

A QUESTÃO DA SELEÇÃO ADVERSA NO MICROCRÉDITO PRODUTIVO ORIENTADO: UM ESTUDO EMPÍRICO SOBRE O COMPORTAMENTO DE ADIMPLÊNCIA DE EMPREENDEDORES DE BAIXA RENDA

Felipe Zambaldi¹, Mauricio José Serpa Barros de Moura²,
Francisco Aranha³ e Eduardo Carlos Ferreira⁴

Resumo: O objetivo deste artigo é a modelagem preditiva do comportamento de adimplência de empreendedores de baixa renda, com base em uma amostra com 204 clientes de uma entidade de microcrédito produtivo orientado, a Microinvest Sociedade de Crédito ao Microempreendedor. Identifica-se que a oferta de microcrédito no Brasil se apresenta muito abaixo de seu potencial, parcialmente em virtude da carência de modelos sobre o comportamento creditício de seu público-alvo. Desenvolve-se então um modelo preditivo de adimplência por meio de aplicação da técnica de regressão logística, apurando-se uma relação negativa entre adimplência e incrementos nos montantes financiados e nos prazos de pagamento contratados. Verifica-se também uma contribuição da evolução da idade do empreendedor em relação a sua propensão à adimplência. Em seguida, confirmam-se as relações estabelecidas pelo modelo por meio de aplicação da técnica de análise de sobrevivência aos dados, enriquecendo-se a análise com a introdução da estimativa de tempo que um empreendedor venha a permanecer em atraso de pagamento, em função das variáveis utilizadas no modelo. O estudo apresenta o potencial de orientar estratégias de expansão da oferta de microcrédito produtivo a empreendedores que não possuem garantias formais, sob o enfoque de controle de risco, por meio de mecanismos de determinação de taxas de juros, prazos contratados e montantes ofertados.

Palavras-chave: empreendedorismo; risco de inadimplência; microcrédito produtivo orientado; análise de sobrevivência; informação assimétrica.

Classificação JEL: M13 – Empreendedorismo, D81 – Critério para Tomada de Decisão em situação de risco e incerteza.

Abstract: *The purpose of this paper is to model and predict the credit behavior of low-income entrepreneurs based on a sample of 204 customers of a productive micro-credit lending organization, Microinvest Sociedade de Crédito ao Microempreendedor.*

¹ Fundação Getúlio Vargas (FGV-EAESP)

² (IBMEC-SP)

³ Fundação Getúlio Vargas (FGV-EAESP)

⁴ Fundação Getúlio Vargas (FGV-EAESP)

Felipe Zambaldi, Mauricio de Moura, Francisco Aranha e Eduardo Ferreira

We identify that the Brazilian supply of micro-credit lies far below its demand, partially because of the lack of predictive models about the credit behavior of its target customers. We develop then a predictive default model by using logistic regression and verify a relation among default, financed amounts and established payment periods. The paper also shows a positive relation between the ages of entrepreneurs and their solvency probability. We confirm then those relations proposed in the model as we apply the survival analysis technique to the data and therefore provide our study with a time estimate of how long an entrepreneur may stay under default, regarding the variables used in the model. The paper can potentially drive supply expansion strategies to productive micro-credit lending organizations that deal with entrepreneurs who cannot provide collaterals when facing the need of capital, through definition of interest rates, contract periods and supplied amounts under risky conditions.

Keywords: *entrepreneurship; default risk; productive micro-credit; survival analysis; asymmetric information.*

JEL classification: *M13 – Entrepreneurship, D81 - Criteria for Decision-Making under Risk and Uncertainty.*

1. Introdução

A atividade empreendedora apresenta potencial de inovação em gestão e adaptação mercadológica, principalmente quando nos referimos a pequenos empreendimentos que atendem a segmentos com baixa concentração de atividades produtivas e comerciais (SCHUMPETER, 1961).

O crédito é considerado fundamental para a atividade microempreendedora (CAVALCANTE, 2002) em virtude de sua contribuição econômica para o desenvolvimento de pequenas unidades produtivas (LUCAS, 1995). O microcrédito produtivo orientado, modalidade de crédito que visa suprir a demanda por financiamento de pequenas unidades produtivas no Brasil (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2004), é apontado como uma forma de fomentação ao desempenho econômico representado por pequenos empreendimentos (KHANDLER, 1995).

Embora o Brasil disponha de ampla demanda para o microcrédito produtivo orientado (CHRISTEN, 2001), apenas 2% dessa demanda é suprida (BRUSKY e FORTUNA, 2002). Entre as razões apontadas para esse desequilíbrio está a resistência das instituições financeiras tradicionais a expandir suas atividades para além de seus tomadores regulares, pois os pobres não possuem garantias normalmente consideradas aceitáveis pelo mercado (ROCHA, 2001). Há incertezas resultantes da falta de informações sobre o comportamento creditício dos pobres e da existência de tomadores de empréstimos com probabilidades distintas e desconhecidas de saldar suas dívidas (AKERLOF, 1970).

PESQUISA & DEBATE, SP, volume 16, número 2(28), pp. 309-331, 2005

Construir modelos de inferência sobre o comportamento de adimplência dos empreendedores de pequenos negócios, cuja maioria não apresenta histórico de crédito (ROCHA, 2001), é então relevante (MOURA e DURKIN, 2003). Neste trabalho, após revisão bibliográfica sobre a oferta de microcrédito para pequenos empreendimentos no Brasil e sobre o desequilíbrio dessa oferta em relação à respectiva demanda, desenvolveu-se, por meio da técnica estatística de regressão logística, um modelo de adimplência com 204 observações de uma amostra de clientes da Microinvest, uma iniciativa do Conglomerado Unibanco e do Banco Mundial para a concessão de microcrédito produtivo.

O modelo desenvolvido confirma estudos anteriores de que o aumento da idade do cliente influencia positivamente sua adimplência, ao passo que incrementos 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).

