

MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA PARA ANÁLISE DE RISCO DE CRÉDITO EM UMA INSTITUIÇÃO DE MICROCRÉDITO PRODUTIVO ORIENTADO

Cleyton de Oliveira Ritta¹

Marcelo Christiano Gorla²

Nelson Hein³

RESUMO: O presente trabalho tem por objetivo geral identificar os benefícios de um modelo de regressão logística para análise de risco de crédito em uma instituição de microcrédito produtivo. Para atingir tal objetivo realizou-se uma pesquisa descritiva com abordagem quantitativa por meio de pesquisa de levantamento e documental com dados primários. A técnica estatística empregada para construção do modelo de análise de risco de crédito foi a Regressão Logística. Os resultados apontaram que o modelo proposto foi significativo para classificação de clientes com o percentual de acerto de 70%. O modelo estima que quando o cliente que mora com familiares ou em residência cedida, possui empresa constituída, busca uma quantidade maior de parcelas para pagamento do empréstimo e destina os recursos para o capital de giro aumentam as chances de inadimplência. Conclui-se que os benefícios para a gestão e análise de crédito foram principalmente a construção de um instrumento estatístico de apoio à avaliação de risco de crédito, a identificação de fatores que influenciam o risco de inadimplência nas operações financeiras e a descrição didática das etapas de elaboração de um modelo de *Credit Scoring*.

Palavras-chave: Análise de crédito. *Credit scoring*. Microcrédito.

¹ Doutorando em Ciências Contábeis e Administração (FURB), Mestrado em Contabilidade (UFSC), Fundação Universidade Regional de Blumenau (FURB), Santa Catarina, Brasil. E-mail: cleytonritta@gmail.com.

² Doutorando em Ciências Contábeis e Administração (FURB), Mestrado em Ciências Contábeis (FURB), Fundação Universidade Regional de Blumenau (FURB), Santa Catarina, Brasil. E-mail: gorlacontabil@yahoo.com.br.

³ Pós-Doutorado em Contabilometria (*Anderson School of Management* da Universidade do Novo México – EUA), Pós-Doutorado em Matemática Aplicada (Associação Instituto Nacional de Matemática Pura e Aplicada - IMPA), Doutor em Engenharia da Produção (UFSC), Professor do Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (FURB), Fundação Universidade Regional de Blumenau (FURB), Santa Catarina, Brasil. E-mail: hein@furb.br.

1 INTRODUÇÃO

Uma grande dificuldade para os pequenos empreendimentos brasileiros se desenvolverem é o difícil acesso ao crédito. Esta situação é fruto de vários fatores tais como o número limitado de linhas de crédito específicas, taxas de juros elevadas e pouca atenção das instituições financeiras para esse segmento. Santos e Ferreira (2009) corroboram ao acrescentar outros motivos como falta de informações gerenciais, dificuldade no oferecimento de garantias reais, permanência na informalidade e receio de endividamento como condicionantes para o baixo acesso ao crédito pelos empreendedores.

Neste contexto, surge a figura do microcrédito, como alternativa para os empreendedores captarem recursos de modo mais acessível, e como estímulo à geração de emprego e renda. Para Gulli (1998), o microcrédito consiste em serviços financeiros de pequena escala que envolve valores baixos de captação. Em contrapartida, Schreiner (2001) não considera sua definição pelo valor cedido, mas sim pelo fato de que o crédito é concedido a pessoas de baixa renda ou a pequenos negócios. Por sua vez, Barone et al., (2002) observam que o microcrédito é a concessão de crédito de baixo valor a pequenos empreendedores informais e a pequenas empresas que não possuem acesso ao sistema bancário tradicional. Então, percebe-se que os fatores valores baixos recursos, pessoas de baixa renda e pequenos negócios, caracterizam a natureza do microcrédito como instrumento de apoio ao desenvolvimento econômico.

Na América Latina há muitas experiências de criação de programas para prover microcrédito como: *Banco Sol*, *Caja Los Andes*, *PRODEM*, *FIE* e *Sartawi* na Bolívia; a *Caja Social* na Colômbia; *ADOPEM* na República Dominicana; a *Financiera Calpiá* em El Salvador; *Compartamos* no México; e *MiBanco* no Peru (NERI; MEDRADO, 2010).

No Brasil, as operações de microcrédito concentram-se, principalmente, em Organizações da Sociedade Civil de Interesse Público (OSCIP) que atuam como instituições de microcrédito produtivo orientado para empreendedores de pequeno porte.

Deste modo, tem-se a seguinte pergunta de pesquisa: Quais são os benefícios de um modelo de regressão logística para análise de risco de crédito em uma instituição de microcrédito produtivo orientado? Para responder tal pergunta, o presente trabalho tem por objetivo identificar os benefícios de um modelo de regressão logística para análise de risco de crédito em uma instituição de microcrédito produtivo.

Estudos anteriores também investigaram a temática sobre a aplicação do modelo de regressão logística para análise de risco de crédito em instituições que oferecem microcrédito. Na literatura destacam-se os autores Bertucci, Guimarães e Bressan (2003), Araújo e Carmona (2007), Camargos et. al. (2010), Camargos, Camargos e Araújo (2012) e Alves e Camargos (2014).

Sendo assim, a presente pesquisa corrobora com os estudos anteriores e se justifica devido à crescente importância do microcrédito no âmbito financeiro e econômico do país. Pois é uma modalidade de crédito que possibilita alternativas de captação de recursos para os pequenos empreendedores e que contribui para seu próprio desenvolvimento e, também, da sociedade. Para a organização em estudo, os resultados da pesquisa servirão como apoio na busca da solidez nos negócios, com vistas a garantir a longevidade das operações e o fomento de um maior número de pequenos empreendedores da região.

