
A INADIMPLÊNCIA EM UM PROGRAMA DE CRÉDITO DE UMA INSTITUIÇÃO FINANCEIRA PÚBLICA DE MINAS GERAIS: UMA ANÁLISE UTILIZANDO REGRESSÃO LOGÍSTICA

DOI: 10.5700/rege435

ARTIGO – FINANÇAS

Marcos Antônio de Camargos

Doutor em Administração pelo CEPEAD-UFMG, professor e pesquisador da Faculdade IBMEC de Minas Gerais

Mirela Castro Santos Camargos

Doutora em Demografia pelo CEDEPLAR-UFMG, professora e pesquisadora da Fundação João Pinheiro.

Elisson Alberto Araújo

Mestre em Administração pela FNH e pesquisador da FNH e da FDC. Membro do NUCONT - Núcleo de Pesquisas em Contabilidade e Finanças

RESUMO

O objetivo deste artigo é propor um modelo econométrico para estimar o risco de inadimplência em financiamentos concedidos por uma instituição financeira pública do Estado de Minas Gerais. Na construção desse modelo foram utilizados dados contratuais, socioeconômicos dos sócios e avalistas e econômico-financeiros das empresas de uma amostra de 9.232 empresas, extraída de uma população de 25.616 processos de financiamento a micro e pequenas empresas, concedidos entre jun./97 e dez./05. Foi utilizada a Análise de Regressão Logística Hierárquica, na qual a variável dependente foi a qualidade de crédito, definida pela adimplência ou inadimplência da operação de empréstimo. Foram utilizadas 22 variáveis independentes referentes ao contrato, à empresa e aos sócios/avalistas, dentre as quais cinco se mostraram importantes na predição da inadimplência, classificando corretamente 88,5% das empresas. A título de conclusão, pode-se dizer que o valor financiado e, conseqüentemente, a proporção deste consumida com o financiamento são condicionantes da inadimplência, enquanto o valor dos bens do avalista em relação ao financiamento, o valor dos investimentos fixos e o tempo de atividade da empresa atuam como protetores contra a inadimplência.

Palavras-chave: Risco de Crédito, Inadimplência, *Credit Scoring*, Regressão Logística.

THE DEFAULT IN A CREDIT PROGRAM OF A MINAS GERAIS' FINANCIAL PUBLIC

INSTITUTION: AN ANALYSIS USING LOGISTIC REGRESSION

ABSTRACT:

This paper aims to propose an econometric model to estimate the risk of default on credit granted by a public financial institution of the state of Minas Gerais. The model used contractual data, socio-economic partners and the guarantors and economic-financial firms in a sample of 9,232 firms drawn from a population of 25,616 cases of financing to micro and small enterprises granted between Jun./97 and Dez./05. We used 22 independent variables related to the contract, the company and partners / guarantors, among which five were important in predicting insolvency, correctly classifying 88.5% of companies. In conclusion, we can say that the amount financed and, consequently, the proportion of it consumed with the financing, are

conditions of default, while the value of the assets of the guarantor in relation to funding, the value of fixed investments and uptime of the company act as protectors against default.

Key words: *Risk of Credit, Default, Credit Scoring, Logistic Regression.*

1. INTRODUÇÃO

A intermediação financeira, função básica do sistema financeiro, é essencial para o crescimento econômico de um país. O crédito ofertado pelas instituições financeiras (IF's) figura como um importante instrumento de suporte a esse crescimento. O aumento recente da oferta de crédito, bem como das facilidades em sua obtenção, torna necessário o aprimoramento de mecanismos mais robustos de análise de risco de crédito, a fim de evitar ou reduzir os níveis de inadimplência. Assim, o desenvolvimento de modelos de previsão, para aumentar sua qualidade e precisão, é relevante por minimizar o risco de inadimplência, garantindo, além da sustentabilidade, ganhos financeiros para a instituição concedente.

A partir de 1994, com a implantação do Plano Real e a estabilização da moeda, a concessão de crédito financeiro passou a ser um negócio cada vez mais rentável para as instituições bancárias, uma vez que estas já não contavam com os ganhos que provinham da desvalorização da moeda. Terminado o período inflacionário, notou-se a necessidade de expandir as alternativas de investimento para suprir a rentabilidade do período de inflação. A concessão de crédito, porém, não poderia ser feita a todos os demandantes, razão pela qual foi necessário o aprimoramento dos procedimentos de avaliação, para a tomada de decisão adequada sobre empréstimo ou não do capital ao proponente. Como o lucro dos credores está diretamente relacionado à proporção de contratantes aprovados e ao percentual de clientes adimplentes, essa decisão assume caráter relevante na gestão do risco de crédito.

A escolha dos proponentes que recebiam crédito foi, até o início do século XX, baseada no julgamento de um ou mais analistas (THOMAS; EDELMAN; CROOK, 2002). Em consequência disso, a aprovação do crédito era de caráter puramente subjetivo e levava a situações nas quais, para as mesmas características de proponentes uma proposta poderia ser ou não aprovada, dependendo do analista que a julgasse. Em razão da morosidade e da ausência de critérios objetivos, os modelos de análise para concessão

de crédito começaram a ser adotados pelas IF's com o objetivo de acelerar o processo de aprovação e minimizar o viés causado pela subjetividade do antigo processo, promovendo, assim, maior objetividade e agilidade de decisão, menores custos, melhor predição e, conseqüentemente, menor risco.

A atividade de concessão de crédito é uma função primária das IF's, logo, o risco de crédito se eleva a fator de vital importância na composição dos riscos inerentes a essas instituições. Os principais tipos de operações de crédito de um banco são: empréstimos, financiamentos, adiantamentos de câmbio, avais, fianças, dentre outros serviços de intermediação financeira.

Tanto a utilização de modelos de análise de risco de crédito (*credit scoring*) quanto os estudos que buscam identificar características condicionantes da inadimplência em processos de financiamento vêm crescendo nos últimos anos. Trata-se de um tema que tem se mantido atual, além de relevante, no recente cenário de crise. No cenário internacional destacam-se algumas pesquisas recentes sobre o mesmo tema: Berger, Cowan e Frame (2011), Karlan e Zinman (2010), Avery, Brevoort e Canner (2009), Falangis (2008) e Bardos (2007). No Brasil, é crescente o número de pesquisas que tiveram por objetivo desenvolver ou analisar modelos de previsão de falências e concordatas, bem como de insolvência e inadimplência, tanto por parte de pessoas físicas, quanto de empresas. Dentre suas pesquisas, que se basearam nos dados socioeconômicos, contábeis e financeiros de pessoas e empresas, estão as de: Alves e Camargos (2010), Camargos *et al.* (2010), Ribeiro, Zani e Zanini (2009), Santos e Santos (2009), Lima *et al.* (2009), Melo Sobrinho e Carmona (2008), dentre outros, destacados na seção 2.3.