Em seguida, utiliza-se a técnica de análise de sobrevivência para a confirmação do modelo discriminante proposto, incluindo-se a estimativa da quantidade de dias de pagamento em atraso em que um cliente venha a incorrer em função das variáveis apresentadas no modelo. Os resultados permitem trabalhar com previsões diante da possibilidade de inadimplência, o que evita a exposição da empresa ao risco e proporciona a melhor gestão de planos de empréstimo por meio de administração de taxas de juros e de montantes e duração dos contratos.

2. Revisão bibliográfica

O microcrédito — oferta de crédito a indivíduos de baixa renda que possuem poucos ativos e são normalmente excluídos do sistema financeiro tradicional (JANSSON e TABORGA, 2002) — foi apontado na Assembléia-Geral da ONU de novembro de 2004 como uma importante ferramenta de redução mundial de pobreza. O ano de 2005 foi definido como o Ano Internacional do Microcrédito pela ONU (ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS, 2004).

Por representar auxílio potencial para diversificação de fontes de renda e aquisição de ativos (ROBINSON, 2001; TOSCANO, 2001), o microcrédito proporciona a famílias carentes uma perspectiva de redução do risco de se tornar ainda mais pobres ou de permanecer abaixo do limite da pobreza (BARNES, 2001; WRIGHT, 1999; RHYNE, 2000).

LUCAS (1988) afirma que o microcrédito representa contribuição econômica relevante para o desenvolvimento de pequenas unidades produtivas, tendo em vista

que quanto menor for um empreendimento maior será a contribuição da injeção de capital em sua produtividade marginal. Em consonância, KHANDLER (1995) defende a idéia de que o foco do microcrédito deve ser o desenvolvimento de pequenas unidades produtivas, formais ou informais. SCHUMPETER (1961) defendeu o crédito a pequenos empreendimentos em virtude de seu potencial de inovação, gestão e adaptação mercadológica; os empreendedores são responsáveis por mudanças econômicas, desenvolvendo novos mercados, fortalecendo a livre-iniciativa, absorvendo força de trabalho e investindo em regiões periféricas (FELDMANN e AUDRETSCH, 1999; SCHUMPETER, 1961).

Os programas de microcrédito voltados para pequenas unidades produtivas constituem sistemas de empréstimos baseados em inovações, por incluir tomadores sem garantias de crédito formais (PEPALL, 1998).

Neste estudo, adotou-se a definição de microcrédito produtivo orientado, empregada pelo Banco Central do Brasil: crédito destinado a proprietários de unidades produtivas com menos de cinco empregados e faturamento anual menor que R\$ 220 mil (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2004).

Devido a suas características sociais, populacionais e econômicas, o Brasil representa um mercado potencial relevante para o microcrédito produtivo orientado (MEZZERRA, 2002). Segundo dados da Relação Anual de Informações Sociais do Ministério do Trabalho e Emprego de 2000, 93% do total dos estabelecimentos empregadores do país é constituído de empresas de micro e pequeno porte, gerando cerca de 20% do Produto Interno Bruto (PIB) e de 53% dos empregos formais no território nacional (SEBRAE, 2000). Estima-se que em 1999 existiam em torno de 16,4 milhões de microempreendimentos no país, definidos de acordo com os critérios estabelecidos pelo Banco Central do Brasil (IBGE, 1999). Desse total, a demanda potencial de empréstimos é de 8,2 milhões de microempresas (CHRISTEN, 2001).

No entanto, a penetração do microcrédito no Brasil corresponde a apenas 2% da demanda prevista (BRUSKY e FORTUNA, 2002). Estima-se ainda que a indústria brasileira de microcrédito seja 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 cerca de apenas 320 mil clientes (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2004).

O microcrédito produtivo orientado no Brasil experimenta um crescimento relativamente lento (GALLAGHER *et al.*, 2002). Com exceção do Banco do Nordeste, que atende a 60% do microcrédito concedido no país (GOLDMARK, 2000), nenhuma outra instituição conseguiu alcançar escalas relevantes (MOURA e DURKIN, 2003).

A questão da seleção adversa no microcrédito produtivo orientado...

Entre as explicações apresentadas para o fraco desempenho do microcrédito brasileiro, estão: ambiente macroeconômico instável; sistema de regulação inconstante, inadequado e tradicionalmente caracterizado por incentivos negativos ao microcrédito; e ausência de 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 (SCHONBERGER, 2000; HAUS, WINOGRAD e SALLES, 2002).

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) e dispôs 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 a aquisição de recursos para a concessão de crédito (ARRUDA, 2001; HAUS, WINOGRAD e SALLES, 2002).

Outro obstáculo para a expansão nacional das operações de microcrédito é a resistência das instituições financeiras tradicionais em expandir suas atividades para além dos tomadores regulares, pois os pobres não possuem garantias a empréstimos normalmente consideradas aceitáveis, o que os exclui efetivamente do mercado (ROCHA, 2001).

Portanto, para as instituições brasileiras de microcrédito, reduzir as imperfeições de acesso ao crédito e criar mudanças estruturais nas formas como o capital é distribuído à população constitui importante desafio (BRUSKY e FORTUNA, 2002; BUETT, 2002).

STIGLITZ e WEISS (1981) argumentam que o mercado de crédito pode experimentar um ponto de excesso de demanda em que as taxas de juros são elevadas e atraem predominantemente tomadores com alta propensão à inadimplência, pois seus empreendimentos dificilmente atingirão retornos prósperos o suficiente para cobrir o custo do capital. BECKER e MURPHY (2001), ao considerar aspectos de risco, analisam que a taxa de juros funciona como mecanismo de restrição da oferta de crédito: quanto menor a taxa, menor a sinalização de risco na oferta e, portanto, mais seletiva e também menos inclusiva a oferta de crédito. Os tomadores mais arriscados, no entanto, aceitam receber empréstimos a taxas de juros elevadas, o que provoca incerteza aos cedentes em relação ao recebimento do pagamento.

Trata-se de situação de seleção adversa, resultante da existência de mercado com tomadores de empréstimos com probabilidades distintas e desconhecidas de

Felipe Zambaldi, Mauricio de Moura, Francisco Aranha e Eduardo Ferreira

saldar suas dívidas (AKERLOF, 1970). As instituições de crédito não conseguem diferenciar os bons dos maus pagadores, sobretudo quando se trata de novos tomadores, e assim necessitam de indicadores que os discriminem (TASIC, 2004).