O trabalho se desenvolve após esta introdução, numa segunda seção relativa ao referencial teórico que aborda aspectos sobre crédito, microcrédito e estudos anteriores. Na sequência, a seção 3 apresenta os procedimentos metodológicos aplicados no estudo, e, posteriormente, são relatados os achados e análises na seção 4. Por fim, a conclusão apresenta o alcance dos objetivos e da resposta da questão problema, além de expor recomendações para novas pesquisas.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esta seção apresenta aspectos sobre análise de crédito, microcrédito e estudos anteriores.

2.1 Análise de crédito

Uma das formas mais antigas de risco nas operações do mercado financeiro é o risco de crédito. Para Bessis (1998, p. 81), a definição do risco de crédito é a perda no evento de não pagamento do devedor ou no evento de deterioração da qualidade do crédito do devedor. Segundo Chinelatto Neto, Felício e Campos (2007), o risco de crédito é a possibilidade de ocorrerem perdas provocadas pela incerteza sobre o recebimento de certa quantia entregue por empréstimo a um devedor.

Nas instituições financeiras, a atividade de concessão de crédito é função primária, sendo que os principais tipos de operações de crédito são as operações de empréstimos,

financiamentos, adiantamentos de câmbio, dentre outros serviços de intermediação financeira (CAMARGOS; CAMAROGOS; ARAÚJO, 2012). Logo, o risco de crédito se configura como elemento relevante para a sustentabilidade dessas instituições.

A análise de crédito envolve diversos fatores qualitativos e quantitativos como, por exemplo: as características pessoais do cliente, valor de renda, valor de patrimônio, tipos de garantias oferecidas e entre outros. Segundo Ribeiro, Zani e Zanini (2009), os pontos qualitativos na análise de crédito estariam baseados nos cinco C's do crédito (capacidade, caráter, capital, condições e colateral); enquanto os itens quantitativos a serem avaliados utilizariam modelos estatísticos para auxiliar na decisão de crédito.

Os modelos estatísticos, também conhecidos como *Credit Scoring*, são instrumentos gerenciais que convertem as características qualitativas e quantitativas dos tomadores de crédito em um valor numérico (score). Tais modelos visam à segregação de características que possibilitam classificar perfis de adimplência ou inadimplência nas operações de crédito (LEWIS, 1992; SICSÚ, 2010).

Os resultados dos modelos estatísticos servem como apoio à análise de crédito, pois seus resultados mostram a probabilidade de ocorrer, ou não ocorrer, a inadimplência. Cabe a cada organização avaliar as condições envolvidas na operação em conjunto com a pontuação de crédito identificada no modelo. A análise global de crédito deve ter bases sólidas para minimizar a inadimplência e, conseqüentemente, a perda do crédito.

2.2 Microcrédito

A primeira manifestação do microcrédito ocorreu no sul da Alemanha em 1846 por uma Associação do Pão. Tal associação foi criada por Raiffeisen, um pastor, que após um rigoroso inverno percebeu que os fazendeiros locais se encontravam endividados e por isso resolveu ceder-lhes farinha de trigo. A fim de que com a fabricação e comercialização do produto final, os fazendeiros conseguissem obter capital de giro. Ao longo tempo a associação desenvolveu-se e se transformou em uma cooperativa de crédito para a população mais desprivilegiada (SILVEIRA FILHO, 2005).

No Brasil, os programas de microcrédito atendem as pequenas empresas ou negócios individuais, nos quais os proprietários trabalham diretamente nos empreendimentos, acumulando as funções de produção, comercialização e gestão. Esses negócios geralmente possuem poucos recursos financeiros e patrimoniais, além de apresentarem aspecto

tecnológico rudimentar; traduzindo-se, de modo geral, como a principal fonte de rendimento para as famílias (PASSOS et al., 2002).

Um momento importante para o microcrédito brasileiro foi no ano de 2005 com a publicação da Lei n. 11.110 que cria o Programa Nacional de Microcrédito Produtivo Orientado (PNMPO) e define o microcrédito produtivo e orientado como uma metodologia própria, baseada no acompanhamento técnico nas etapas da contratação do crédito, da aplicação do dinheiro pelo microempreendedor e o recebimento do mesmo por parte da instituição.

Para Santos e Borges (2013), o conceito de microcrédito produtivo é para atender as necessidades financeiras de pessoas físicas e jurídicas nas atividades produtivas de pequeno porte. A metodologia do Microcrédito Produtivo Orientado (MPO) está baseada no relacionamento direto entre os empreendedores e a instituição de crédito, com o objetivo de fomentar a produção e oferecer recursos financeiros de pequeno montante com taxa de juros mais acessíveis.

Segundo Silveira Filho (2005), a análise de crédito nas operações de microcrédito se fundamenta no agente de crédito e na sua percepção e habilidade de avaliar seu cliente. Em muitas situações, a concessão de microcrédito não exige garantias reais nas operações. Para Kwitko (1999), os principais aspectos considerados na análise de risco na concessão de microcrédito dizem respeito aos C's do crédito que, basicamente, nas instituições de microcrédito busca-se identificar e compreender as características dos empreendedores e da funcionalidade de seus negócios.

A estrutura da área de microfinanças é composta por dois grupos. O primeiro grupo são as instituições que atendem diretamente o empreendedor com a oferta de microcrédito ou demais operações de pequeno porte. Têm-se como exemplos: Cooperativas de Crédito, Agências de Fomento, Sociedades de Crédito ao Microempreendedor e Organizações da Sociedade Civil de Interesse Público. O segundo grupo são as instituições que fornecem capacitação, apoio técnico e recursos financeiros para as instituições do primeiro grupo. Têm-se como exemplos os bancos e agências de desenvolvimento, tipo Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES).

Para fins deste estudo, a organização foco da pesquisa pertence ao primeiro grupo e se caracteriza como uma Organização da Sociedade Civil de Interesse Público (OSCIP) que

oferece microcrédito produtivo orientado para pessoas que trabalham de modo autônomo e para microempresas da região sul de Santa Catarina.

2.3 ESTUDOS ANTERIORES

Os modelos estatísticos de análise de risco de crédito destacam-se na literatura de gestão, principalmente, para empresas e instituições financeiras de grande porte. Por isso, o presente estudo contribui com o tema, no sentido de identificar os benefícios da aplicabilidade de modelos estatísticos na avaliação risco de crédito em pequenos negócios, como também realizaram os autores apresentados a seguir.

