características geográficas, populacionais e econômicas, representa um mercado potencial relevante para o microcrédito produtivo orientado (MEZZERRA, 2002). As condições socioeconômicas brasileiras indicam a necessidade de serviços de microcrédito, pois a desigualdade de renda no Brasil está entre as maiores do mundo (GOLDMARK, 2000; PPOCKROSS e VECHINA, 2002). De acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 1999 a e b), 48,9% da renda gerada no país estava concentrada entre os 10% de pessoas mais ricas da população em 1999, sendo o Brasil o país com maior número de pobres da América Latina (IBGE, 1999 a e b).

Segundo dados da Relação Anual de Informações Sociais do Ministério do Trabalho e Emprego de 2000, 93% do total dos estabelecimentos empregadores do país eram empresas de micro e pequeno porte, gerando cerca de 20% do Produto Interno Bruto (PIB), e 53% dos empregos formais no Brasil (SEBRAE a e b, 2000). Estima-se que, em 1999, existiam em torno de 16,4 milhões de microempreendimentos no país, definidos como empresas formais ou informais, que empregavam até 4 funcionários, registrados ou não em carteira de trabalho, e com faturamento anual inferior ou igual a 200 mil reais (IBGE, 1999). As empresas formais representam apenas 24% do total dos microempreendimentos brasileiros; entre os microempreendimentos informais, 58% estão situados em áreas urbanas (GOLDMARK, 2000; PPOCKROSS e VECHINA, 2002). A demanda potencial de empréstimos para microempresas é de 8,2 milhões de empreendedores (CHRISTEN, 2001).

No entanto, a penetração do microcrédito no Brasil corresponde a apenas 2% da demanda prevista (BRUSKY, 2002). Estima-se que a indústria brasileira de microcrédito é constituída por 171 instituições, entre Organizações Não Governamentais (ONGs), Organizações da Sociedade de Interesse Público (OSCIPs), Sociedades de Crédito ao Microempreendedor (SCMs), e iniciativas governamentais, que atendem em torno de 320.000 clientes apenas, e estão sujeitas à fiscalização do Banco Central e do Conselho Monetário Nacional em termos de constituição, organização e funcionamento (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2004).

No nordeste, a penetração do microcrédito é de 4,6%, enquanto no sudeste e no norte, é de 0,6% e 0,1%, respectivamente (GOLDMARK, 2000; PPOCKROSS e VECHINA, 2002).

A razão para indicadores tão baixos é que o microcrédito produtivo orientado no Brasil tem experimentado um crescimento relativamente lento (DICHTER, 2002). Com exceção do Banco do Nordeste, que atende a 60% do microcrédito concedido no país (GOLDMARK, 2000), nenhuma outra instituição foi capaz de alcançar escalas relevantes (MOURA e DURKIN, 2003). Assim, a região nordeste atende a um número de clientes seis vezes maior do que a região sudeste, onde está situada a maior parte das instituições de microcrédito do Brasil; como consequência, 73% dos clientes de microcrédito atendidos no país estão no nordeste, embora apenas 27% da população economicamente ativa viva nesta região (MOURA e DURKIN, 2003).

Entre as explicações apresentadas para o fraco desempenho do microcrédito brasileiro estão: um ambiente macroeconômico instável; um sistema de regulação inconstante, inadequado e tradicionalmente caracterizado por incentivos negativos ao microcrédito; e a ausência de um caso de sucesso capaz de servir como modelo de negócios e aprendizado ao microcrédito auto-sustentável, ou de atrair recursos e estimular o investimento do setor privado (HAUS, WINOGRAD e SALLES, 2002). Embora o Banco do Nordeste atenda a aproximadamente 200 mil clientes, sua operação é subsidiada, tratando-se de um banco estatal (MOURA e DURKIN, 2003).