Dessa maneira, a justificativa para a realização deste trabalho passa pela importância da classificação precisa do cliente via modelos de análise de risco de crédito para uma IF. Uma classificação ineficaz pode causar perdas (no caso em que se classifica um cliente "inadimplente" como "adimplente") ou privar essa instituição de

ganhos (no caso em que se classifica um cliente “adimplente” como “inadimplente”).

Este estudo tem por objetivo construir um modelo econométrico para estimar o risco de inadimplência em financiamentos de uma IF pública do Estado de Minas Gerais por meio da proposição de um modelo *credit scoring* para aprovação de crédito, utilizando a técnica estatística de regressão logística hierárquica. O escopo do modelo é prever a ocorrência de eventos de inadimplência, para subsidiar os gestores no processo de concessão de crédito e gestão de risco. Na construção desse modelo foram utilizados dados contratuais, socioeconômicos dos sócios e avalistas e econômico-financeiros das empresas de uma amostra de 9.232 processos, extraída de uma população de 25.616 processos de financiamento a micro e pequenas empresas, concedidos entre jun./97 e dez./05. Na sequência, é apresentado o quadro teórico de referência, seguido dos procedimentos metodológicos e da análise e discussão dos resultados, nas seções 2, 3 e 4, respectivamente. Encerra-se com as considerações finais e a conclusão, na seção 5, seguidas das referências.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Risco

Em finanças, o risco é a probabilidade de não obter o retorno esperado no investimento realizado. O risco pode ser definido como a própria variância do retorno. Quanto maior a variação dos valores observados em torno da sua própria média, maior será o retorno exigido para compensar esse alto risco. Existem dois fatores que afetam o desvio do retorno. O risco sistemático (sistêmico, conjuntural ou não diversificável) é determinado pelos sistemas político, econômico e social (variáveis macroeconômicas), e o risco não sistemático (diversificável, não sistêmico, único, específico ou idiossincrático) é relacionado ao próprio ativo ou ao subsistema a que pertence (variáveis microeconômicas) e não exerce influência sobre outros ativos e seus ambientes, diferentemente do primeiro risco (SECURATO, 2002).

Na ausência de uma norma de classificação do risco, cada instituição adota medidas e estratégias

para gerenciá-lo. No ambiente das IF's brasileiras ele é analisado sob três perspectivas— risco de mercado, risco operacional e risco de crédito, discutidos com mais detalhes na próxima seção.

A atividade de conceder crédito é função primordial e básica dos bancos, portanto, o risco de crédito se eleva como papel preponderante na composição dos riscos de uma instituição e é percebido tanto nas operações em que existe a liberação de recursos financeiros para os clientes, quanto nas que são preestabelecidas, com possibilidade de uso. Os principais tipos de operações de crédito nas IF's são: empréstimos, financiamentos, adiantamento de câmbio, *leasing*, fianças, etc.

O crédito pode ser entendido como uma cessão temporária de fundos a terceiros, operação na qual se exige uma remuneração (juros) do tomador (ou devedor) por sua utilização. A taxa de juros a ser cobrada será determinada em função do risco apresentado pelo tomador, o que torna este último um dos aspectos mais relevantes na concessão do crédito (RIBEIRO; ZANI; ZANINI, 2009).

O risco de crédito, na visão de Chinelatto Neto, Felício e Campos (2007), é a possibilidade de ocorrerem perdas provocadas pela incerteza sobre o recebimento de uma quantia contratada por quem toma um empréstimo (tomador) ou pelo emissor de um título. Também denominado risco de *default*, é a expectativa de que o devedor não cumpra o pagamento, tornando-se inadimplente (CAMARGOS *et al.*, 2010). Cherobim e Barbosa (2007) destacam duas importantes questões desse risco: a esperança de receber integralmente os recursos e o prazo definido, apresentado na decisão de concessão do recurso. Já Sehn e Carlini Junior (2007) conceituam esse risco como inadimplência, ou seja, o não pagamento ou não cumprimento de um contrato ou cláusula, no caso, da dívida contratada. É um risco oriundo do ciclo de emprestar, aplicar e quitar o débito (SOUZA; BRUNI, 2008), que deve, portanto, ser mensurado de forma eficiente.

De acordo com Ribeiro, Zani e Zanini (2009), na mensuração do risco de crédito é necessário que sejam consideradas as vertentes: a) qualitativa: o analista de crédito julga os aspectos da concessão do crédito com base nos 5 C's do crédito (capacidade, caráter, capital, condições e colateral) e b) quantitativa: são utilizados modelos

estatísticos ou econométricos para auxiliar na decisão de crédito, buscando-se complementar os dados qualitativos e ampliar a segurança, estruturação e monitoramento do processo decisório. Nesta última vertente figuram os chamados modelos de *credit scoring*, que são sistemas classificatórios ou técnicas objetivas de risco de crédito que geram uma medida numérica do risco de não receber um crédito concedido por uma IF na data predefinida (CHINELATTO NETO; FELÍCIO; CAMPOS, 2007).

Lima *et al.* (2009) destacam, porém, que mesmo nas análises baseadas em modelos quantitativos que proporcionam razoável nível de segurança à tomada de decisão de fornecimento de crédito. As decisões sugeridas por esses modelos revelam-se difíceis de serem exercidas, dado que são pouco analisadas, o que faz com que a avaliação qualitativa prepondere no processo de concessão de crédito. Dessa forma, a decisão sobre concessão inicial de crédito seria mais simples que aquela sobre manter ou descontinuar o fornecimento de crédito a um tomador.

Chinelatto Neto, Felício e Campos (2007) sugerem que o enquadramento dos tomadores ou das operações de crédito nos níveis de risco deve ocorrer fundamentado em aspectos quantitativos e qualitativos, pois os critérios precisam ser predeterminados com base técnica, a fim de se evitarem avaliações divergentes da política de crédito da organização. Segundo Camargos *et al.* (2010), os sistemas de crédito resultam de atitudes, respostas e padrões de comportamento característicos do nível estratégico da organização ou do executivo da área de crédito; logo, refletem a filosofia, a tradição e os padrões organizacionais, e são influenciados pelo cenário macroeconômico e por políticas de governo do país.

Nesta pesquisa é analisado o risco de crédito, enquanto risco de inadimplência de empresas (tomador), com base na perspectiva do credor, que neste caso é uma IF pública do Estado de Minas Gerais, utilizando-se uma abordagem de *portfolio*, por meio da proposição de um modelo estatístico *credit scoring* para aprovação de crédito.

2.2. Modelos Credit Scoring

Na avaliação do risco de crédito são utilizados modelos chamados *credit scoring* (pontuação de crédito), para classificar o risco de o tomador de crédito se tornar inadimplente e auxiliar na tomada de decisão de conceder ou não o crédito. Para Berger e Frame (2007), essa pontuação é uma abordagem estatística que busca prever a probabilidade de um tomador de recursos se tornar adimplente ou inadimplente. Dessa forma, é um método que distingue os potenciais tomadores de crédito entre bons e ruins e é utilizado pelos bancos para minimizar o número de clientes inadimplentes (FALANGIS, 2008). Karlan e Zinman (2010) acrescentam que esses modelos apenas recomendam a aprovação ou não do crédito com base no perfil dos tomadores. A decisão de concedê-lo é do credor.