Os autores Bertucci, Guimarães e Bressan (2003) verificaram as características dos empreendedores e das empresas de micro e pequeno porte no Estado de Minas Gerais no que tange aos fatores que podem influenciar a inadimplência nos financiamentos concedidos pelo Banco de Desenvolvimento de Minas Gerais no programa GERAMINAS. Para a análise dos dados utilizou-se técnica estatística de Regressão Logística. Os resultados mostraram que o modelo classificou corretamente 66,62% das empresas; e que quanto maior a proporção de aplicação dos recursos em investimentos fixos, maiores são as chances de inadimplência dos empreendedores.

Araújo e Carmona (2007) avaliaram a possibilidade de aplicação de modelo de *Credit Scoring* em uma instituição de microcrédito denominada Fundo Rotativo de Ação da Cidadania – Cred Cidadania. A técnica estatística empregada na construção do modelo foi Regressão Logística. Os resultados mostraram que o modelo obtém desempenho satisfatório com percentual de classificação correta dos clientes de cerca de 80%; e os fatores que contribuem para a redução da inadimplência foram o valor do empréstimo e tempo de funcionamento do negócio.

Camargos et al. (2010) analisaram os fatores condicionantes da inadimplência nos processos de financiamentos concedidos pelo Banco de Desenvolvimento de Minas Gerais no programa GERAMINAS para as micro e pequenas empresas. Para a análise dos dados aplicou-se a técnica estatística de Regressão Logística. Os resultados apontaram os seguintes fatores como condicionantes da inadimplência: a) maior porte (pequena \times micro); b) atuação em um mercado com baixas oportunidades; c) setor industrial, quando comparado com o comercial e de serviços; d) pouco tempo de atividade da empresa; e) nível de informatização intermediário e gerenciamento por sócios possuidores do diploma de segundo grau; f) valor

dos bens do avalista; g) experiência do sócio no negócio; h) uso dos recursos obtidos no financiamento como capital de giro; e i) valor do faturamento da empresa.

Camargos, Camargos e Araújo (2012) identificaram os fatores condicionantes da inadimplência em financiamentos para micro e pequenos empresários de uma instituição financeira pública do estado de Minas Gerais. A técnica estatística utilizada foi a Regressão Logística para o desenvolvimento de um modelo de *Credit Scoring*. Os resultados evidenciaram que o modelo final classificou corretamente 88,5% das empresas; e os fatores que contribuem para a redução da inadimplência são o valor dos bens do avalista em relação ao financiamento, o valor dos investimentos fixos e o tempo de atividade da empresa.

Alves e Camargos (2014) verificaram 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). Para a análise dos dados foi utilizada a técnica de Regressão Logística. Os resultados evidenciaram que o modelo foi eficaz no alcance dos objetivos propostos, com probabilidade de previsão correta de 83,68%; e os fatores que contribuem para a redução da inadimplência são: maior nível de escolaridade, gênero feminino, casado, maior tempo de existência e informalidade do negócio; contratos de renovação do crédito e valor do financiamento.

3 MÉTODO DE PESQUISA

Esta seção descreve o enquadramento metodológico e os procedimentos de coleta e análise dos dados.

3.1 Enquadramento metodológico

Para identificar os benefícios de um modelo de regressão logística para análise de risco de crédito em uma instituição de microcrédito produtivo orientado realiza-se uma pesquisa descritiva com abordagem quantitativa por meio de pesquisa de levantamento e documental com dados primários.

A pesquisa é descritiva, pois descreve as características dos empreendedores que captaram recursos em uma instituição de crédito solidário. Para Martins (2002, p. 36), esse tipo de pesquisa "tem como objetivo a descrição das características de determinada população ou fenômeno, bem como o estabelecimento de relações entre as variáveis".

A abordagem do problema de pesquisa caracteriza-se como quantitativa, uma vez que mensura a relação de aspectos pessoais e de negócio dos empreendedores para verificar a probabilidade de risco de crédito. Segundo Martins e Theóphilo (2009), nas pesquisas quantitativas os dados e evidências são coletados para serem quantificados e preparados para aplicação de testes ou técnicas estatísticas para a compreensão do fenômeno.

A pesquisa configura-se com estudo de levantamento ou *survey*, nos empreendedores que captaram recursos financeiros em uma organização de microcrédito produtivo orientado. Neste tipo de pesquisa, segundo Martins e Theóphilo (2009, p. 60), “o pesquisador deseja responder a questões acerca da distribuição de uma variável ou das relações entre características de pessoas ou grupos”.

O instrumento de coleta é a pesquisa documental (MARTINS; THEÓPHILO, 2009, p. 88) nas informações disponibilizadas no cadastro socioeconômico dos empreendedores. A pesquisa documental ocorre em “material que não foi editado, como cartas, memorandos, correspondências de outros tipos, avisos, agendas, propostas, relatórios, estudos, avaliações etc.”

3.2 Procedimentos de coleta e análise dos dados

A instituição investigada é uma Organização da Sociedade Civil de Interesse Público (OSCIP) que oferece microcrédito para pessoas que trabalham de modo autônomo e para microempresas da região sul de Santa Catarina. Sua constituição ocorreu no mês de maio de 1999 sob a coordenação da Agência de Fomento do Estado de Santa Catarina S/A – BADESC. Desde o início das atividades, a instituição já viabilizou mais de R\$ 43 milhões para a economia regional, com cerca de 14.570 operações realizadas com microempreendedores da região. Os empréstimos disponibilizados são destinados para implantação de novos negócios, ampliação de negócios existentes e para capital de giro.

Para a coleta de dados, primeiramente, verificou-se no sistema de gestão os dados cadastrais dos clientes, histórico da operação e situação de crédito dos clientes ativos até a data base de 31/07/2014. As variáveis selecionadas para o estudo são expostas no Quadro 1.