De acordo com Arruda (2001), o setor de microcrédito brasileiro tem sido objeto de regulamentações esparsas, por meio de Medidas Provisórias, entre as quais se destacam a de número 1849-19, de 29 de junho de 1999, e a de número 1958-25, de 9 de dezembro do mesmo ano; tais medidas foram, posteriormente, convertidas na Lei 10.194, de 14 de fevereiro de 2001, que instituiu as Sociedades de Crédito ao Microempreendedor (SCMs), dispondo que o objeto social dessas instituições se restringe à concessão de financiamentos a pessoas físicas e a microempresas. As SCMs são impedidas de captar, sob qualquer forma, recursos junto ao público, e também de emitir títulos e valores mobiliários destinados a ofertas públicas, o que dificulta sua aquisição de recursos para a concessão de crédito (ARRUDA, 2001; HAUS, WINOGRAD e SALLES, 2002).

Entre os obstáculos para a expansão nacional das operações de microcrédito, observa-se também a resistência das instituições financeiras tradicionais em expandir suas atividades para além de seus tomadores regulares, pois os pobres não possuem as garantias normalmente consideradas aceitáveis, o que os exclui efetivamente do mercado de crédito (ROCHA, 2001, DICHTER, 2002).

Para as instituições de microcrédito, reduzir as imperfeições do acesso ao crédito a famílias pobres e criar mudanças estruturais nas formas como o capital é distribuído à população das áreas urbanas e rurais constitui um desafio (BRUSKY, 2002). Um dos maiores problemas enfrentados pelas instituições provedoras de microcrédito é a ausência de modelos de análise creditícia, sobretudo quando comparadas a operações regulares (MOURA e DURKIN, 2003). Há incertezas resultantes da falta de informações sobre o comportamento creditício dos pobres, principalmente acerca do uso que farão dos recursos proporcionados pelos empréstimos - o chamado risco moral - e de suas decisões de pagamento e capacidade para tal (TASIC, 2004).

Conforme apontam Pinheiro e Moura (2001), muito da ineficiência atual do funcionamento do mercado de crédito brasileiro se deve aos poucos incentivos para investimentos em instrumentos de análise de crédito concedidos a médio e longo prazo para empresas e indivíduos, impossibilitando os credores de utilizar informações para selecionar os bons tomadores de empréstimos. De acordo com os autores, a ênfase sempre esteve sobre a execução da dívida, e não sobre a criação de bancos de dados confiáveis sobre os históricos de pagamento dos tomadores.

Stiglitz e Weiss (1981) argumentam que o mercado de crédito experimenta um ponto de excesso de demanda em que as linhas concedentes de crédito se preocupam primordialmente com duas variáveis: 1) as taxas de juros que receberão sobre o montante emprestado; e 2) o risco de inadimplência representado pelos contratos de crédito. Os autores postulam que nesta situação em que a demanda por crédito suplanta sua oferta, as taxas de juros são elevadas e atraem predominantemente os tomadores com alta propensão à inadimplência, cujos empreendimentos dificilmente atingirão retornos prósperos o bastante para cobrir o custo de capital.

Becker e Murphy (2001), por sua vez, analisam que a taxa de juros funciona como um mecanismo de restrição de oferta de crédito considerando o aspecto de risco: quanto menor a taxa, menor a sinalização de risco na oferta, e portanto mais seletiva e também menos inclusiva em termos de oferta é a concessão de crédito. Os tomadores mais arriscados, porém, aceitam receber empréstimos a taxas de juros elevadas, provocando incerteza aos cedentes em relação ao recebimento do pagamento. Trata-se de uma situação de seleção adversa, resultante da existência de um mercado com tomadores de empréstimos com probabilidades distintas e desconhecidas de saldar suas dívidas (TASIC citando AKERLOF, 1970). Em função deste problema de assimetria de informação, as instituições de crédito não conseguem identificar os bons e maus pagadores, sobretudo quando se tratam de novos tomadores, e assim necessitam de indicadores que os discriminem (TASIC, 2004).

Construir modelos de inferência sobre o comportamento de adimplência dos empreendedores brasileiros de pequenos negócios, cuja grande maioria não possui qualquer histórico de crédito, torna-se, portanto, relevante (MOURA e DURKIN, 2003). Tendo em vista que 59% do total de recusas para a concessão de crédito a microempreendimentos por parte dos bancos em 1999 ocorreram em função da insuficiência de garantias reais ou de documentos das empresas tomadoras (SEBRAE-SP/Fipe, 1999), e que a maior parte destas empresas opera na informalidade (IBGE, 1999 a e b), são necessários indicadores explicativos do comportamento adimplente destes tomadores, que não se atrelem aos tipos de garantia ou documentos que não podem ser verificados (TASIC, 2004; MOURA e DURKIN, 2003).