Um dos maiores problemas enfrentados pelas instituições provedoras de microcrédito é a ausência de modelos de análise creditícia, sobretudo quando seus métodos e critérios de concessão de crédito são comparados àqueles empregados por operações regulares (MOURA e DURKIN, 2003). 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 empresas em médio e longo prazo, impossibilitando que os credores utilizem informações para selecionar os bons tomadores de empréstimos.

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 concessão de crédito a microempreendimentos por parte dos bancos, em 1999, ocorreu em função da insuficiência de garantias reais ou de documentos das empresas tomadoras (Sebrae-SP/Fipe, 1999) e que a maior parte dessas empresas opera na informalidade (IBGE, 1999), são necessários indicadores explicativos do comportamento adimplente desses tomadores, que não se atrelem a tipos de garantia ou documentos que não possam ser verificados (TASIC, 2004; MOURA e DURKIN, 2003).

3. Metodologia

3.1. 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 evento de interesse e conjunto de variáveis explanatórias (FREES, 1996). No contexto da adimplência, a variável resposta compreende a execução do pagamento de dívida por parte de tomadores de crédito, relacionada a um conjunto de características observadas nesses indivíduos. Quando se utiliza o método de regressão logística para a construção de um modelo de adimplência para planos de crédito, a ocorrência ou não do evento de pagamento do empréstimo registra-se durante o período de observação (THOMAS

PESQUISA & DEBATE, SP, volume 16, número 2(28), pp. 309-331, 2005

A questão da seleção adversa no microcrédito produtivo orientado...

e STEPANOVA, 2002). Nesse caso, um cliente que realizou o pagamento no prazo e outro que o fez com atraso são considerados da mesma forma adimplentes, não importando o tempo decorrido para o acontecimento do evento (THOMAS e STEPANOVA, 2002). Porém os clientes para os quais não foi observado o pagamento da dívida, que tenham sido classificados como irrecuperáveis por algum critério da entidade concedente de crédito, são considerados inadimplentes para a construção do modelo (THOMAS e STEPANOVA, 2002).

O modelo de regressão logística é determinado pela seguinte relação:

$$\log(pi)/(1-pi) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p \quad (1)$$

onde pi é definido como a probabilidade de um cliente com o perfil definido pelas p co-variadas, 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. Dessa forma, a probabilidade pi de um indivíduo pertencer ao grupo do evento de interesse pode ser determinada pela seguinte relação:

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

3.2 Análise de sobrevivência

Consiste de conjunto de procedimentos de análise estatística que permite modelar o tempo decorrido desde um instante inicial preestabelecido até a ocorrência de um evento de interesse (THOMAS e STEPANOVA, 2002). No caso em questão, o tempo relevante é aquele medido entre a incidência de atraso no pagamento e a observação da quitação total do plano.

A principal característica das técnicas de análise de sobrevivência é a capacidade de extrair informação de dados censurados, isto é, no caso da presente investigação, dados relativos a clientes que ao tempo final do estudo ainda não haviam quitado seus planos integralmente. Para esses indivíduos, não sabemos quanto tempo ainda decorrerá até a quitação, mas sabemos que o tempo entre o término do plano e a quitação é maior que o de atraso observado. Esse conhecimento ajuda no processo de estimação do modelo. De maneira geral, tempo censurado é aquele decorrido entre o início da contagem e o término do estudo, sem ocorrência do evento de interesse.

Formalmente, podemos apresentar o modelo estatístico de análise de sobrevivência conforme a descrição a seguir. Seja T uma variável aleatória representante do

tempo de atraso do cliente, isto é, do período que vai desde a incidência de atraso até a quitação do plano. A distribuição de T pode ser representada pela função de risco, definida como:

$$h(t) = \lim_{\delta \rightarrow 0} \left\{ \frac{P(t \leq T < t + \delta \mid T \geq t)}{\delta} \right\} \quad (1)$$

Essa função representa a probabilidade de um cliente realizar o pagamento, condicionada ao atraso até o instante t . A função está diretamente relacionada à função de sobrevivência $S(t)$, que descreve a probabilidade de um cliente permanecer em atraso durante um tempo maior ou igual a t , ou seja:

$$S(t) = 1 - F(t) = P(T \geq t), \quad (2)$$

onde F é a função de distribuição de probabilidade dos tempos de sobrevida.

Supondo agora que uma ou mais características sejam registradas para cada indivíduo, elas são protocoladas em um vetor de co-variadas \mathbf{x} , que descreve o perfil de cada cliente. Assim, um dos objetivos da metodologia é encontrar a relação entre a distribuição do tempo de sobrevida, ou seja, o tempo T de permanência dos clientes em atraso, e as co-variadas disponíveis $(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)$.

Nesse contexto, Cox (1972) propôs o seguinte modelo:

$$h(t; \mathbf{x}) = \exp(\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}) h_0(t), \quad (3)$$

onde $\boldsymbol{\beta}$ é o vetor de parâmetros para cada uma das p co-variadas disponíveis e $h_0(t)$ é uma função não conhecida que reflete a probabilidade básica de pagamento, inerente a cada cliente, quando todas as co-variadas são iguais a zero, ou seja, $\mathbf{x} = \mathbf{0}$.

O modelo (3) é chamado de modelo de probabilidades proporcionais por ser baseado na proporcionalidade das probabilidades de ocorrência de um evento de interesse para diferentes perfis de clientes, não sendo necessário assumir qualquer distribuição de probabilidade para os tempos de sobrevida. Cox mostrou que o vetor de parâmetros pode ser estimado sem qualquer conhecimento de apenas conhecendo-se a ordem dos tempos dos eventos e das censuras. Portanto, se $t_{(1)} < t_{(2)} < \dots < t_{(k)}$ são k tempos de pagamento dos clientes ordenados e $R_{(t_{(i)})}$ é o conjunto de indivíduos propensos a quitar a dívida no instante $t_{(i)}$, a função de verossimilhança dos dados proposta por Cox é dada por:

A questão da seleção adversa no microcrédito produtivo orientado...