Quadro 1 – Variáveis da pesquisa

Características Pessoais do Empreendedor		Características da Operação/Empreendimento	
Gênero (GE)	Feminino (0)	Situação de crédito (SC)	Adimplente (0)
	Masculino (1)		Inadimplente (1)

Características Pessoais do Empreendedor		Características da Operação/Empreendimento	
Estado civil (EC)	1 – Outros (1-Sim; 0-Não)	Local do Empreendimento (LE)	1 – Outros (1-Sim; 0-Não)
	2 – Solteiro (1-Sim; 0-Não)		2 – Alugado (1-Sim; 0-Não)
	3 – Casado (1-Sim; 0-Não)		3 – Próprio (1-Sim; 0-Não)
Formação Escolar (FE)	1 – Fundamental (1-Sim; 0-Não)	Objetivo do Empréstimo (OE)	1 – Giro (1-Sim; 0-Não)
	2 – Médio (1-Sim; 0-Não)		2 – Fixo (1-Sim; 0-Não)
	3 – Superior (1-Sim; 0-Não)		3 – Misto (1-Sim; 0-Não)
Moradia (MO)	1 – Outros (1-Sim; 0-Não)	Constituição do Empreendimento (CE)	Informal (0)
	2 – Alugada (1-Sim; 0-Não)		Formal (1)
	3 – Própria (1-Sim; 0-Não)	Valor do Empréstimo (VE)	Em R\$
Dependentes (DE)	Em número	Valor da Parcela (VP)	Em R\$
Idade (ID)	Em anos	Parcelas (PA)	Quantidade de parcelas mensais
Valor da Renda (VR)	Em R\$		

Fonte: Elaborado pelos autores

O banco de dados da organização apresentou 2.694 clientes ativos. Para a seleção da amostra foram realizadas as exclusões de: 1º) 1.094 clientes por não conterem o registro da data de nascimento; 2º) 61 clientes por não apresentarem o registro do valor da parcela; 3º) 205 clientes por não possuírem o registro das variáveis: Formação Escolar, Local do Empreendimento e Constituição do Empreendimento; e 4º) 4 clientes por terem como registro de valor de empréstimo R\$ 1,00. Por fim, a amostra da pesquisa totalizou 1.250 clientes.

Para a construção do modelo de análise de crédito empregou-se a técnica estatística de Regressão Logística. Segundo Fávero et al. (2009, p. 440), “ a regressão logística é uma técnica estatística utilizada para descrever o comportamento entre uma variável dependente binária e variáveis independentes métrica e não métricas”. O fato da variável dependente ser binária (0 ou 1) possibilita associações de classificação dos fenômenos, como por exemplo rejeitar (0), e, ou aceitar (1) e, também, interpretações em termos de probabilidade de chance do fenômeno investigado ocorrer ou não ocorrer (DIAS FILHO; CORRAR, 2007).

Por isso, a regressão logística é muito utilizada para modelagem de análise de risco de crédito (*Credit Scoring*), pois possibilita estimar a probabilidade de classificação prévia de clientes como adimplente (0) ou (1) inadimplente.

De acordo com as variáveis descritas no Quadro 1, estima-se com a Equação 1 de regressão logística.

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (1)$$

sendo:

$$Z = \beta_0 + \beta_1GE_1 + \beta_2EC1_2 + \beta_3EC2_3 + \beta_4EC3_4 + \beta_5FE1_5 + \beta_6FE2_6 + \beta_7FE3_7 + \beta_8MO1_8 + \beta_9MO2_9 + \beta_{10}MO3_{10} + \beta_{11}DE_{11} + \beta_{12}ID_{12} + \beta_{13}VR_{13} + \beta_{14}LE1_{14} + \beta_{15}LE2_{15} + \beta_{16}LE3_{16} + \beta_{17}OE1_{17} + \beta_{18}OE2_{18} + \beta_{19}OE3_{19} + \beta_{20}CE_{20} + \beta_{21}VE_{21} + \beta_{22}VP_{22} + \beta_{23}PA_{23} + \varepsilon$$

Na Equação 1, de regressão logística, o valor de P significa a probabilidade de ocorrer a inadimplência, ou seja, de o valor de Y ser 1. Os coeficientes das variáveis independentes (β) representam as variações em unidades que impactam o valor de P (logaritmo da razão de chance). A variável dependente é a Situação de Crédito (SC) do cliente classificado como: 0 – Adimplente, quando o cliente não possui parcelas em atraso e 1 – Inadimplente, quando o cliente possui uma ou mais parcelas em atraso. As variáveis independentes representam um conjunto de variáveis qualitativas e quantitativas que podem influenciar a inadimplência.

O software utilizado para análise de dados foi o SPSS® (*Software Statistical Package for the Social Science*) versão 21. Para a técnica e testes estatísticos adotou-se um nível de significância de 0,05 (*sig.* < 0,05).

4 DESCRIÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Esta seção, inicialmente, apresenta as características dos empreendedores e dos empreendimentos e, por fim mostra os resultados do modelo estatístico para análise de risco de crédito.

4.1 Características dos empreendedores e dos empreendimentos

A Tabela 1 evidencia que a maior parte das operações concentra-se no público de: gênero - masculino (53,76%), estado civil - casado e solteiro, cada qual com (45,92%), com formação escolar de ensino médio (52,24%) e moradia própria (76,88%). A maioria dos empreendimentos apresenta uma situação de crédito adimplente (61,60%), não possui local próprio ou alugado para as atividades do empreendimento/Outros (46,00%) e tem registro comercial (54,08%). A maior parcela dos recursos captados foi destinada para os investimentos fixos (49,28%).