4. Metodologia

4.1. Regressão Logística

Os modelos de regressão estabelecem a relação entre uma variável resposta e uma ou mais variáveis independentes, ou explanatórias (SINCICH, 1996). No caso da regressão logística, a variável resposta é dicotômica; dessa forma, a técnica pode ser utilizada para descrever a relação entre a ocorrência ou não de um certo evento de interesse e um conjunto de variáveis explanatórias (FREES, 1996). No contexto da adimplência, a variável resposta compreende a execução do pagamento de uma dívida por parte de indivíduos, relacionada a um conjunto de características observadas nestes indivíduos. Quando se utiliza o método de regressão logística para a construção de um modelo de adimplência para planos de crédito, a ocorrência do evento de pagamento do empréstimo pode ser determinada durante o período de observação (THOMAS e ESTEPANOVA, 2002). Neste artigo, um cliente que realizou o pagamento no prazo e um outro que o realizou com atraso são considerados da mesma forma como adimplentes, não importando o tempo decorrido para o acontecimento do evento (THOMAS e ESTEPANOVA, 2002). Por outro lado, os clientes para os quais não foi observado o pagamento da dívida e que tenham sido classificados como irrecuperáveis por algum critério da entidade concedente de crédito são considerados como inadimplentes para a construção do modelo (THOMAS e ESTEPANOVA, 2002).

O modelo de regressão logística é determinado pela seguinte relação:

$$\log(\pi)/(1-\pi)=\beta_0+\beta_1x_1+\dots+\beta_px_p \quad (1)$$

onde π é definido como a probabilidade de um cliente com o perfil definido pelas p covariadas, X_1, X_2, \dots, X_p pertencer ao grupo do evento de interesse; no caso, trata-se da probabilidade de ser adimplente. A expressão $\log(\pi)/(1-\pi)$ pode ser referida pela letra z , facilitando a interpretação da notação utilizada. Desta forma, a probabilidade π de um indivíduo pertencer ao grupo do evento de interesse pode ser determinada pela seguinte relação:

$$\pi = 1/1 + e^{-z} \quad (2)$$

4.2. Amostra Estudada

A amostra estudada tem origem na base de clientes da operação de microcrédito orientado produtivo da Microinvest, uma Sociedade de Crédito ao Microempreendedor (SCM) cujo capital acionário é 80% pertencente ao Banco Fininvest, uma empresa do Conglomerado Unibanco, e 20% ao International Finance Corporation (IFC), a divisão financeira do Banco Mundial para investimentos no setor privado.

A operação da Microinvest iniciou-se em Outubro de 2003, na cidade do Rio de Janeiro. Seu principal canal de microcrédito são as lojas da Fininvest, uma financeira do Unibanco destinada ao público de baixa renda. Atualmente a Microinvest possui operações nas cidades de Niterói, Rio de Janeiro, São Paulo e Porto Alegre.

O volume financiado total da Microinvest atinge 9 milhões de reais, com uma carteira de crédito ativa de R\$ 4,5 milhões, contabilizada no mês Março de 2005. O número de clientes ativos, na mesma data, era de aproximadamente 2.150. Trata-se de uma operação de microcrédito produtivo orientado brasileira auto-sustentável; a operação alcançou o *break-even* financeiro em Novembro de 2004, um ano após seu início.

Para este estudo foi selecionada uma amostra com 208 clientes da Microinvest, em abril de 2005, representando 9,67% do universo total de clientes da empresa. Dentre os planos de crédito finalizados, cujo evento do pagamento total da dívida foi observado com ou sem atraso, selecionaram-se aleatoriamente 145 observações; as demais 63 são casos de inadimplência, considerados como perdas pela empresa, sob o critério de atraso maior do que 180 dias (MOURA e DURKIN, 2003). A proporção de clientes inadimplentes da empresa é de apenas 10%; no entanto, foi selecionada esta amostra, com aproximadamente 43% de inadimplentes, para que houvesse observações suficientes deste tipo para o modelo discriminar os clientes em adimplentes e inadimplentes, tendo sido ajustados os resultados encontrados às proporções reais do universo de análise para a conclusão do artigo.