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^k \frac{\exp(\beta' \mathbf{x}_{(i)})}{\sum_{l \in R(t_{(i)})} \exp(\beta' \mathbf{x}_l)} \quad (4)$$

As estimativas de máxima verossimilhança de β são obtidas por meio da maximização do logaritmo de (4) e do uso de métodos numéricos.

A partir do modelo (3), pode-se observar que o efeito das variáveis explanatórias aumenta ou diminui a probabilidade de quitação da dívida por parte de um cliente. Tomando a razão entre as probabilidades de quitação , que tem os mesmos valores para todas as co-variadas, com exceção da *l-ésima*, temos:

$$\frac{h_i(t)}{h_j(t)} = \exp(\beta_l (x_{il} - x_{jl})), \quad (5)$$

que pode ser interpretada como a razão de chance de pagamento entre dois perfis distintos de clientes no instante de tempo t .

$(i \text{ e } j)$ É relevante destacar a premissa de que a proporcionalidade entre as probabilidades deve ser constante ao longo de todo o tempo de acompanhamento. Numa situação, por exemplo, em que x_l é uma variável dicotômica indicando o grupo a que os indivíduos pertencem, teríamos que a probabilidade de quitação de um grupo ($x=1$) em relação a outro ($x=0$) é $\exp(\beta_l)$, podendo-se dizer ainda que a probabilidade de quitação do grupo de clientes que assumem ($x=1$) é $\exp(\beta_l)$ vezes a probabilidade do outro ($x=0$).

4. 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 pertence 80% ao Banco Fininvest, empresa do conglomerado Unibanco, e os demais 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, a financeira do Unibanco destinada ao público de baixa renda.

A Microinvest possui atualmente operações nas cidades de Niterói, Rio de Janeiro, São Paulo e Porto Alegre. Sua carteira de crédito ativa, contabilizada no mês de maio de 2005, é superior a R\$ 6 milhões. O número de clientes ativos é de aproximadamente 2.480.

Felipe Zambaldi, Mauricio de Moura, Francisco Aranha e Eduardo Ferreira

Para esse estudo, foi selecionada uma amostra com 204 clientes da Microinvest em abril de 2005, representando 8,22% do universo total de clientes da empresa na época. Dentre os planos de crédito finalizados, cujo evento do pagamento total da dívida foi observado com ou sem atraso, selecionaram-se aleatoriamente 141 observações; as demais 63 são casos de inadimplência considerados como perdas pela empresa sob o critério de atraso maior que 180 dias (MOURA e DURKIN, 2003). A proporção de clientes inadimplentes da empresa é de apenas 10%; no entanto, foi selecionada essa amostra, com aproximadamente 31% de inadimplentes, para que houvesse observações suficientes desse tipo para a discriminação dos clientes em adimplentes e inadimplentes, ajustando-se os resultados encontrados às proporções reais do universo de análise para as considerações do artigo.

5. Seleção 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 as quais se destacam algumas de coleta viável e confiável: o valor emprestado (STIGLITZ e WEISS, 1981; TASIC, 2004); o prazo estabelecido para o pagamento do empréstimo (TASIC, 2004); e as características pessoais do empreendedor, como sua idade (MOURA e DURKIN, 2003).

Segundo STIGLITZ E WEISS (1981), quanto maior o valor do crédito demandado, maior será o risco de inadimplência. Essa relação foi confirmada por TASIC (2004) em um modelo de previsão de inadimplência aplicado a micro e pequenas empresas brasileiras. Dessa forma, a variável valor do empréstimo foi incluída no modelo desenvolvido nesse estudo. Os valores de empréstimos da amostra analisada variam entre R\$ 400 e R\$ 10.000, com a concentração maior em torno de R\$ 1.500. O valor foi convertido em milhares de reais no estudo, para que a interpretação do modelo fosse facilitada em relação à contribuição para a previsão de adimplência 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 na mesma direção 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. Assim, utilizamos no modelo o número de parcelas dos planos de crédito estudados.

MOURA E DURKIN (2003), em um trabalho de análise de adimplência de empreendedores clientes de microcrédito do Banco do Nordeste, demonstraram que,

PESQUISA & DEBATE, SP, volume 16, número 2(28), pp. 309-331, 2005

A questão da seleção adversa no microcrédito produtivo orientado...

assim como no mercado regular de crédito ao consumo, a idade é uma variável de influência do pagamento de empréstimos. A relação é positiva: quanto mais velho o empreendedor, maior sua probabilidade de saldar a dívida. Dessa forma, a variável idade foi incluída no estudo.

6. Análise dos resultados

6.1 Regressão logística

Para a construção do modelo foi utilizado o software SPSS, versão 13, e definida como variável resposta a variável discreta inadimplência, categorizada como 0 em casos de inadimplência ou como 1 em casos de adimplência e caracterizada pela observação do pagamento do plano de crédito. Como variáveis independentes do modelo utilizaram-se a idade dos tomadores de empréstimos, o valor financiado em milhares de reais e a variável de prazo do pagamento, representada pelas parcelas mensais dos planos. A Tabela 1 sumariza os resultados do modelo com intervalo de confiança de 95%: o coeficiente de cada variável independente aponta a relação da influência causada pelo aumento de uma unidade da respectiva variável sobre a inadimplência dos clientes, mantidas as demais variáveis constantes. Se observarmos o valor p dos coeficientes individuais das variáveis, concluímos que todos são significativos para o modelo (FREES, 1996).

Tabela 1. Coeficientes do modelo de previsão de inadimplência

	Coeficientes	p	Erro padrão	Razão de chance	Mín.	Máx.
Intercepto	0,6361	0,414	0,7781			
Valor em milhares de reais	-0,3560	0,002	0,1174	0,70	0,56	0,88
Idade	0,05093	0,001	0,01572	1,05	1,02	1,09
Quantidade de parcelas	-0,11588	0,017	0,04876	0,89	0,81	0,98

(Fonte: os autores, 2005)

Felipe Zambaldi, Mauricio de Moura, Francisco Aranha e Eduardo Ferreira

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 3,427, com 8 graus de liberdade e valor p de 0,905, indicando ajuste adequado do modelo aos dados amostrais (FREES, 1996).