Em relação ao uso dos modelos de *credit scoring*, Caouette, Altman e Narayanan (1998) afirmam que eles podem ser aplicados à análise de crédito tanto de pessoas físicas quanto jurídicas. E, quando aplicados à pessoa física, eles utilizam informações comportamentais e cadastrais do cliente. Já quando aplicados às empresas, são utilizados dados e indicadores econômico-financeiros como variáveis determinantes.

Segundo Avery, Brevoort e Canner (2009), os modelos de *credit scoring* são uma tecnologia estatística que quantifica o risco de crédito inerente a um tomador de recursos, a qual preconiza que os indivíduos com classificação (pontuação) mais baixa seriam os mais propensos a não quitar a dívida no prazo combinado com o credor. Conforme Falangis (2008), a pontuação está relacionada com os dois tipos de decisões do credor: a) sobre a concessão de crédito a novos tomadores, por meio do *credit scoring*; e b) sobre como lidar com os clientes já existentes, por exemplo, para aumentar o limite de crédito baseado no *scoring* comportamental.

A maioria dos estudos estatísticos sobre *credit scoring* foca na construção de escores de crédito, dos quais os mais raros são aqueles que ligam as técnicas estatísticas a uma detalhada análise das necessidades de seus usuários (BARDOS, 2007). Falangis (2008) assevera que para constituir a pontuação de crédito, utilizam-se dados passados sobre o requerente e consideram-se quais quer informações que possam melhorar a previsão de inadimplência, pois estas ajudam o gerente de crédito a decidir pela concessão ou não. Alguns

exemplos dessas informações são: idade, renda, tipo de ocupação e *status* de residência, dentre outras.

Esses modelos de *credit scoring* têm sido muito utilizados nos mercados de crédito de consumo, como hipotecas, cartões de crédito e financiamentos de automóvel. Isso tem resultado em baixo custo e gerado um crescimento representativo na disponibilidade de crédito ao consumidor. Mas foi somente em meados da década de 90 que as IF's começaram a combinar as informações do tomador e dos negócios para criar escores de crédito de pequenos negócios (BERGER; FRAME, 2007).

Bardos (2007) destaca que a necessidade de melhor controle do risco de crédito dos bancos favoreceu uma intensificação das pesquisas sobre *credit scoring* nas últimas décadas. No setor de crédito, é importante encontrar um modelo eficiente de previsão dos bons e maus tomadores, e aqueles que são eficientes podem proporcionar vantagem competitiva. Esses modelos de classificação podem ser desenvolvidos por meio de técnicas de estatística multivariada (análise estatística discriminante e regressão logística), redes neurais e programação matemática. Dessas, a regressão é considerada o método de pontuação de crédito mais utilizado pelas IF's para avaliar o risco (FALANGIS, 2008).

Apesar de o método de *credit scoring* ser utilizado no crédito de consumo, foi aplicado com maior efetividade a pequenos créditos comerciais somente há cerca de uma década, em razão da heterogeneidade entre os tomadores – que dificulta a previsão – e dos diferentes métodos e patamares de créditos aplicados pelos bancos. A mudança ocorreu quando os analistas perceberam que as informações de crédito do proprietário do negócio explicavam uma parte significativa da variação no desempenho da operação de crédito das pequenas empresas, mesclando as finanças do proprietário e da empresa. As informações incluem renda, patrimônio líquido, capital, a inadimplência

anterior e casos de falência prévia, além de índices financeiros (como a rentabilidade e a alavancagem) e o histórico de problemas de crédito (BERGER; FRAME, 2007).

Segundo Avery, Brevoort e Canner (2009), os modelos de *credit scoring* também são utilizados para facilitar a tomada de decisões em outras áreas, incluindo seguro, habitação e emprego, e sua aplicação tem proporcionado economias de custo e tempo, além de permitido um maior acesso das pessoas ao crédito, ampliando a concorrência e a eficiência do mercado.

A literatura tem sugerido uma relação positiva no uso da pontuação de crédito para empréstimos a pequenas empresas: a ampliação da disponibilização de crédito às mesmas. Muitos bancos utilizam a pontuação de pequenos empresários, para avaliar os pedidos de empréstimo a pequenas empresas. Dessa maneira, a pontuação está associada a um aumento inicial na atividade de empréstimos a essas empresas, sem alteração na qualidade da carteira empréstimo, como expõem Berger, Cowan e Frame (2011).

2.3. Trabalhos Anteriores no Mercado Internacional e Brasileiro

No mercado internacional, as pesquisas sobre modelos *credit scoring* vêm sendo desenvolvidas há várias décadas. Já no Brasil elas se iniciaram na década de 1970, com os estudos de Kanitz (1976) e Altman, Baidya e Dias (1979), mas só nos últimos anos os estudos sobre o tema vêm recebendo a atenção dos pesquisadores. A análise discriminante, a regressão logística e, mais recentemente, as redes neurais artificiais são as técnicas mais utilizadas para levantar fatores característicos de solvência e inadimplência nessas pesquisas, algumas das quais são apresentadas no Quadro 1.