Tabela 1 – Características qualitativas das operações de crédito

Variáveis	Qtde.	%	Variáveis	Qtde.	%
Gênero	1.250	100,00	Situação do Crédito	1.250	100,00
Feminino	578	46,24	Adimplente	770	61,60
Masculino	672	53,76	Inadimplente	480	38,40
Estado civil	1.250	100,00	Local do Empreendimento	1.250	100,00

Variáveis	Qtde.	%	Variáveis	Qtde.	%
Outros	102	8,16	Outros	575	46,00
Solteiro	574	45,92	Alugado	253	20,24
Casado	574	45,92	Próprio	422	33,76
Formação Escolar	1.250	100,00	Finalidade do Empréstimo	1.250	100,00
Fundamental	393	31,44	Giro	546	43,68
Médio	653	52,24	Fixo	616	49,28
Superior	204	16,32	Misto	88	7,04
Moradia	1.250	100,00	Constituição do Empreendimento	1.250	100,00
Outros	159	12,72	Informal	574	45,92
Alugada	130	10,40	Formal	676	54,08
Própria	961	76,88			

Fonte: Elaborada pelos autores

Os resultados da Tabela 1 mostram que os empreendedores buscam recursos para o giro das operações (43,68%), principalmente para sanar dificuldades de caixa, comprar de matéria-prima e realizar pagamento de fornecedores; e para investimentos fixos (49,28%) no que tange à aquisição de máquinas e equipamentos e reformas na infraestrutura do local do empreendimento, com vistas à melhoria nos processos produtivos.

A Tabela 2 evidencia as características quantitativas das operações de crédito.

Tabela 2 – Características quantitativas das operações de crédito

Variáveis	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Idade	33	32	6,56	19	45
Renda	1.765,45	1500,00	1150,87	100,00	15.000,00
Dependentes	0,76	0	0,92	0	5
Valor Emprestado	8.413,88	5.100,00	8.198,42	600,00	40.800,00
Valor da Parcela	593,34	428,57	625,05	59,50	13.598,20
Parcelas	22	24	14,04	2	126

Fonte: Elaborada pelos autores

Os empreendedores possuem em média: a) idade de 33 anos, b) renda de R\$ 1.765,45, c) 1 dependentes, d) empréstimo no valor de R\$ 8.413,88; e) valor de parcela de R\$ 593,34; e f) empréstimos com 22 parcelas mensais. As variáveis Idade, Renda, Dependentes, Valor Emprestado e Valor de Parcela têm média superior à mediana (assimetria positiva); indicando maior frequência de dados com valores menores em relação à média. Os resultados, também, apontam que os empreendedores são pessoas de perfil jovem, com baixo número de dependentes e optam pelo prazo de pagamento em até 24 meses, na maioria dos casos.

4.2 Modelo Credit Scoring

Para a aplicação da técnica de regressão logística, todos os 1.250 casos da amostra foram validados e utilizados. Os casos totalizam em 770 (61,60%) como adimplentes e em 480 (38,40%) como inadimplentes. Por isso, na aplicação da técnica foi utilizado como ponto de corte o valor de 0,384 que representa a inadimplência da amostra. A definição do ponto de corte, para a segregação dos grupos, é necessária para verificar a probabilidade de inadimplência; portanto se o resultado da estimativa de pontuação (*score*) do modelo de regressão estiver acima de 0,384, o cliente será classificado como ‘Inadimplente’, caso contrário, será classificado como ‘Adimplente’.

A Tabela 3 mostra a classificação inicial dos casos apenas com a observação da situação creditícia dos clientes constatada no sistema gerencial.

Tabela 3 – Classificação inicial dos casos

Observado		Previsto		
		Situação		Porcentagem correta
		Adimplente	Inadimplente	
Situação	Adimplente	0	770	0,0
	Inadimplente	0	480	100,0
Porcentagem global				38,4

Fonte: Elaborada pelos autores

Inicialmente, o modelo estatístico mostra a classificação prévia dos casos sem a utilização das variáveis independentes. Os 770 casos observados como adimplentes foram classificados como inadimplentes incorretamente, representando 0,0% de acerto. Os 480 casos observados como inadimplentes foram classificados corretamente, representando 100% de acerto. Como resultado global, o percentual de acerto inicial é de apenas 38,40%. Esse resultado serve para comparar o incremento de acerto do modelo estatístico após a inclusão das variáveis independentes.

A Tabela 4 apresenta a estatística *Wald* referente à significância da variável constante incluída no modelo de regressão.

Tabela 4 – Estatística Wald para a constante do modelo de regressão

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 0	Constante	-0,473	0,058	66,042	1	0,000	0,623

Fonte: Elaborada pelos autores

A estatística *Wald* é de 66,042 com significância de 0,000. Isso mostra que a variável constante do modelo de regressão é significativa (sig. < 0,05) e contribui para formular previsões sobre o risco de inadimplência.

A Tabela 5 exibe os resultados do Teste *Omnibus* que mostra a validade do modelo de regressão com um todo para realizar previsões sobre o risco de inadimplência.

Tabela 5 – Testes de coeficientes de modelo *Omnibus*

	<i>Qui-quadrado</i>	<i>df</i>	<i>Sig.</i>
Etapa	286,399	18	0,000
Etapa 1 Bloco	286,399	18	0,000
Modelo	286,399	18	0,000

Fonte: Elaborada pelos autores

O Teste *Omnibus* verifica a hipótese de que todos os coeficientes do modelo de regressão são nulos. O valor do *Qui-quadrado* foi de 286,399 com significância de 0,000 (sig. < 0,05); portanto, pode-se rejeitar a hipótese de que todos os coeficientes são nulos. Logo, os coeficientes do modelo de regressão contribuem para melhorar a qualidade das previsões sobre o risco de inadimplência.

A Tabela 6 exibe os pseudos- R^2 de *Cox & Snell* e de *Nagelkerke* que servem para avaliar o desempenho geral do modelo de regressão para prever o risco de inadimplência.