4.3. Seleção e Tratamento de Variáveis

Em estudos preliminares, foram propostas variáveis-chave para a análise do risco de inadimplência de novos empreendedores de pequenos negócios (MOURA e DURKIN, 2003). Dentre estas variáveis, algumas são de coleta viável e mais eficiente, tais como as especificidades do plano de crédito: o valor emprestado (STIGLITZ e WEISS, 1981; TASIC, 2004), o prazo estabelecido para o pagamento do empréstimo (TASIC, 2004) e características pessoais do empreendedor, como sua idade (MOURA e DURKIN, 2003).

Segundo Stiglitz e Weiss (1981), quanto maior for o valor do crédito demandado, maior será o risco de inadimplência; esta relação foi confirmada por Tasic (2004) em um modelo de previsão de inadimplência aplicado a micro e pequenas empresas brasileiras. Desta forma, a variável valor do empréstimo foi incluída no modelo desenvolvido neste estudo. Os valores de empréstimos da amostra analisada variam entre 400 e 10.000 reais, com maior

concentração em torno do valor de 1.500 reais. Para o estudo, o valor foi convertido em milhares de reais, para que a interpretação do modelo fosse facilitada em relação à contribuição para a previsão de inadimplência do aumento de uma unidade do valor em unidades de milhar financiado, mantidas constantes as demais variáveis.

O estudo de Tasic (2004) também indicou efeitos similares aos do valor financiado em relação à inadimplência para o prazo de efetuação do pagamento de empréstimos; quanto maior o prazo demandado pelo tomador, maior é seu risco de inadimplência. Utilizamos o número de parcelas dos planos de nossa amostra, estabelecendo faixas e verificando a incidência de clientes adimplentes e inadimplentes dentro de cada faixa. Observou-se que a relação de dependência entre prazo e propensão à inadimplência apresenta evidências; o teste de χ^2 , aplicado aos dados que geraram a Tabela 1, revelou um valor-p de 0,008, respeitado o critério mínimo de 5 incidências esperadas em cada casela (REYNOLDS, 1984). Como se observa na Tabela 1, a queda de propensão à inadimplência a partir de 13 parcelas mensais é significativa e consistente com o fato de que prazos de pagamento maiores do que um ano são mais arriscados dos que os previstos para efetuação dentro deste período. Desta forma, foi decidido que a variável prazo seria tratada como uma variável do tipo *dummy*. Ao prazo de pagamento menor ou igual a um ano foi atribuído valor 0, e ao prazo maior do que um ano foi atribuído valor 1.

FAIXA DE PARCELAS	ADIMPLENTES	INADIMPLENTES
Até 6 parcelas mensais	80%	20%
Entre 7 e 12 parcelas mensais	71,52%	28,48%
Mais do que 12 parcelas mensais	38,89%	61,11%

Tabela 1: Adimplência por Faixas de Parcelas Mensais de Pagamento (Fonte: os autores, 2005)

Moura e Durkin (2003), em um trabalho de análise de inadimplência de clientes de microcrédito do Banco do Nordeste, demonstraram que, assim como no mercado regular de crédito, a idade é uma variável de influência do pagamento de empréstimos; a relação é positiva: quanto mais velho o empreendedor, maior é sua probabilidade de saldar sua dívida. Com o objetivo de verificar tal relação antes do desenvolvimento do modelo neste artigo, a variável foi dividida em faixas, tendo sido verificada a incidência de clientes adimplentes e inadimplentes em cada faixa. A Tabela 2 permite verificar que a incidência de clientes adimplentes aumenta conforme as faixas de idade na amostra; após a realização do teste de χ^2 , respeitada a regra de pelo menos 5 casos esperados em cada casela, encontramos um valor-p de 0,044, fornecendo evidência de dependência entre a variável idade e a incidência de inadimplência (REYNOLDS, 1984). No entanto, conforme se observa na Tabela 2, esta relação de dependência não apresenta proporções constantes de linearidade; em clientes mais jovens, o aumento da idade representa ganhos mais sensíveis em relação à propensão à inadimplência do que entre os clientes mais velhos. Desta forma, é razoável extrair a raiz quadrada da idade para aplicação no modelo, tendo em vista que assim o modelo pode capturar a contribuição marginal da variável de forma mais apropriada.