QUADRO 1: Síntese de trabalhos anteriores no mercado internacional e brasileiro

| Autores / Ano | Dados / Período | Modelo * | Conclusão |
|--|--|------------------|---|
| INTERNACIONAIS | | | |
| Berger, Cowan e Frame (2011) | Econômico-financeiros Jan./93 a Dez./05 | ----- | A pontuação de crédito mostrou-se associada a um aumento inicial dos empréstimos de empresas de pequeno porte que crescem moderadamente ao longo do tempo, sem ocorrer mudança na qualidade da carteira empréstimos. |
| Karlan e Zinman (2010) | Socioeconômicos Set./04 a Nov./04 | RM | As evidências indicaram que os efeitos de expansão do acesso ao crédito de consumo com custo mais elevado não são negativos, diferentemente da expectativa da política-padrão na África do Sul e em grande parte do mundo (inclusos os EUA). |
| Avery, Brevoort e Canner (2009) | Socioeconômicos Jun./03 a Dez./04 | ----- | A pontuação de crédito é preditiva do desempenho futuro pagamento do crédito tanto para a população como um todo e para as populações individuais |
| Falangis (2008) | 16.113 observações | PM, AD, RL e RNA | O modelo PM (utilizado na pesquisa operacional) pode apresentar desempenho igual ou superior ao modelo logístico na classificação, podendo ser utilizado nos casos em que este não apresenta bom desempenho. |
| Bardos (2007) | Econômico-financeiros 1995 a 2003 | AD e RL | A influência da amostragem na regressão logística mostrou-se mais importante do que no modelo discriminante; assim, no caso de amostras grandes e representativas, o segundo é mais indicado. |
| NACIONAIS | | | |
| Alves e Camargos (2010) | Socioeconômicos Jan./03 a Jun./09 | RP | O modelo utilizado mostrou eficácia na previsão de inadimplência, com probabilidade de previsão correta em 83,67% das observações na concessão de microcrédito. |
| Camargos <i>et al.</i> (2010) | Socioeconômicos Jun./97 a Jan./06 | RL | Aspectos determinantes da inadimplência são: empresa de pequeno porte, setor industrial, informatização intermediária e gerenciada por sócios com segundo grau, financiamento associado a maior uso do recurso para capital de giro. |
| Ribeiro, Zani e Zanini (2009) | Socioeconômicos Jan./08 a Jun./08 | RL | O modelo proposto apresentou resultados satisfatórios quando aplicado na medição da probabilidade de risco de crédito de uma IES privada, classificando corretamente aproximadamente 82% dos alunos. |
| Santos e Santos (2009) | ----- | KMV | O modelo representa um recurso importante na gestão de risco em carteiras de crédito, devendo ser utilizado pelos analistas para mitigar a exposição ao risco de crédito das empresas em que trabalham. |
| Lima <i>et al.</i> (2009) | Socioeconômicos | RNA | A melhor rede propiciou 79%, 71% e 85% de acertos do perfil de pagamento em cada uma das fases de treinamento, validação e teste, respectivamente. |
| Camargos e Lima (2008) | Socioeconômicos Jun./97 a Jan./06 | AD | A função discriminante calculada pelo modelo classificou 96,8% dos dados corretamente, mostrando um poder de precisão e qualificação superior ao dos modelos das pesquisas consultadas. |
| Melo Sobrinho e Carmona (2008) | Mensais Jan./06 a Ago./06 | RNA e RL | Os resultados obtidos mostraram que o <i>credit scoring</i> é um método viável, pois supera o índice de acerto pelo critério de chances, e é capaz de realizar previsões com índices de acurácia de até 88,52%. Os resultados obtidos pelos diferentes modelos demonstram que não há uma supremacia de uma técnica sobre a outra. |
| Chinellato Neto, Felício e Campos (2007) | Socioeconômicos Dez./04 a Jul./05 | RL | Foi constatada a utilidade e aplicabilidade de instrumentos de monitoramento de modelos de <i>credit scoring</i> , revelando a importância de pesquisas para melhoria desses instrumentos. |

| | | | |
|--------------------------------------|---|----------|--|
| Araújo e Carmona (2007) | Socioeconômicos Out./04 a Dez./04 | RL | Os modelos <i>credit scoring</i> obtêm desempenho satisfatório quando utilizados na análise de risco de crédito na instituição de microcrédito Cred Cidadania, alcançando um percentual de classificação correta dos clientes de cerca de 80%. |
| Cherobim e Barbosa (2007) | Mensais Mar./00 a Set./06 | ARIMA | Ao modelar os componentes sistemáticos do risco de crédito por meio de suas relações com fatores macroeconômicos, a variável exógena de maior impacto foi a variação do Ibovespa. |
| Onusic e Casa Nova (2006) | Anuais 1995 a 2001 | RL e DEA | O erro em classificar uma empresa insolvente como solvente foi reduzido para 3 empresas (ou 20%), e o erro em classificar uma empresa solvente como insolvente permaneceu igual ao encontrado na regressão logística. |
| Santos e Famá (2006) | Socioeconômicos Mensais Jun./94 a Jun./04 | RM | A utilização do modelo econométrico proposto e a implementação de estratégias para a redução de risco em carteiras de crédito bancário rotativo às pessoas físicas contribuiriam para inibir e melhor monitorar a inadimplência em carteiras de crédito rotativo de pessoas físicas. |
| Bertucci, Guimarães e Bressan (2003) | Socioeconômicos Jan./98 a Fev./01 | AD | Encontraram um modelo com baixa capacidade preditiva (classificatória) para casos de inadimplência e com boa capacidade preditiva para adimplentes, (43,60% e 81,78% de acerto, respectivamente). No geral, o modelo classificou corretamente 66,62% das empresas. |
| Pereira e Ness Jr. (2003) | Contábeis Anuais 1998 a 2000 | RL | O modelo desenvolvido (<i>e-Score</i>) atingiu um percentual máximo de acerto na classificação de 97,4%, para um ano antes do evento da falência ou concordata, e 88,1% para dois anos anteriores a esse mesmo evento. |
| Antunes, Kato e Corrar (2002) | Contábeis Anuais 1999 e 2000 | AD | As variáveis que mais explicaram o desempenho obtido no exercício social de 2000 foram Endividamento Geral e Logaritmo das Vendas. No geral, o modelo classificou corretamente 61,54% das empresas da amostra-teste. |
| Horta e Carvalho (2002) | Contábeis Anuais 1996 a 2000 | AD | Em todas as equações dos modelos estão presentes diferentes indicadores capazes de explicar a diferença entre empresas solventes e insolventes, tais como rentabilidade e saldo de tesouraria sobre ativo total. |
| Amorim Neto e Carmona (2001) | Socioeconômicos Jul./2001 | AD e RL | A taxa geral de acertos do modelo de concessão de crédito desenvolvido com a técnica de regressão logística (72,4%) foi bem próxima à taxa encontrada no modelo desenvolvido com a aplicação de análise discriminante (73,3%). |

(*) AD = Análise Discriminante; DEA = Análise Envoltória de Dados; PM = Programação matemática; RL = Regressão Logística; RM = Regressão Múltipla; RP = Regressão Probit; RNA = Redes Neurais Artificiais.

FONTE – Compilado pelos autores.

3. METODOLOGIA

Neste trabalho foi desenvolvido um modelo *credit scoring* voltado para a concessão de crédito a pequenos e microempresários do Estado de Minas Gerais. Esse modelo visa servir de balizador à avaliação e decisão do analista sobre a concessão, ou não, de crédito a um proponente. Para a construção desse modelo foi utilizada a técnica estatística regressão logística hierárquica, uma variante da regressão logística simples, que,

atualmente, é amplamente utilizada para a construção de modelos *credit scoring*.

3.1. Dados Amostrais

Os dados utilizados são secundários, obtidos junto à IF. A população de estudo, a partir da qual a amostra foi selecionada, engloba empresas que obtiveram crédito junto a essa IF entre jun./97 e dez./05. O universo dos dados desse período é de 25.616 processos de financiamento, em boa parte dos quais uma mesma empresa figurava como

tomadora de recursos. Dessa forma, ao invés de utilizar-se o universo de processos de financiamento, optou-se por utilizar uma amostra de empresas, em cuja definição foram utilizados os seguintes critérios: 1. exclusão dos processos que apresentavam dados ausentes (*missings*); e 2. quando a empresa era tomadora de crédito em mais de um processo, selecionou-se o de data mais recente. Após o tratamento dos dados e a exclusão dos clientes com dados ausentes, a amostra a ser trabalhada foi de 9.232 empresas, das quais 8.751 (94,79%) estavam adimplentes e as demais 481 (5,21%) inadimplentes.