Tabela 6 – Resumo do modelo de regressão

Etapa	Verossimilhança de log -2	R^2 Cox & Snell	R^2 Nagelkerke
1	1378,572	0,205	0,278

Fonte: Elaborada pelos autores

Os resultados dos pseudos- R^2 de *Cox & Snell* e de *Nagelkerke* evidenciam a proporção das variações ocorridas no logaritmo da razão de chance (*P*) que é explicada pelas variações ocorridas nas variáveis independentes do modelo de regressão. O R^2 de *Cox & Snell* indica que 20,5% das variações ocorridas no logaritmo da razão de chance são provenientes das variações nas variáveis independentes do modelo; de natureza semelhante o R^2 de *Nagelkerke* mostra que as variáveis independentes influenciam 27,8% nas variações do logaritmo da razão de chance.

A Tabela 7 expõe o Teste de *Hosmer e Lemeshow* que verifica a hipótese de que não existem diferenças significativas entre os resultados previstos pelo modelo de regressão e os observados.

Tabela 7 – Teste de Hosmer e Lemeshow

Etapa	Qui-quadrado	Df	Sig.
1	12,296	8	0,138

Fonte: Elaborada pelos autores

O resultado do Teste de *Hosmer e Lemeshow* mostra um *Qui-quadrado* de 12,296 com significância de 0,138 (*sig.* > 0,05). Isso indica que os valores previstos não são significativamente diferentes dos observados, uma vez que o nível de significância foi maior que 0,05. Logo, o modelo de regressão pode ser utilizado para estimar a probabilidade de um cliente ser inadimplente em função das variáveis independentes utilizadas.

A Tabela 8 apresenta a classificação final dos casos com o uso do modelo de regressão logística.

Tabela 8 – Classificação final dos casos

Observado	Previsto			Porcentagem correta
	SITUAÇÃO		Porcentagem correta	
	Adimplente	Inadimplente		
SITUAÇÃO Adimplente	520	250	67,5	
Inadimplente	126	354	73,8	
Porcentagem global	70,0			

Fonte: Elaborada pelos autores

O modelo de regressão tem percentual de acerto de classificação geral de 70,0%. O resultado da classificação do modelo evidencia que dos 770 clientes adimplentes, 520 (67,5%) foram classificados corretamente e dos 480 clientes inadimplentes, 354 (73,8%) foram classificados corretamente.

Cabe observar que inicialmente, sem a inclusão das variáveis independentes, o percentual de classificação foi de 34,8%. Nota-se, então, que com a inclusão das variáveis independentes houve uma melhoria no nível de acerto das classificações dos clientes.

A Tabela 9 evidencia os coeficientes das variáveis que foram utilizadas no modelo de regressão logística e respectiva estatística *Wald*.

Tabela 9 – Variáveis do modelo de regressão logística

Variáveis	<i>b</i>	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Nascimento	0,014	0,012	1,479	1	0,224	1,015
Gênero	-0,238	0,138	2,984	1	0,084	0,788
Estado civil 1	-0,776	0,251	9,531	1	0,002	0,460
Estado civil 2	-0,905	0,154	34,412	1	0,000	0,405
Renda	0,000	0,000	1,521	1	0,217	1,000
Moradia 1	0,417	0,209	3,958	1	0,047	1,517

Variáveis	<i>b</i>	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Moradia 2	-0,079	0,229	0,120	1	0,729	0,924
Dependentes	-0,097	0,083	1,357	1	0,244	0,908
Formação 1	-0,194	0,219	0,785	1	0,376	0,823
Formação 2	-0,118	0,195	0,363	1	0,547	0,889
Local 1	-0,058	0,173	0,112	1	0,738	0,944
Local 2	-0,341	0,188	3,282	1	0,070	0,711
Constituição	0,537	0,165	10,581	1	0,001	1,710
Valor emprestado	0,000	0,000	0,037	1	0,847	1,000
Valor parcela	0,000	0,000	0,310	1	0,578	1,000
Parcelas	0,031	0,008	14,130	1	0,000	1,031
Objetivo 1	1,109	0,279	15,813	1	0,000	3,032
Objetivo 2	0,395	0,254	2,418	1	0,120	1,485
Constante	-1,044	0,660	2,503	1	0,114	0,352

Fonte: Elaborada pelos autores

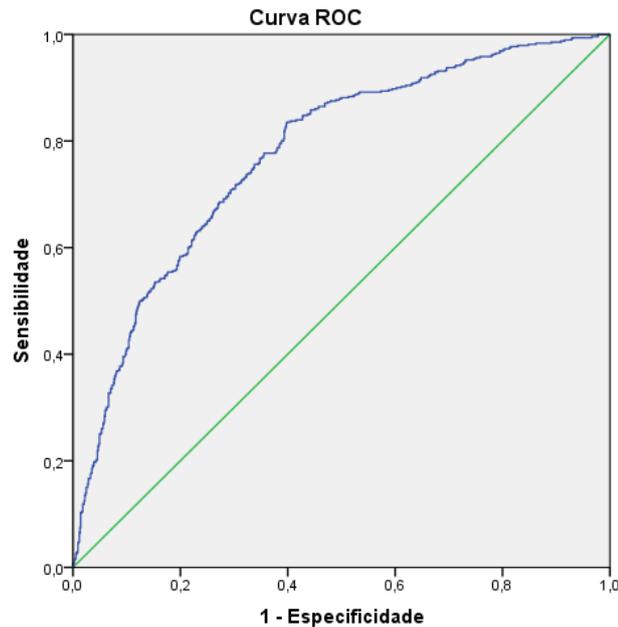
De acordo com a estatística *Wald* e o nível de significância adotado de 0,05; constata-se que alguns coeficientes são estatisticamente diferentes zero, uma vez que o valor de *Sig* é menor que 0,05 (*Sig.* < 0,05) e, portanto, contribuem significativamente para prever o risco de inadimplência; que são: Estado Civil 1, Estado Civil 2, Moradia 1, Constituição, Parcelas e Objetivo 1.

As variáveis que reduzem o risco de inadimplência são o Estado Civil 1 (-0,776) e Civil 2 (-0,905). Essas variáveis representam os empreendedores, Outros (viúvos, separados e divorciados) e Solteiros. Essas variáveis possuem Exp. (B) abaixo de 1, isso mostra que quando os previsores aumentam, diminuem as chances de ocorrer a inadimplência.