FAIXAS DE IDADE	ADIMPLENTES	INADIMPLENTES
Até 30 anos	41,18%	58,82%
De 31 a 35 anos	62,50%	37,50%
De 36 a 45 anos	69,88%	30,12%
De 46 a 55 anos	75,44%	24,56%
Mais de 55 anos	81,48%	18,52%

Tabela 2: Adimplência por Faixas de Idade (Fonte: os autores, 2005)

5. Análise dos Resultados

Para a construção do modelo foi utilizado o software Statistica, versão 6.0, tendo sido definida como variável resposta a variável discreta Adimplência, categorizada como 0 em casos de inadimplência e como 1 em casos de adimplência e caracterizada pela observação do pagamento de um plano de crédito finalizado. Como variáveis independentes do modelo, utilizaram-se a raiz quadrada da idade dos tomadores de empréstimos, o valor financiado em milhares de reais e a variável *dummy* de prazo do pagamento menor ou igual a um ano (0) ou maior do que um ano (1). A Tabela 3 resume os resultados do modelo e apresenta o intervalo de confiança de 95% selecionado: o coeficiente de cada variável independente indica a relação da influência causada pelo aumento de uma unidade da respectiva variável sobre a probabilidade de adimplência dos clientes, mantidas as demais variáveis constantes. Se observarmos o valor-p de cada coeficiente, concluímos que todos são significativos para o modelo (FREES, 1996).

	Coeficientes	p	Erro Padrão	Razão de Chance	Mínimo	Máximo
Intercepto	-3,36195	0,02033	1,449053			
Valor em milhares de reais	-0,33343	0,00345	0,114020	0,72	0,57	0,90
Raiz quadrada da Idade	0,78362	0,00051	0,225691	2,19	1,41	3,41
Prazo maior do que um ano	-1,43866	0,00854	0,547055	0,24	0,08	0,69

Tabela 3: Coeficientes do Modelo de Previsão de Inadimplência (Fonte: os autores, 2005)

O indicador geral de valor-p do modelo é praticamente igual a 0, levando à rejeição da hipótese de que todos os coeficientes das variáveis sejam nulos, e evidenciando, portanto, a significância estatística global do modelo. A estatística do teste de Hosmer-Lemeshow, calculada com base na função de verossimilhança L do modelo, foi de 6,186, com 8 graus de liberdade e p-valor de 0,626, indicando ajuste adequado do modelo aos dados amostrais (FREES, 1996).

Conforme se observa na Tabela 4, há 9.135 pares de observações em que o primeiro elemento pertence ao grupo de adimplentes e o segundo ao grupo de inadimplentes. Em 72,3% destes pares, a probabilidade do primeiro pertencer aos adimplentes é maior que a de pertencer ao grupo inadimplente; a este percentual referimo-nos como pares concordantes, indicando a qualidade de previsão do modelo.

PARES	QUANTIDADE	PERCENTUAL
Concordantes	6.607	72,3%
Discordantes	2.467	27%
Empates	61	0,7%
Total	9.135	100%

Tabela 4: Proporção de Pares concordantes, discordantes e empates do modelo (Fonte: os autores, 2005).

Com o intuito de verificar a capacidade de acerto do modelo, foi utilizado o procedimento de *holdout*, caracterizado pela exclusão de alguns casos da amostra com objetivo de averiguar o comportamento dos coeficientes e estatísticas do modelo sem tais elementos (THOMAS e STEPANOVA, 2002). Os casos mais adequados para exclusão são observações incomuns ou discrepantes, que podem causar influências significativas sobre o modelo de regressão; tais observações podem ser identificadas pela magnitude dos

indicadores Delta Beta gerados pelo modelo, capazes de informar o quão incomuns são os valores previstos e as respostas para cada observação (FREES, 1996). Desta forma, foram excluídas 10 observações, cujos valores Delta Beta eram superiores a 0,1. O modelo resultante manteve coeficientes significantes e coerentes com o modelo anterior, além de p-valor igual a 0 e percentual de pares concordantes igual a 77,5%. O p-valor do teste de Hosmer-Lemeshow foi de 0,33. Desta forma, o modelo foi considerado adequado.