3.2. Definição das Variáveis

A variável resposta (dependente) nos modelos de *credit scoring* é a qualidade de crédito (adimplência ou inadimplência) da operação de empréstimo. Neste trabalho, foram denominados clientes inadimplentes aqueles com atraso superior a 90 dias em pelo menos uma parcela do empréstimo, além do período de carência, que é de seis meses. Em relação aos adimplentes, foram considerados integrantes desse grupo aqueles

clientes que não possuíam atrasos em nenhuma parcela do empréstimo. Os valores financiados pelo programa da IF pesquisada variam do o mínimo de R\$ 5 mil ao máximo de R\$ 360 mil; valores inferiores a R\$ 25 mil se destinam apenas a financiamentos de capital de giro. Pelas regras do programa, a IF financia até 80% do valor total de cada projeto de investimento, que é exigido para a liberação do recurso, no qual o demandante especifica o destino dos recursos (informatização, máquinas e equipamentos, reformas, capital de giro, etc.). Os 20% restantes são recursos próprios a serem aportados pela empresa.

Para classificar as observações de acordo com a qualidade de crédito, foram selecionadas variáveis explicativas ou independentes que pudessem influenciar a situação de adimplência dos clientes em suas operações de empréstimos. Essas variáveis explicativas selecionadas compreendem indicadores e características que qualificam a situação socioeconômica dos empresários e avalistas e econômico-financeira das empresas da amostra. O conjunto inicial de variáveis pré-selecionadas constam do Quadro 2:

QUADRO 2: Variáveis independentes utilizadas na pesquisa

| Código | Referência / Origem | Nome da Variável |
|--------|---------------------|---|
| X1 | Contrato | Valor do Financiamento |
| X2 | Contrato | Valor dos Investimentos Fixos do Projeto |
| X3 | Contrato | Valor dos Recursos Próprios no Projeto |
| X4 | Contrato | Valor do Projeto |
| X5 | Contrato | Capital de Giro |
| X6 | Contrato | Ano do Faturamento |
| X7 | Contrato | Proporção de Investimentos Fixos no Projeto |
| X8 | Contrato | Proporção de Recursos Próprios no Projeto |
| X9 | Contrato | Proporção de Capital de Giro no Projeto |
| X10 | Contrato | Proporção de Capital de Giro no Financiamento |
| X11 | Empresa | Tempo de Atividade da Empresa (anos) |
| X12 | Empresa | Proporção do Faturamento sobre o Valor Financiado |
| X13 | Empresa | Valor do Faturamento Anual da Empresa |
| X14 | Empresa | Localização da Empresa (Mesorregião do Estado de MG) |
| X15 | Empresa | Setor de Atividade (indústria, comércio e serviços) |
| X16 | Empresa | Nível de Informatização (baixo, intermediário ou avançado) |
| X17 | Empresa | Percepção do Mercado de Atuação (decrecente, estável e crescente) |
| X18 | Sócios / Avalista | Escolaridade dos Sócios (1º grau, 2º grau ou superior) |
| X19 | Sócios / Avalista | Experiência dos Sócios no Negócio (anos) |
| X20 | Sócios / Avalista | Proporção dos Bens do Avalista Sobre o Valor Financiado |
| X21 | Sócios / Avalista | Valor dos Bens do Avalista |
| X22 | Sócios / Avalista | Valor da Renda do Avalista (em salários mínimos) |

Fonte: Elaborado pelos autores.

3.3. O Modelo

Um modelo de regressão pode ser definido como uma equação matemática em que se expressa o relacionamento de variáveis. Em um modelo de regressão logística, a probabilidade de ocorrência de um evento

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-g(x)}} \quad (2)$$

No qual:

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_p X_{pi}$$

Considerando certa combinação de coeficientes $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ e variando os valores de X , observa-se que a curva logística tem comportamento probabilístico no formato da letra S, o que é característica

pode ser estimada diretamente. No caso de a variável dependente Y assumir apenas dois valores possíveis (1 ou 0) e haver um conjunto de p variáveis independentes X_1, X_2, \dots, X_p , o modelo de regressão logística pode ser escrito da seguinte forma:

da regressão logística. Esse formato dá à regressão logística alto grau de generalidade, aliada a aspectos muito desejáveis:

- a) quando $g(x) \rightarrow +\infty$, então $P(Y = 1) \rightarrow 1$;
- b) quando $g(x) \rightarrow -\infty$, então $P(Y = 1) \rightarrow 0$.

Assim, como se pode estimar diretamente a probabilidade de ocorrência de um evento, pode-se estimar a probabilidade de não ocorrência por diferença: $P(Y = 0) = 1 - P(Y = 1)$. Ao se

utilizar a regressão logística, a principal suposição é de que o logaritmo da razão entre as probabilidades de ocorrência e não ocorrência do evento é linear:

$$\frac{P(Y = 1)}{P(Y = 0)} = e^{\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_p X_{pi}}$$

e, por conseqüência,

$$\ln \left[\frac{P(Y = 1)}{P(Y = 0)} \right] = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_p X_{pi}$$

Por essa razão, ao se interpretar os coeficientes da regressão logística, opta-se pela interpretação de e^β e não diretamente de β . Para utilizar o modelo de regressão

logística para discriminação de dois grupos, a regra de classificação é a seguinte:

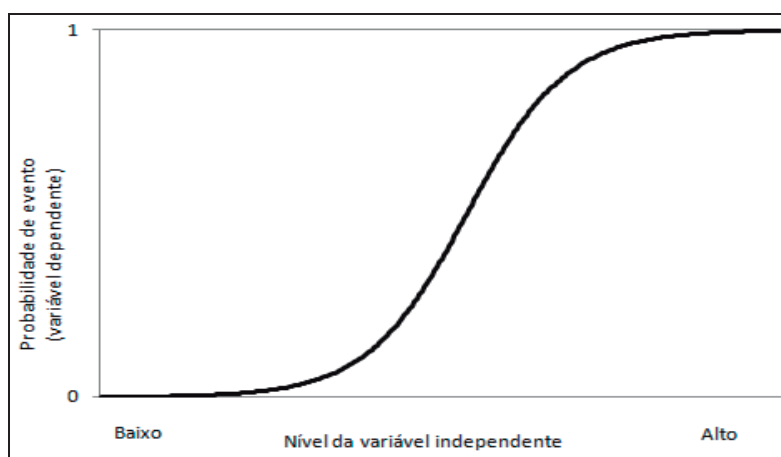
se $P(Y = 1) > 0,10$ então se classifica $Y = 1$;

caso contrário, classifica-se $Y = 0$.

Em síntese, pode-se dizer que um modelo de regressão logística prevê a probabilidade direta de um evento ocorrer. Como se sabe, a probabilidade deve ser um valor limitado entre 0 (zero) e 1 (um), de forma que, se o valor previsto estiver acima de 0,10, aceita-se a hipótese atribuída ao número 1. Do

contrário, aceita-se a atribuição dada ao valor 0, qual seja, sim ou não, alta ou baixa, etc. Essa relação limitada por 0 e 1 caracteriza uma relação não linear, que pode ser representada graficamente por uma curva em forma de S, conforme a Figura 1 abaixo.

FIGURA 1: Forma da relação logística entre variáveis dependente e independente



Fonte: Elaborada pelos autores.