Calcularam-se as probabilidades de adimplência para as 204 observações. 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 que evite perdas e procure não classificar clientes inadimplentes como adimplentes, mesmo que para isso sejam penalizados alguns adimplentes (THOMAS e STEPANOVA, 2002).

Se estabelecermos como ponto de corte a probabilidade de 68% de adimplência, serão classificados como adimplentes apenas aqueles clientes que tiverem tal probabilidade apontada pelo modelo como superior a esse ponto. Em percentuais ponderados pelas incidências de 90% de adimplentes e 10% de inadimplentes, observadas no universo total de clientes da Microinvest, identificamos corretamente no universo de clientes da empresa — com o ponto de corte selecionado em 68% — 6,51% como inadimplentes, errando apenas os 3,49% desses indivíduos que são inadimplentes, e os classificamos como adimplentes, o que representa um ganho em relação aos 10% de inadimplentes não identificados quando não se dispõe do modelo. No entanto, para conquistar tal ganho, penalizamos 27,86% de clientes no universo, que no caso são adimplentes, mas não seriam classificados como tal.

Como taxas de juros maiores atraem clientes mais arriscados (STIGLITZ e WEISS, 1981), os índices de inadimplência se elevam quanto maiores elas forem, conforme se observa na Tabela 2. O modelo auxilia, assim, a discriminar clientes quanto à 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 taxas. A Tabela 2 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 nesse universo e a proporção de penalização de clientes adimplentes imposta pelo ponto de corte selecionado para o modelo.

PESQUISA & DEBATE, SP, volume 16, número 2(28), pp. 309-331, 2005

A questão da seleção adversa no microcrédito produtivo orientado...

Tabela 2. Matriz de classificação por taxas de juros, com corte em 68% e percentuais ponderados

Taxas	Inadimplentes existentes	Inadimplentes identificados	Adimplentes penalizados
4,2	28%	18,22%	22,29%
3,9	14%	9,11%	26,62%
3,6	8%	5,21%	28,48%
3,3	2%	1,30%	30,33%

(Fonte: os autores, 2005)

A Tabela 3 apresenta informações equivalentes à Tabela 2 para três pontos de corte distintos para o modelo: 60%, 65% e 70%. Observa-se que o modelo permite a decisão de privilegiar o acerto de classificação dos inadimplentes sob a penalização de clientes adimplentes. Em programas de microcrédito produtivo orientado, essa decisão é relevante, pois os custos de realização de pequenos empréstimos em larga escala são altos, sobretudo quando comparados aos de empréstimos de valores mais expressivos (MOURA e DURKIN, 2003). Assim, evitar perdas é fundamental nesse mercado, pois se trata de uma medida de sustentabilidade dos programas, ameaçada quando experimentam aumentos de escala, já que o controle das atividades dos tomadores de crédito por parte dos agentes se torna de mais difícil execução (SCHONBERGER, 2001; MOURA e DURKIN, 2003).

Tabela 3. Matrizes de classificação por taxas de juros e pontos de corte; percentuais ponderados

Corte	Taxas	Inadimplentes existentes	Inadimplentes identificados	Adimplentes penalizados
60%				
	4,2	28%	12,32%	12,91%
	3,9	14%	6,22%	15,42%

cont.

Felipe Zambaldi, Mauricio de Moura, Francisco Aranha e Eduardo Ferreira

Corte	Taxas	Inadimplentes existentes	Inadimplentes identificados	Adimplentes penalizados
	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%				
	Taxas	Inadimplentes existentes	Inadimplentes identificados	Adimplentes penalizados
	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%

(Fonte: os autores, 2005)

Confirma-se, portanto, o caráter inclusivo do aumento da taxa de juros proposto por BECKER E MURPHY (2001); conforme a taxa de juros cresce, menor é a proporção de clientes adimplentes penalizados. Dessa 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.

PESQUISA & DEBATE, SP, volume 16, número 2(28), pp. 309-331, 2005

A questão da seleção adversa no microcrédito produtivo orientado...

6.2 Análise de sobrevivência

Foi aplicado o modelo de análise de sobrevivência à mesma amostra, utilizando-se as mesmas variáveis, e incluída como eixo de tempo a quantidade de dias que um cliente permaneceu em atraso. Para aqueles que não entraram em atraso, essa quantidade é igual a 0, considerando-se o pagamento como o evento de interesse e a ausência do pagamento a censura. Dessa forma, além da função de discriminação entre adimplentes e inadimplentes, o modelo possui o atributo de estimar o atraso para cada cliente.

A estimação do modelo de probabilidades proporcionais de Cox, por meio do uso do software SPSS (ver a Tabela 4), fornece evidências de que as variáveis idade, valor de empréstimo e quantidade de parcelas estão relacionadas ao tempo de permanência em atraso dos clientes da Microinvest.

Tabela 4. Estimativa do modelo de probabilidades proporcionais de Cox

	B	Erro padrão	Wald	DF	Sig.	Exp(b)	95,0% IC para Exp(b)	
							Mín.	Máx.
Parcelas	-0,137	0,029	23,053	1	0,000	0,872	0,824	0,922
Valor em milhares	-0,332	0,091	13,419	1	0,000	0,717	0,601	0,857
Idade	0,023	0,008	8,843	1	0,003	1,023	1,008	1,039

Fonte: os autores, 2005.

Do ponto de vista da análise discriminante, os resultados dos coeficientes e da razão de chance são coerentes com os da regressão logística, bem como suas significâncias, o que reforça a existência de evidências que influenciam as variáveis explicativas sobre a propensão à adimplência.