Aplicado o modelo à amostra total de 208 observações, calcularam-se as probabilidades de adimplência de cada caso. Diante de tal probabilidade, é necessário estabelecer um ponto de corte para discriminar os clientes cuja previsão é de adimplência ou não. Em modelos de crédito, uma opção para a determinação do ponto de corte é a estipulação de um critério rigoroso visando evitar perdas, com o intuito de evitar classificar como adimplentes clientes que venham a ser inadimplentes, mesmo que para isso sejam penalizados alguns adimplentes (THOMAS e STEPANOVA, 2002). Assim, pode-se impor um ponto de corte elevado, para que se minimize o erro de classificação dos clientes que na realidade sejam inadimplentes.

Se estabelecermos como ponto de corte a probabilidade de 71% de adimplência, serão classificados como adimplentes apenas aqueles clientes que tiverem tal probabilidade apontada pelo modelo como superior a este ponto. A Tabela 5 apresenta as quantidades de erros e acertos nos casos observados de adimplência e inadimplência na amostra. A Tabela 6 apresenta a mesma informação em percentuais, ponderada pela incidência de 90% de clientes adimplentes e 10% de inadimplentes, observada no universo total de clientes da Microinvest. Portanto, com o ponto de corte em 71%, conseguimos identificar corretamente no universo de clientes da empresa 6,67% como inadimplentes, errando apenas os 3,33% destes clientes, que são inadimplentes e os classificamos como adimplentes, o que representa um ganho em relação aos 10% de inadimplentes não identificados quando não dispomos do modelo. No entanto, para conquistar tal ganho, penalizamos 29,7% dos clientes do universo, que no caso são adimplentes, porém não seriam classificados como tal.

		Classificação		
		Adimplentes	Inadimplentes	Total
Observado	Adimplentes	97	48	145
	Inadimplentes	21	42	63
	Total			208

Tabela 5: Matriz de Classificação do Modelo para Ponto de Corte em 71%; valores absolutos (Fonte: os autores, 2005)

		Classificação		
		Adimplentes	Inadimplentes	Total
Observado	Adimplentes	60,21%	29,79%	90%
	Inadimplentes	3,33%	6,67%	10%
	Total			100%

Tabela 6: Matriz de Classificação do Modelo para Ponto de Corte em 71%; percentuais ponderados (Fonte: os autores,

A decisão do ponto de corte depende das condições em que o crédito for concedido. Como taxas de juros maiores atraem clientes mais arriscados (STIGLITZ e WEISS, 1981), os índices de inadimplência se elevam quanto maiores são as taxas, conforme se observa na Tabela 7. O modelo auxilia, assim, a discriminação de clientes em termos de propensão ao

pagamento de acordo com o aumento da taxa de juros. Assumindo que a elevação das taxas de juros é inclusiva (BECKER e MURPHY, 2001), ou seja, que possibilita oferecer crédito a mais clientes com abrandamento da exigência de garantias formais, o modelo pode ser utilizado para aprimorar a identificação de inadimplência em diversos níveis de taxa e em diferentes pontos de corte.

A Tabela 7 mostra, para cada taxa mensal de juros nominal praticada pela Microinvest, o nível de inadimplência existente no universo de clientes, o percentual de identificação de inadimplentes neste universo e a proporção de penalização de clientes adimplentes impostas por três pontos de corte propostos para o modelo: 60%, 65% e 70%. Observa-se assim que o modelo permite a decisão de privilegiar o acerto de classificação dos inadimplentes sob a penalização de clientes adimplentes. Em programas de microcrédito orientado, esta decisão é bastante relevante, pois os custos de efetuação de pequenos empréstimos em larga escala são altos, sobretudo quando comparados aos custos de empréstimos de valores mais expressivos (MOURA e DURKIN, 2003); assim, evitar perdas é fundamental neste mercado, tratando-se de uma medida de manutenção da sustentabilidade dos programas, ameaçada quando estes experimentam aumentos de escala, já que o controle das atividades dos tomadores de crédito por parte dos agentes se torna mais difícil (MOURA e DURKIN, 2003).