3.3.1. Estimação dos Coeficientes Logísticos

Na equação de regressão logística, para verificar o efeito ou poder de discriminação de cada variável independente com relação à variável dependente, são calculados os coeficientes de regressão.

O cálculo dos coeficientes do modelo é feito por meio da maximização da função de verossimilhança, que calcula a probabilidade de ocorrência de um evento (MENARD, 1995). Esse procedimento é equivalente a minimizar a função logaritmo de verossimilhança $-2LL$ ¹. É

importante ter ciência de que o que se deseja é verificar o poder de ajuste da equação, ou seja, verificar o quanto as variáveis independentes explicam a variável dependente; em outras palavras, quer se medir o seu poder de influência sobre a variável dependente. Um modelo com bom ajuste terá um valor baixo para $-2LL$, sendo que o valor mínimo é 0 (zero). Um modelo com ajuste perfeito terá como resposta um valor de verossimilhança igual a 1 (um) e, portanto, $-2LL$ será igual a 0 (zero). O valor da verossimilhança também pode ser comparado entre equações, onde a diferença representa a mudança no ajuste preditivo de uma equação para outra. Programas estatísticos têm testes automáticos para a significância dessas diferenças.

verossimilhança e é chamada de $-2LL$, ou $-2\log$ verossimilhança). Um modelo bem ajustado terá um valor pequeno para $-2LL$.

¹ Nos modelos de regressão linear comumente vistos na literatura (ver Gujarati, 2006), vê-se que os coeficientes de regressão são calculados por meio da minimização da função de erro quadrático, procedimento conhecido como Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Já na regressão logística, o cálculo é feito por meio da minimização da função de verossimilhança (na verdade, é -2 vezes o logaritmo do valor da

O teste qui-quadrado para a redução no valor do logaritmo da verossimilhança fornece uma medida de melhora em razão da introdução da(s) variável(eis) independente(s). É importante ressaltar que, neste trabalho, será analisado um modelo logístico para estimar, a partir do conhecimento de uma série de variáveis, a probabilidade de um cliente ser ou não inadimplente sob certo crédito concedido via instituição bancária. A variável dependente (Y) indica se o cliente é inadimplente (igual a 1) ou adimplente (igual a 0), e a série de indicadores (X_1, X_2, \dots, X_p) constitui o conjunto de variáveis independentes a serem definidas.

Uma das vantagens da regressão logística é que se precisa saber apenas se um evento ocorreu para então usar um valor dicotômico da variável dependente. A partir desse valor dicotômico o procedimento estima a probabilidade de que o

evento ocorrer ou não. Se a probabilidade prevista for maior que 0,10, então a previsão será “sim”, caso contrário, será “não”. A regressão deriva seu nome da transformação logística usada com a variável dependente.

3.3.2. Teste de Wald

O teste de Wald é utilizado para avaliar se o parâmetro é estatisticamente significativo. A estatística de teste utilizada é obtida por meio da razão do coeficiente por seu respectivo erro-padrão. Essa estatística de teste tem distribuição Normal, e seu valor é comparado com valores tabulados de acordo com o nível de significância definido. A estatística de teste, para avaliar se o parâmetro β é igual a zero, é assim especificada:

$$W = \frac{\beta}{\sqrt{\text{Var}(\beta)}}$$

O teste de Wald, todavia, frequentemente falha em rejeitar coeficientes que são estatisticamente significativos (HAUCK e DONNER, 1977). Sendo assim, aconselha-se que os coeficientes identificados pelo teste de Wald como sendo estatisticamente não significativos sejam testados novamente pelo teste da razão de verossimilhança.

3.3.3. Teste da razão de verossimilhança (Deviance)

O teste da razão de verossimilhança é obtido por meio da comparação entre os modelos, com e sem o teste das variáveis. Supondo-se que existam $p+1$ parâmetros no modelo e que a hipótese nula estabeleça que três desses parâmetros sejam iguais a zero, a estatística de teste (G), definida abaixo, tem distribuição assintótica Qui-quadrado com número de graus de liberdade igual à diferença entre o número de parâmetros estimados do modelo e o número de parâmetros estimados restrito (sob H_0).

$$G = -2 \ln \left(\frac{\text{Verossimilhança do modelo sem as variáveis}}{\text{Verossimilhança do modelo com as variáveis}} \right)$$

4. RESULTADOS

Uma vez selecionada a amostra e definidos o tratamento dos dados amostrais e a escolha do modelo estatístico a ser utilizado, deu-se início à construção do modelo de *credit scoring*.

No modelo logístico, a variável resposta ou dependente assume valores entre zero e um. Neste estudo, codificou-se zero quando uma empresa

apresentava-se adimplente e um para denotar inadimplência. O ponto de corte utilizado neste trabalho foi 0,05, ou seja, valores acima desse ponto de corte classificaram a empresa como inadimplente, enquanto valores abaixo desse patamar a classificaram como adimplente.

Para a modelagem dos dados amostrados, primeiramente fez-se uma análise univariada entre cada variável explicativa e a variável dependente;

observou-se, porém, que, quando combinadas, essas variáveis explicativas perdiam sua significância no modelo. Foi feita, então, uma segunda seleção de variáveis, baseada nos critérios de modelos hierárquicos. Esse método

parte de um algoritmo estatístico que avalia a importância de cada variável explicativa e inclui ou exclui do modelo de acordo com alguma regra predefinida. O modelo final de *credit scoring* é dado na Tabela 1:

TABELA 1: Modelo de aprovação de crédito

| Variáveis | Coefficiente Estimado | Erro-Padrão | Teste Wald | P-Valor |
|---|-----------------------|-------------|------------|----------|
| Constante | -2,15E+00 | 1,34E-01 | -1,61E+01 | 2,00E-16 |
| Valor do Financiamento (X1) | 2,45E-05 | 5,97E-06 | 4,10E+00 | 4,11E-05 |
| Proporção Bens do Avalista sobre o Valor do Financiamento (X20) | -3,29E-01 | 6,29E-02 | -5,23E+00 | 1,82E-07 |
| Valor dos Investimentos Fixos do Projeto (X2) | -1,76E-05 | 7,68E-06 | -2,29E+00 | 2,21E-02 |
| Tempo de Atividade da Empresa (X11) | -5,03E-01 | 6,83E-02 | -7,37E+00 | 1,78E-13 |
| Proporção do Faturamento sobre o Valor Financiamento (X12) | 3,30E-03 | 1,36E-03 | 2,43E+00 | 1,67E-02 |

Fonte: Elaborada pelos autores.