Para efeitos de ilustração da estimativa do tempo médio esperado para que ocorra quitação do plano desde a incidência de atraso, reaplicou-se às 204 observações da amos-

Felipe Zambaldi, Mauricio de Moura, Francisco Aranha e Eduardo Ferreira

tra a técnica de análise de sobrevivência, dessa vez utilizando-se as mesmas variáveis explicativas convertidas em variáveis categóricas, com as seguintes faixas: a) idade: até 39 anos, de 40 a 54 anos e acima de 54 anos; b) valor: até R\$ 1.500,00 e acima; e c) parcelas: até 6 meses e acima desse período. Os resultados seguem na Tabela 5.

Tabela 5. Estimativa do modelo de probabilidades proporcionais de Cox, com co-variadas categóricas

	B	Erro padrão	Wald	DF	Sig.	Exp(B)	IC de 95,0% para Exp(B)	
							Lower	Upper
Valor até R\$ 1.500,00	1,227	0,217	32,000	1	0,000	3,410	2,229	5,217
55 anos ou mais			10,184	2	0,006			
até 39 anos	-0,729	0,230	10,016	1	0,002	0,482	0,307	0,758
de 40 a 54 anos	-0,499	0,219	5,220	1	0,022	0,607	0,395	0,931
Até 6 parcelas mensais	0,644	0,200	10,343	1	0,001	1,905	1,286	2,821

Fonte: os autores, 2005.

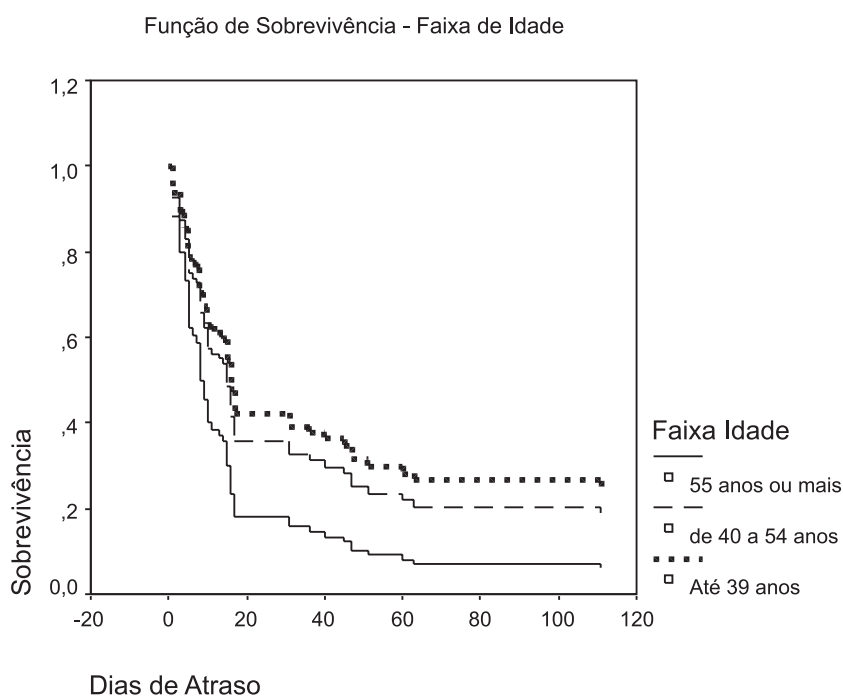
Considerados os 204 clientes da amostra, estima-se que aqueles que tomaram emprestados valores inferiores a R\$ 1.500,00 são 3,4 vezes mais propensos a quitar os empréstimos que os que tomaram mais que R\$ 1.500,00 (com intervalo de confiança de 95% estimado entre 2,2 e 5,2). Os clientes que contrataram pagamentos em até 6 parcelas são 1,9 vez mais propensos a quitar seus empréstimos que aqueles que incorreram em contratos mais longos (com intervalo de confiança de 95% estimado entre 1,28 e 2,8). Por sua vez, a razão de propensão ao pagamento entre clientes com

A questão da seleção adversa no microcrédito produtivo orientado...

39 anos ou menos em relação àqueles com 55 anos ou mais é de apenas 0,48 (com intervalo de confiança de 95% estimado entre 0,3 e 0,76), e a dos clientes com idade entre 40 e 54 anos em relação àqueles com 55 ou mais é de 0,6 (com intervalo de confiança de 95% estimado entre 0,39 e 0,93). Essas conclusões, para cada variável, aplicam-se sob a condição de que se mantenham todas as demais variáveis inalteradas.

As considerações acima também podem ser observadas nas curvas de sobrevivência dos gráficos 1, 2 e 3, que demonstram os tempos estimados em dias de atraso para as faixas de cada variável.

Gráfico 1. Função de sobrevivência para faixa de idade

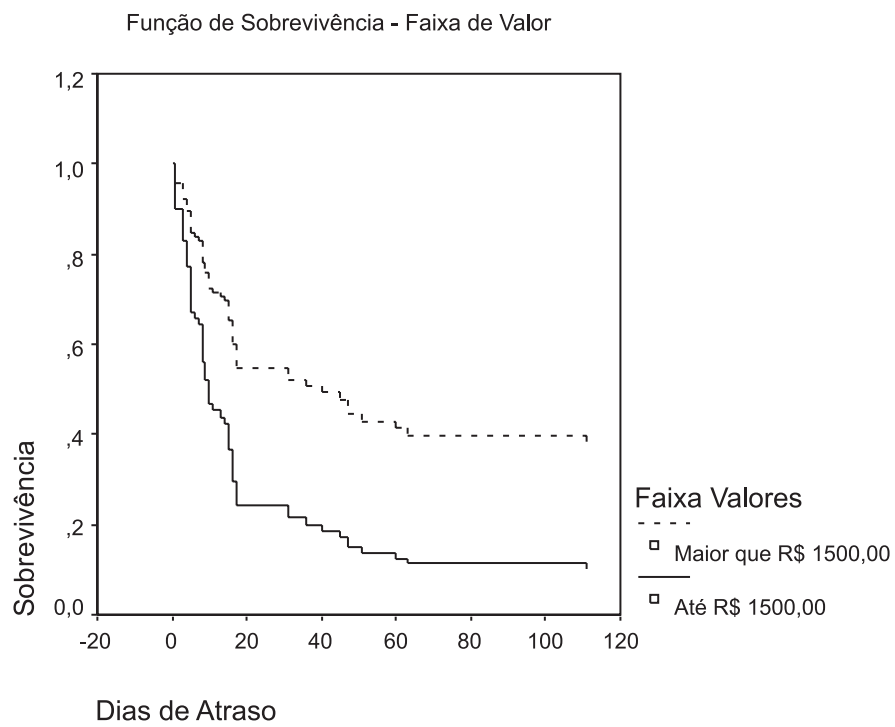


Fonte: os autores, 2005.