Corte	Taxas	Inadimplentes Existentes	Inadimplentes Identificados	Adimplentes Penalizados
60%	4,2	28%	12,32%	12,91%
	3,9	14%	6,22%	15,42%
	3,6	8%	3,56%	16,50%
	3,3	2%	0,89%	16,90%
65%	4,2	28%	14,67%	17,85%
	3,9	14%	7,33%	21,35%
	3,6	8%	4,19%	22,84%
	3,3	2%	1,05%	24,33%
70%	4,2	28%	18,67%	21,35%
	3,9	14%	9,33%	25,50%
	3,6	8%	5,33%	27,28%
	3,3	2%	1,33%	29,31%

Tabela 7: Matrizes de Classificação por Taxas de Juros e Pontos de Corte; percentuais ponderados (Fonte: os autores, 2005)

Confirma-se também o caráter inclusivo do aumento da taxa de juros proposto por Becker e Murphy (2001); em todos os pontos de corte propostos, conforme a taxa de juros cresce, menor é a proporção de clientes adimplentes penalizados. Desta forma, a utilização do modelo auxilia a eficiência do mercado de microcrédito no exercício de promover a inclusão de tomadores por meio da elevação da oferta associada à elevação da taxa de juros. Trata-se de uma forma de identificar os clientes inadimplentes e assim suavizar os efeitos da seleção adversa. Comparada ao custo de oportunidade do tomador de microcrédito, a elevação inclusiva da taxa é para ele vantajosa; a taxa média nominal de juros cobrada no segmento por financeiras como a Fininvest Negócios de Varejo é de 12% ao mês (FININVEST, 2004), bastante superior à taxa praticada pela Microinvest, que não ultrapassa 4,2% nominais ao mês.

6. Conclusão

No presente artigo, foi desenvolvido um modelo preditivo de inadimplência para os clientes da Microinvest, cujos principais resultados foram: 1) avaliação do impacto e influência do prazo estabelecido para o pagamento e do montante financiado na previsão do risco de inadimplência; e 2) quantificação da contribuição marginal do incremento de idade na probabilidade de adimplência. Destaca-se particularmente a contribuição do modelo em relação à abordagem da variável prazo no ajuste de risco da concessão de crédito, ao se direcionarem as decisões de prazos de contratos para períodos menores ou iguais a um ano. Por exemplo, a maior operação de microcrédito produtivo orientado do Brasil, o Banco do Nordeste, adota prazos limitados até 6 meses para a maioria de suas operações (MOURA e DURKIN, 2003). Uma segunda observação de destaque é a transformação atribuída à variável idade; em função da relação marginal entre idade e probabilidade de adimplência, a extração da raiz quadrada da variável idade permitiu a melhor captura dos impactos desta relação.

Ao relacionarmos a capacidade de previsão do modelo aos índices de inadimplência respectivos às diferentes taxas de juros praticadas pela empresa, verificou-se a oportunidade de utilização de seus resultados para clarificação de uma estratégia de expansão da oferta de microcrédito com controles de risco mais apurados. Para clientes sem qualquer tipo de garantia formal ou informações cadastrais detalhadas, minimiza-se a seleção adversa pela definição do grau de acerto da probabilidade de inadimplência desejado em função da taxa de juros que o tomador aceita pagar.

Dadas limitações cadastrais deste público empreendedor, informal em sua maioria, não foi possível a utilização de dados relativos a questões intrinsecamente empreendedoras, como ramos de atividade e destinação do crédito (MOURA e DURKIN, 2003; TASIC, 2004). Julga-se relevante avaliar tais questões em estudos futuros sobre a atividade do empreendedor de baixa renda no Brasil, diante do desafio de aprimoramento dos procedimentos de coleta, cadastro e análise destes dados.