As variáveis que aumentam o risco de inadimplência são: a) Moradia 1 (0,417) – representa os empreendedores que residem com familiares ou em imóveis cedidos por terceiros; b) Constituição (0,537) – empreendimentos que são formalizados por meio de empresas de pequeno porte de natureza Ltda. ou Microempreendedor Individual (MEI); c) Parcelas (0,031) – é quantidade de parcelas necessárias para quitar o empréstimo; e d) Objetivo 1 – destinação dos recursos para o giro dos negócios. Essas variáveis possuem Exp(B) acima de 1, isso indica que quando os previsores aumentam, aumentam as chances de ocorrer a inadimplência.

O Gráfico 1 exibe a sensibilidade e especificidade do modelo de regressão logística.

Gráfico 1 – Curva ROC



A Curva ROC do modelo de regressão logística está distante da reta diagonal. Isso mostra que o modelo é adequado para classificar os empreendedores quanto ao risco de inadimplência, pois quanto mais distante for a Curva ROC da reta diagonal melhor será o poder classificatório do modelo de regressão. O indicador da área sob a Curva ROC é de 0,775 com significância de 0,00 (*Sig.* < 0,05). Segundo Fávero et al. (2009), quando a área de Curva ROC estiver entre 0,7 e 0,8, o modelo tem poder discriminatório aceitável.

Os resultados gerais da pesquisa evidenciam que o modelo estatístico é significativo e contribui para prever o risco de crédito com probabilidade de previsão correta de 70%. Tais resultados convergem com os estudos anteriores, uma vez que os autores Bertucci, Guimarães e Bressan (2003), Araújo e Carmona (2007), Camargos et. al. (2010), Camargos, Camargos e Araújo (2012) e Alves e Camargos (2014) construíram modelos de *Credit Scoring*, estatisticamente significativos que contribuem para análise de risco de crédito nas organizações investigadas.

O modelo de *Credit Scoring* estima que o cliente que mora com familiares ou em residência cedida, possui empresa constituída, busca uma quantidade maior de parcelas para pagamento do empréstimo e destina os recursos para o capital de giro, tem chances de inadimplência aumentadas.

5 CONCLUSÃO

O modelo de *Credit Scoring* é um instrumento gerencial que permite a mensuração do risco de crédito e a prevenção da inadimplência nas organizações. A análise de crédito caracteriza-se como fator determinante para as organizações minimizarem as perdas nas operações de crédito e conseguirem a sustentabilidade transações financeiras.

Nesse contexto, o objetivo geral da pesquisa foi identificar os benefícios de um modelo de regressão logística para análise de risco de crédito em uma instituição de microcrédito produtivo orientado. Os resultados da pesquisa apontaram que: a) os testes estatísticos evidenciaram que o modelo proposto é significativo para classificação de clientes; b) o modelo tem um percentual de acerto de classificação de 70%; c) a maior margem de acerto está na classificação dos clientes inadimplentes (73,8%); d) as variáveis Estado Civil 1 e Civil 2 reduzem as chances de risco de inadimplência; e) as variáveis Moradia1, Constituição, Parcelas e Objetivo 1 aumentam as chances de inadimplência.

Com isso se respondeu à questão da pesquisa a qual era: Quais são os benefícios de um modelo de regressão logística para análise de risco de crédito em uma instituição de microcrédito produtivo orientado? Os benefícios, portanto, são amparar a decisão da oferta de crédito com a utilização de um modelo cujo percentual de acerto é de 70%, além de proporcionar a identificação das variáveis que aumentam ou diminuem as chances de inadimplência.

Diante desses resultados, conclui-se que os benefícios para a gestão e análise de crédito foram, principalmente, a construção de um instrumento estatístico de apoio à avaliação de risco de crédito, a identificação de fatores que influenciam o risco de inadimplência nas operações financeiras e a descrição didática das etapas de elaboração de um modelo de *Credit Scoring* por meio de regressão logística que pode auxiliar na construção de outros modelos com variáveis distintas.

Cabe observar que a modelagem estatística elaborada, não pode ser a única fonte para a decisão de concessão de crédito; uma vez que o modelo proposto não considera outras variáveis que podem ser relevantes na análise. Entretanto, é mais um instrumento gerencial que auxilia a classificação de risco de crédito de clientes de acordo com variáveis utilizadas.

Como indicação para pesquisas futuras sugere-se a realização de estudos comparativos de índices de inadimplência e, de modo especial, das variáveis independentes que o

influenciam, em instituições de microcrédito de estados e regiões diferentes por meio de modelo *Credit Scoring*.

LOGISTIC REGRESSION MODEL FOR ANALYSIS OF CREDIT RISK IN AN INSTITUTION ORIENTED PRODUCTIVE MICROCREDIT

ABSTRACT: The present work has the objective to identify the benefits of a logistic regression model for risk analysis of credit at an institution of productive microcredit. To achieve this goal we carried out a descriptive research with quantitative approach through survey research and documentary with primary data. A statistical technique used to build the analysis of credit risk model was the logistic regression. The results showed that the proposed model was significant for classifying customers with the percentage of success of 70%. The model estimates that when the client living with family or in residence courtesy, has incorporated company, seeks greater number of installments for repayment of the loan and the funds intended for the working capital increase the chances of default. It is concluded that the benefits to management and credit analysis were mainly the construction of a statistical tool to support the assessment of credit risk, the identification of factors that influence the risk of default on financial transactions and a didactic description of the steps development of a model of Credit Scoring.

Keywords: Credit Analysis. Credit Scoring. Microcredit.

REFERÊNCIAS

ALVES, C. M.; CAMARGOS, M. A. Fatores condicionantes da inadimplência em operações de microcrédito. **Revista de Administração e Contabilidade da Unisinos - BASE**, São Leopoldo, v. 11, n. 1, p. 59-74, jan./mar. 2014.