PESQUISA & DEBATE, SP, volume 16, número 2(28), pp. 309-331, 2005

Felipe Zambaldi, Mauricio de Moura, Francisco Aranha e Eduardo Ferreira

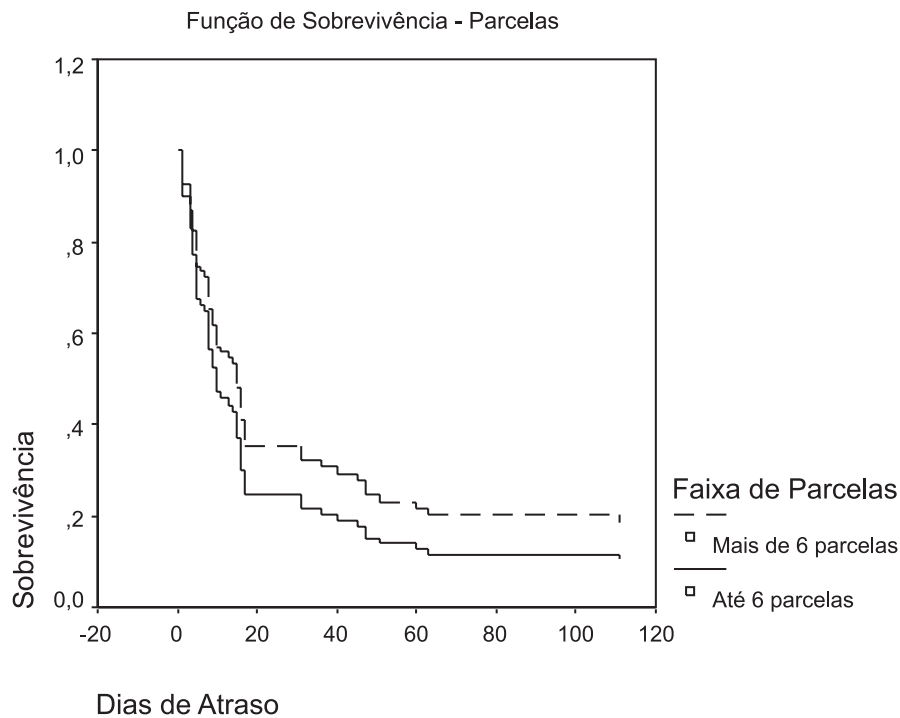
Gráfico 2. Função de sobrevivência para faixa de valor



Fonte: os autores, 2005.

A questão da seleção adversa no microcrédito produtivo orientado...

Gráfico 3. Função de sobrevivência para faixa de parcelas mensais



Fonte: os autores, 2005.

Há evidências de que a propensão à quitação dos empréstimos aumenta significativamente com a idade e decresce significativamente com o valor e a duração dos planos de empréstimo. Finalmente, os gráficos permitem estimar que o tempo médio de permanência em atraso, para clientes mais velhos e cujos planos são mais curtos e com valores menores, é de menor duração que aquele para clientes mais novos, com contratos mais longos e montantes mais elevados. O tempo médio não é simplesmente a média dos tempos de vida observados, pois são consideradas as censuras.

7. Considerações finais

Em um contexto de potencial inovação em gestão e adaptação mercadológica apresentado por pequenos empreendimentos (SCHUMPETER, 1961), o crédito exerce papel fundamental para a atividade microempreendedora (CAVALCANTE, 2002). Embora 93% do total dos estabelecimentos empregadores brasileiros em 2000 fossem empresas de micro e pequeno porte (SEBRAE, 2000), observa-se significativo desequilíbrio entre a demanda e a oferta de microcrédito produtivo (CHRISTEN, 2001) no país. Entre as razões para esse fenômeno está a carência de modelos de previsão do risco de inadimplência para o público empreendedor de baixa renda (PINHEIRO e MOURA, 2001), o que evidencia a necessidade de modelagem aplicada a essa finalidade (MOURA e DURKIN, 2003).

No presente artigo, foi desenvolvido um modelo preditivo de inadimplência para clientes da Microinvest, cujos principais resultados foram: avaliação do impacto e influência do prazo estabelecido para o pagamento e do montante financiado na previsão do risco de inadimplência; e quantificação da contribuição do incremento de idade na probabilidade de adimplência. Destaca-se particularmente a contribuição do estudo em relação à estimativa do tempo que um cliente venha a incorrer em atraso até a observação do pagamento, proporcionada pela aplicação da técnica de análise de sobrevivência, cujo potencial de inovação em estudos de previsão de adimplência é dado em função de sua capacidade em estimar o tempo de ocorrência do evento de interesse (THOMAS e STEPANOVA, 2002).

Ao relacionar 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 clarificar uma estratégia de expansão da oferta de microcrédito com controle de risco. 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.

Do ponto de vista teórico, a utilização da técnica de análise de sobrevivência permite calcular uma medida válida de impacto das variáveis presentes no modelo e comprovar importantes efeitos apontados pela teoria. Do ponto de vista gerencial, o conhecimento do tempo em atraso de pagamento dos clientes, em função das variáveis propostas, permite estimar sua rentabilidade e fornece um possível indicador de avaliação dos esforços de gestão de risco do programa.

Dadas as limitações cadastrais desse público empreendedor, informal em sua maioria, não foi possível utilizar dados relativos a questões intrinsecamente empreen-

dedoras, 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 desses dados.