O modelo final foi composto da constante (intercepto) e de cinco variáveis explicativas, apresentadas na Tabela 1. A função matemática do modelo é:

$$\ln\left(\frac{p}{(1-p)}\right) = -2,15 + 0,0000245 \cdot X_1 - 0,329 \cdot X_{20} - 0,0000176 \cdot X_2 - 0,503 \cdot X_{11} + 0,00330 \cdot X_{12}$$

O efeito de cada variável explicativa do modelo pode ser descrito por meio da análise de seus coeficientes:

Valor do financiamento: o sinal positivo dessa variável nos mostra que, quanto maior for o valor financiado, maior será a probabilidade de a empresa ser classificada como inadimplente. Ou seja, quanto maior o valor financiado, maior o percentual do faturamento da empresa comprometido com o pagamento das parcelas do financiamento, e maior a necessidade de a empresa gerar caixa. Como nem todas conseguem isso, preferem, na maioria das vezes, atrasar o pagamento à IF. A leitura que pode ser feita disso é que, aparentemente, empresas de pequeno porte (EPP) apresentam uma propensão maior de inadimplência quando comparadas com microempresas (ME), pois conseguem valores maiores de financiamento. Esse resultado contraria o que argumentam Nucci (1999), Evans (1987) e Oliveira, Najberg e Puga

(2000): de que existe uma relação direta entre porte e sobrevivência, ou seja, quanto maior o porte da empresa, maiores as chances de sobrevivência e, portanto, de pagamento de suas obrigações de crédito.

Proporção dos bens do avalista no valor do financiamento: o sinal negativo dessa variável mostra que, quanto maior for a proporção dos bens do avalista no valor do financiamento menor será a probabilidade de essa empresa se tornar inadimplente. Esse resultado está ligado à metodologia de concessão de crédito da instituição pesquisada, pois, quanto maior a proporção, maior será a garantia de pagamento das parcelas do financiamento do crédito concedido. Esse resultado permite concluir que a exigência de avalistas é uma estratégia eficaz adotada pela IF, por contribuir com o nível de adimplência, e confirma o que é preconizado por autores como Silva (2010) e Ruth (1991) sobre a importância da análise da garantia (*colateral*).

Valor dos investimentos fixos do projeto: o sinal negativo dessa variável mostra que, quanto maior for o valor dos investimentos fixos da empresa, menor será a probabilidade de a empresa se tornar inadimplente. Uma explicação para isso seria que, possivelmente,

os investimentos realizados em máquinas, equipamentos e tecnologia proporcionam melhorias no desempenho econômico-financeiro da empresa, fazendo com que ela consiga honrar as parcelas do financiamento dentro do prazo. Esse resultado confirma as pesquisas realizadas com ME e EPP (SEBRAE 2004), segundo as quais uma das principais razões do insucesso das micro e pequenas empresas seria a falta de capital de giro. Isto é, a imobilização excessiva em investimento fixo ou a utilização excessiva de recursos próprios no projeto gerariam problemas futuros relacionados à falta de capital de giro para operacionalização da empresa após realizado o financiamento, inviabilizando o cumprimento de prazos das parcelas do financiamento.

Tempo de atividade da empresa: o sinal negativo dessa variável mostra que, quanto maior for o tempo de atividade da empresa, menor será a probabilidade de essa empresa se tornar inadimplente. Esse resultado está ligado à metodologia de concessão de crédito da IF pesquisada, pois, quanto maior o tempo de atividade da empresa, maior será a credibilidade dela no mercado e mais estabilizada ela estará para garantir os pagamentos das parcelas do financiamento do crédito concedido. Esse resultado é explicado pela literatura consultada (OLIVEIRA; NAJBERG; PUGA, 2000; AUDRETSCH, 1999; EVANS, 1987), segundo a qual as

chances de sobrevivência das empresas aumentam com o passar do tempo, ou seja, quanto maior o tempo de atividade, maior a chance de sobrevivência do empreendimento.

Proporção do faturamento sobre o valor do financiamento: o sinal positivo dessa variável mostra que, quanto maior for essa proporção maior será a probabilidade de a empresa ser classificada como inadimplente. Isso significa que, aparentemente, empresas de pequeno porte (EPP) apresentam uma propensão maior de inadimplência quando comparadas com microempresas (ME). Esses resultados contrariam o argumento de Nucci (1999), Evans (1987) e Oliveira, Najberg e Puga (2000), de que, quanto maior o porte de uma empresa, maiores são as chances de sua sobrevivência e, portanto, maiores são também as possibilidades de pagamento de suas obrigações de crédito.

Outro elemento importante a ser verificado é se as variáveis que entraram no modelo são altamente correlacionadas. O fato de serem altamente correlacionadas (multicolinariedade) pode prejudicar a capacidade preditiva do modelo. A Tabela 2 mostra os coeficientes da Correlação de Pearson estimados para as variáveis explicativas escolhidas. Observa-se que elas indicam não haver correlação significativa, entre elas excetuando-se a correlação entre a variável X1 e X2.

TABELA 2: Matriz de correlação das variáveis dependente

| | X1 | X20 | X2 | X11 | X12 |
|-----|--------|----------|--------|--------|-----|
| X1 | 1 | | | | |
| X20 | -0,287 | 1 | | | |
| X2 | 0,946 | -0,254 | 1 | | |
| X11 | 0,1686 | -0,07318 | 0,151 | 1 | |
| X12 | -0,055 | 0,03457 | -0,044 | 0,0134 | 1 |

Fonte: Elaborada pelos autores.

A avaliação feita se deve ao fato de as variáveis explicativas X1 e X2 serem altamente correlacionadas, o que pode prejudicar a capacidade preditiva do modelo; então, realizou-se o teste da razão de verossimilhança (*Deviance*) para

verificar se os modelos são equivalentes. Na Tabela 3 abaixo observa se a ANOVA para o teste da *Deviance*, comparando-se o modelo com a variável X2 e o modelo sem a variável X2.

TABELA 3: ANOVA para teste da razão de verossimilhança (*Deviance*)

| Modelo 1: $Y \sim X1 + X12 + X11 + X20$ | | | | |
|--|------------|------------------|----|----------|
| Modelo 2: $Y \sim X1 + X12 + X11 + X20 + X2$ | | | | |
| Modelos | Resíduo GL | Resíduo Deviance | GL | Deviance |
| 1 | 9227 | 3653,70 | | |
| 2 | 9226 | 3647,70 | 1 | 6,00 |

Fonte : Elaborada pelos autores.

Como essa estatística de teste *Deviance* tem distribuição assintótica Qui-Quadrado com um grau de liberdade, compara-se o valor observado de 6,00 com o valor crítico da distribuição Qui-Quadrado com 1% de significância. Logo, não se rejeita a hipótese nula que diz que os modelos são equivalentes. Portanto, como o modelo 2, que inclui a variável explicativa X2, é equivalente ao modelo sem essa variável, optou-se por utilizar o modelo que inclui a variável X2, por ter um poder de classificação correta com maior precisão. Salienta-se que a aplicação prática do modelo implica um *trade-off*, uma vez que traria impactos administrativos de manutenção, além de acarretar maiores custos.

4.1. Avaliação da Capacidade de Previsão do Modelo

Com o intuito de avaliar a capacidade preditiva do modelo, construiu-se uma matriz de

classificação que mostra a quantidade de empresas classificadas de maneira correta e incorreta pelo modelo. Pode-se calcular a partir dessa matriz o erro tipo I e o erro tipo II, que correspondem a classificar uma empresa inadimplente como adimplente e uma empresa adimplente como inadimplente, respectivamente.