ARAÚJO, E. A.; CARMONA, C. U. M.; Desenvolvimento de modelos *Credit Scoring* com abordagem de regressão logística para a gestão da inadimplência de uma instituição de microcrédito. **Contabilidade Vista & Revista**, Minas Gerais, v. 18, n. 3, p. 107- 131, jul./set. 2007.

BARONE, F. M. et al. **Introdução ao microcrédito**. Brasília: Conselho da Comunidade Solidária, 2002.

BERTUCCI, L. A.; GUIMARÃES, J. B.; BRESSAN, V. G. F. Condicionantes de adimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas. In: Encontro da Associação Nacional de Pós-Graduação em Administração, 27, 2003, Atibaia. **Anais...**Rio de Janeiro: ANPAD, 2003.

BESSIS, J. **Risk management in banking**. United Kingdom: John Wiley & Sons Ltd., 1998.

BRASIL, **Lei n. 11.110, de 25 de Abril de 2005**. Institui o Programa Nacional de Microcrédito Produtivo Orientado - PNMPO e altera dispositivos da Lei nº 8.029, de 12 de abril de 1990, que dispõe sobre a extinção e dissolução de entidades da administração pública federal; da Lei nº 9.311, de 24 de outubro de 1996, que institui a Contribuição Provisória sobre Movimentação ou Transmissão de Valores e de Créditos e Direitos de Natureza Financeira – CPMF; da Lei nº 9.872, de 23 de novembro de 1999, que cria o Fundo de Aval para a Geração de Emprego e Renda – FUNPROGER; da Lei nº 10.194, de 14 de fevereiro de 2001, que dispõe sobre a instituição de Sociedades de Crédito ao Microempreendedor; e da Lei nº 10.735, de 11 de setembro de 2003, que dispõe sobre o direcionamento de depósitos a vista captados pelas instituições financeiras para operações de crédito destinadas à população de baixa renda e a microempreendedores; e dá outras providências. Disponível em <<https://www.planalto.gov.br>>. Acesso em: 01 ago. 2014.

CAMARGOS; M. A. et al. Fatores condicionantes de inadimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas do estado de Minas Gerais. **Revista de Administração Contemporânea - RAC**, Curitiba, v. 14, n. 2, p. 333-352, mar./abr. 2010.

CAMARGOS, M. A.; CAMARGOS, M. C. S.; ARAÚJO, E. A. A inadimplência em um programa de crédito de uma instituição financeira pública de minas gerais: uma análise utilizando regressão logística. **Revista de Gestão - REGE**, São Paulo, v. 19, n. 3, p. 467-486, jul./set. 2012.

CHINELATTO NETO, A.; FELÍCIO, R. S.; CAMPOS, D. Métodos de monitoramento de modelo Logit de *Credit Scoring*. In: Encontro da Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração, 31., 2007, Rio de Janeiro **Anais...** Rio de Janeiro: ANPAD, 2007.

DIAS FILHO, J. M.; CORRAR, L. J. Regressão logística. In: CORRAR, L. J; PAULO, E.; DIAS FILHO, J. M. (Coord.). **Análise multivariada**: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia. São Paulo: Atlas, 2007.

FÁVERO, L. P. **Análise de dados**: modelagem multivariada para tomada de decisões. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

GULLI, H. **Microfinance and Poverty**: Questioning the Conventional Wisdom. Washington, D.C.: International American Development Bank, 1998.

KWITKO, E. E. B. (Coord.). **Manual para formação de agentes de crédito**: programa de crédito produtivo popular. Rio de Janeiro: BNDES, 1999. Disponível em: <<http://www.bndes.gov.br>>. Acesso em: 17 de junho de 2014.

LEWIS, E. **Introdução ao Credit Scoring**. Fair Isaac: San Rafael, California. 1992.

MARTINS, G. A. **Manual para elaboração de monografias e dissertações**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2002.

MARTINS, G. A.; THEÓPHILO, C. R. **Metodologia da investigação científica para ciências sociais aplicadas**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2009.

NERI, M.; MEDRADO, A.. Experimentando microcrédito: uma análise de impacto do Crediamigo no acesso a crédito. **Documentos Técnico-Científicos**. 41.2, p. 133-154, 2010.

PASSOS, A. F. et al. **Focalização, sustentabilidade e marco legal: uma revisão de literatura de micro finanças. Mercado de trabalho: conjuntura e análise**. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – IPEA, Ministério do Trabalho e Emprego – MTE e Associação Nacional dos Centros de Pós-Graduação em Economia, Rio de Janeiro, n. 18, 2002. Disponível em: <http://www.ipea.gov.br/pub/bcmt/mt_018i.pdf>. Acesso em: 15 de Junho de 2014.

RIBEIRO, C. F.; ZANI, J.; ZANINI, F. A. M. Estimação da probabilidade de inadimplência: uma verificação empírica na Universidade Católica de Pelotas. In: Encontro da Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração, 33, 2009, São Paulo. **Anais...** Rio de Janeiro: ANPAD, 2009.

SANTOS, L. G.; BORGES, D. F. Microcrédito e pequenos empreendedores: um estudo com grupos solidários em Fortaleza/CE. **Interface**, v. 10, n. 1, 2013.

SANTOS, L.M.; FERREIRA, M.A.M. Condicionantes do custo do microcrédito no estado de Minas Gerais: aspectos transacionais e comportamentais dos agentes. **Revista Gestão e Regionalidade**, v. 25, n. 73, p. 89-100, 2009.

SCHREINER, M. Informal finance and the design of microfinance. **Development in Practice**, v. 11, n. 5, p. 637-640, 2001

SICSÚ, A. L. **Credit Scoring**: desenvolvimento, implantação, acompanhamento. São Paulo: Blucher, 2010.

SILVEIRA FILHO, J. A. Microcrédito na região metropolitana do Recife: experiência empreendedora do CEAPE. 2005. 81 p. **Dissertação** (Mestrado em Economia) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife: UFPE, 2005.

Originais recebidos em: 31/08/2015

Aceito para publicação em: 15/07/2015