Referências Bibliográficas

- ARRUDA, K. F. O marco legal do terceiro setor e o microcrédito. *Revista de Administração Municipal*, IBAM, ano 46, n. 229, p. 10-13, mai./jun. 2001.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. Microcrédito - Bases Teóricas de Discussão, Auto-Sustentabilidade e Políticas Públicas In: III SEMINÁRIO BANCO CENTRAL SOBRE MICROFINANÇAS, 2004, Goiânia. Anais... Goiânia: [s.n], 2004.
- BARNES, C. Microfinance program clients and impact: an assessment of Zambuko Trust, Zimbabwe. *AIMS Paper*, 2001.
- BECKER, G.; MURPHY, K. M. *Social economics: market behavior in a social environment*. Cambridge, Massachusetts: Harvard University Press, 2001.
- BUETT, T. *Técnicas de gestão microfinanceira*. [S.l.]: PDI/BNDES, 2002.
- BRUSKY, B. e FORTUNA, J. P. Entendendo a demanda para microfinanças no Brasil: um estudo qualitativo de duas cidades. [S.l.]: PDI/BNDES, 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*. 2002. (121 p.) Dissertação de Mestrado em Administração Pública e Governo – Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo.
- CHRISTEN, R. P. *Commercialization and mission drift: the transformation of microfinance in Latin America*. [S.l.]: CGAP, 2001.
- FELDMAN, M. P.; AUDRETSCH, D. B. Innovation in cities: science based diversity, specialization and localized competition. *European Economic Review*, (Volume 43, Issue 2), p. 409-429, February, 1999.
- FREES, E.H. *Data analysis using regression models: the business perspective*. [S.l.]: Prentice Hall, 1996.
- GALLAGHER, T.; DUDLEY, D.; ARAÚJO, A. C.; CORREA, V.; FORTUNA, J.; BOTELHO, R. *O mercado de crédito para pessoas de baixa renda no município do Rio de Janeiro*. Rio de Janeiro: DAI-Brasil/APD-Rio, 2002.
- GOLDMARK, L; POCKROSS, S.; VECHINA, D. *A situação de microfinanças no Brasil*. [S.l.]: PDI/BNDES, 2000.
- HAUS, P.; WINOGRAD, A.; SALLES, R. *Regulation of microfinance in Brazil*. [S.l.]: PDI/BNDES, 2002.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. *IBGE regional accounts*. [S.l.], 1999.

Felipe Zambaldi, Mauricio de Moura, Francisco Aranha e Eduardo Ferreira

- JANSSON, T.; TABORGA, M. *The Latin American microfinance industry: how does measure up?* Washington, D.C.: Inter-American Development Bank, 2002.
- KHANDLER, S.R. *Grameen bank: performance and sustainability*. [S.l.]: The World Bank, 1995.
- LUCAS, R. On the mechanism of economics development. *Journal of Monetary Economics*, 22(1), 1988. (Volume 22, Issue 1)
- MEZZERRA, J. Microcredit in Brazil: the gap between supply and demand. *Microbanking Bulletin*, Nov. 2002.
- MOURA, M. J. S.; DURKIN, S. An empirical analysis of the Bank of Northeast experience. *University of Chicago Social Sciences Magazine*, Sep. 2003.
- ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS. Message on the launch of the international year of microcredit. *Assembléia-Geral da ONU*, nov. 2004.
- PEPALL, J. Bangladeshi women and the Grameen bank. *Science from the Developing World*, 4 (NÚMERO 4), Aug. 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.
- RHYNE, E. *Mainstreaming microfinance: how lending to the poor began, grew, and came of age in Bolivia*. West Hartford, Connecticut: Kumarian Press, 2001.
- ROBINSON, M. S. *The microfinance revolution: sustainable finance for the poor*. [S.l.]: The World Bank, 2001.
- ROCHA, F. G. Microcrédito: o caso do Vivacred. *Revista de Administração Municipal*, IBAM, ano 46, n. 229, p. 21-26, mai./jun. 2001.
- SCHONBERGER, S. Microfinance prospects in Brazil. *Sustainable Development Working Paper*, The World Bank, 2001.
- SCHUMPETER, J.A. *Teoria do desenvolvimento econômico*. Rio de Janeiro: Editora Fundo de Cultura, 1961.
- SEBRAE. *Micro e pequena empresa no Brasil: dados gerais sobre o segmento empresarial*. [S.l.], 2000.
- SEBRAE-SP / FIPE. *A questão do financiamento nas MPEs do estado de São Paulo*. São Paulo, 1999.
- SEN, A. The concept of development. *Handbook of Development Economics*, v. 1, Edited by H. Chenerey and T.N. Srinivasan, 1988.
- SINCICH, T. *Business statistics by example*. [S.l.]: Prentice Hall, 1996.
- STIGLITZ, J.; WEISS, A. Credit rationing in markets with imperfect information. *American Economic Review*, v. 71, p. 393-410, 1981.
- TASIC, I. Crédito às micro e pequenas empresas: assimetria de informação e análise da realidade brasileira. In: PRÊMIO IPEA 40 ANOS, 2004, (Brasília). (Este trabalho ainda não foi publica-

PESQUISA & DEBATE, SP, volume 16, número 2(28), pp. 309-331, 2005

A questão da seleção adversa no microcrédito produtivo orientado...

do em livro, mas o será no ano que vem. Foi premiado pelo IPEA e há um link para o arquivo no site <http://www.ipea.gov.br/SobreIpea/40anos/vencedores40anos.htm>)

THOMAS, L. C.; STEPANOVA, M. Survival analysis methods for personal loan data. *Operations Research*, v. 50, n. 2, p. 277-289, 2002.

TOSCANO, I. *Microcrédito: uma filosofia de mudança*. São Paulo, mimeo, 2001.

WRIGHT, G. A. N. The impact of microfinance services: increasing income or reducing poverty. *Journal of Small Enterprise Development*, IT Publications, UK, v. 10, n. 1, 1999.

PESQUISA & DEBATE, SP, volume 16, número 2(28), pp. 309-331, 2005