7. Bibliografia

- ARRUDA, K. F. O marco legal do Terceiro Setor e o microcrédito, Revista de Administração Municipal, IBAM, Ano 46, no. 229, Maio/Junho 2001, p. 10-13.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. Seminário de Microcrédito, Goiânia, 2004.
- BECKER, G.; MURPHY, K. M. Social Economics: market behavior in a social environment, Harvard University Press, 2001.
- BRUSKY, B. Prospecting the FUNDAF Market: an overview of demands, competition, and client satisfaction, Consultative Report, 2002.
- CAVALCANTE, A. B. Programa de microcrédito no nível local: uma alternativa de política pública para ampliar as oportunidades de negócio dos micro e pequenos empreendimentos formais e informais, Dissertação de mestrado, EAESP-FGV, São Paulo, 2002.
- CHRISTEN, R. P., Commercialization and Mission Drift: the transformation of microfinance in Latin America, CGAP, 2001.
- DICHTER, A. The Mystery of Brazilian Microfinance and Recommendations for Improving Credit Markets For the Poor in Brazil. Master Thesis, Harvard University, 2002.
- FININVEST, Relatório Anual, 2004.
- FREES, E.H. Data Analysis Using Regression Models – the business perspective, Prentice Hall, 1996.
- GLOBAL ENTREPRENEURSHIP MONITOR Empreendedorismo no Brasil, Relatório Global, 2002.

- GOLDMARK, L; POCKROSS, S.; VECHINA, D. A Situação de Microfinanças no Brasil, PDI/BNDES, 2000.
- HAUS, P.; WINOGRAD, A.; SALLES, R. Regulation of Microfinance in Brazil, PDI/BNDES, 2002.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, IBGE Regional Accounts, 1999a.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, IBGE Household Studies, 1996-1999b.
- JANSSON, T.; TABORGA; M. The Latin American Microfinance Industry: how does measure up? Inter-american Development Bank, 2002.
- KHANDLER, S.R., Grameen Bank: performance and sustainability, World Bank Discussion Paper, 306, Washington, D.C, 1995.
- LUCAS, R. On the mechanism of Economics Development, Journal of Monetary Economics, 22(1), 1988.
- MEZZERRA, J., Microcredit in Brazil: the gap between supply and demand, Microbanking Bulletin, November, 2002.
- MOURA, M. J. S; DURKIN, S. An empirical analysis of the Bank of Northeast experience, Univesity of Chicago Social Sciences Magazine, sep, 2003.
- ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS Message on the Launch of the International Year of Microcredit, MESSAGE ON THE LAUNCH, Assembléia Geral da ONU, nov, 2004.
- PARENTE, S. Microcredit as a Financial Market Mechanism to Reduce Poverty, Master thesis, MIT, 2002.
- PEPALL, J., Bangladeshi Women and the Grameen Bank, Science from the Developing World, August 4, 1998.
- PINHEIRO, A. C.; MOURA, A., Segmentação e uso de informação nos mercados de crédito brasileiros. Textos para Discussão do BNDES, Rio de Janeiro, 2001.
- REYNOLDS, H. T. Analysis of Nominal Data, 2nd Edition, Sage University Press, 1984.
- ROBINSON, M. S., The Microfinance Revolution: sustainable finance for the poor, The World Bank, 2001.
- ROCHA, F. G. Microcrédito: o caso do Vivacred. Revista de Administração Municipal, IBAM, Ano 46, no. 229, Maio/Junho 2001, p. 21-26.
- SACHS, J. United Nations Millennium Project Report, jan, 2005.
- SCHUMPETER, J.A., Teoria do Desenvolvimento Econômico, Editora Fundo de Cultura, Rio de Janeiro, 1961.
- SEBRAE, Micro e Pequena Empresa no Brasil: dados gerais sobre o segmento Empresarial, 2000a.
- SEBRAE, Dados Relativos à Participação das Micro e Pequenas Empresas, Segundo o Critério de Classificação de Porte, Baseado no Número de Empregados, 2000b.
- SEBRAE-SP / FIPE. A questão do financiamento nas MPEs do Estado de São Paulo, São Paulo, 1999.
- SINCICH, T. Business Statistics by Example, Prentice Hall, 1996.
- STIGLITZ, J.; WEISS, A.. Credit rationing in markets with imperfect information. American Economic Review, vol. 71, pp. 393-410. 1981.
- TASIC, I. Crédito às Micro e Pequenas Empresas: Assimetria de Informação e Análise da Realidade Brasileira, Prêmio IPEA 40 Anos, 2004.
- THOMAS, L. C.; STEPANOVA, M. Survival analysis methods for personal loan data. Operations Research, v.50, n° 2, p.277-289, 2002.
- YUNUS, M., O banqueiro dos pobres, São Paulo, Editora Ática, 2000.