Conforme se observa na Tabela 4, usando-se um ponto de corte no valor de 0,06, o acerto desenvolvido a partir da amostra coletada foi da ordem de 67,7%, tendo sido classificadas corretamente 6.247 empresas em um universo amostral de 9.232. Do grupo adimplente, 6.008 empresas foram classificadas corretamente, enquanto 2.743 foram classificadas erroneamente. Já para o grupo inadimplente, 239 empresas foram classificadas corretamente, enquanto 242 foram classificadas erroneamente.

TABELA 4: Matriz de classificação do modelo de risco de crédito com ponto de corte 0,06

| Observado | Estimado | | Total | Classificação Correta |
|---------------------|------------|--------------|-------|-----------------------|
| | Adimplente | Inadimplente | | |
| Adimplente | 6.008 | 2.743 | 8.751 | 68,7% |
| Inadimplente | 242 | 239 | 481 | 49,7% |
| Total | 6.250 | 2.982 | 9232 | 67,7% |

Fonte : Elaborada pelos autores.

Pode-se, ainda, trabalhar o ponto de corte para observar como se comporta o desempenho final do modelo. Deve-se definir a diretriz a ser utilizada na concessão de crédito dessa instituição, já que se pode aumentar o ponto de corte para 0,10, o que levaria a uma maior concessão de crédito por parte da IF, porém a classificação do grupo inadimplente ficaria deteriorada.

Conforme se observa na Tabela 5, usando-se um ponto de corte no valor de 0,10, o acerto

desenvolvido a partir da amostra coletada sobe para 88,5%, tendo sido classificadas corretamente 8.173 empresas em um universo amostral de 9.232. Do grupo Adimplente, 8.078 empresas foram classificadas corretamente, enquanto 673 foram classificadas erroneamente. Já para o grupo Inadimplente, 95 empresas foram classificadas corretamente, enquanto 386 foram classificadas erroneamente.

TABELA 5: Matriz de classificação do modelo de risco de crédito com ponto de corte 0,10

| Observado | Estimado | | Total | Classificação Correta |
|--------------|------------|--------------|-------|-----------------------|
| | Adimplente | Inadimplente | | |
| Adimplente | 8.078 | 673 | 8.751 | 92,3% |
| Inadimplente | 386 | 95 | 481 | 19,8% |
| Total | 8.464 | 768 | 9232 | 88,5% |

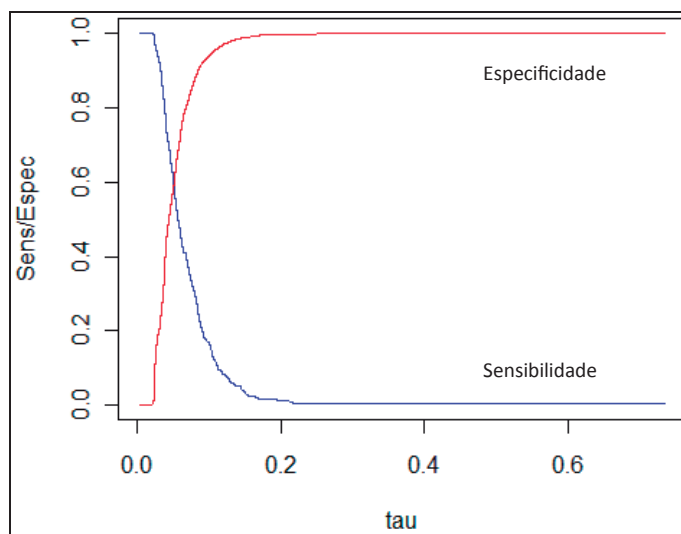
Fonte: Elaborada pelos autores.

A Figura 2 representa a análise gráfica da especificidade e sensibilidade do modelo. A especificidade mostra a proporção de acerto na previsão de não ocorrência do evento, dado que esse evento não ocorreu, enquanto a sensibilidade mostra a proporção de acerto na previsão de ocorrência do evento, dado que esse evento ocorreu. Pode-se observar que, onde as curvas

especificidade e sensibilidade se cruzam, os dois grupos, adimplentes e inadimplentes, alcançam uma taxa de classificação igual.

No eixo das abscissas tem-se o ponto de corte e no eixo das ordenadas, tem-se a taxa de acerto dos grupos; no cruzamento das curvas observa-se o ponto de corte em aproximadamente 0,055 e taxa de acerto dos grupos em torno de 60%.

FIGURA 2: Curva ROC para análise de especificidade e sensibilidade



Fonte: Elaborada pelos autores.

Quando se trabalha o ponto de corte como visto anteriormente, tem-se a perda de desempenho para um grupo, enquanto para outro aumenta o desempenho. Para este trabalho, o grupo adimplente é formado por 8.751 empresas, enquanto o grupo inadimplente, por 481 empresas, o que representa 94,7% e 5,3% do total da amostra, respectivamente.

Caso aumente o ponto de corte utilizado para classificação da empresa na concessão de crédito,

tem-se um aumento na taxa de acerto do grupo adimplente e diminuição na taxa de acerto do grupo inadimplente. Como, porém, a amostra é composta de uma grande maioria de empresas adimplentes, quanto maior o ponto de corte, maior o número de concessão de empréstimos, maior a taxa de acerto do grupo adimplente e menor a taxa de acerto do grupo inadimplente, mas o desempenho global será mais satisfatório. Portanto, deve-se observar a diretriz e foco da

empresa para melhor avaliação do ponto de corte a ser utilizado.

4.2. Avaliação do Ajuste do Modelo

Para avaliar o ajuste do modelo, diversos testes e medidas estatísticas foram aplicados. Primeiramente, avaliou-se a significância estatística das variáveis explicativas que foram incluídas no modelo; para isso, foi utilizado o teste de Wald, que testa sob hipótese nula se cada parâmetro estimado para o modelo é igual a zero.

A estatística Wald tem distribuição Qui-Quadrado e é calculada pelo quadrado da razão

entre o coeficiente e o seu erro-padrão. Os resultados do teste Wald para o modelo proposto indicam que os parâmetros das cinco variáveis explicativas selecionadas são estatisticamente diferentes de zero. A Tabela 1 apresenta as estimativas dos parâmetros das variáveis do modelo, bem como os erros-padrão, as estatísticas Wald e o *p-valor* do teste Wald para cada parâmetro estimado. Observa-se que todos os parâmetros foram significativos, ou seja, os parâmetros são estatisticamente diferentes de zero.

Após a verificação da significância dos parâmetros, foi avaliada a estatística *Deviance*, apresentada na Tabela 6:

TABELA 7: *Deviance* residual do modelo proposto

| Modelo 2: $Y \sim X1 + X12 + X11 + X20 + X2$ | |
|--|--------------------|
| Residual Deviance | Graus de Liberdade |
| 3647,7 | 9226 |

Fonte: Elaborada pelos autores.

Sabendo-se que essa estatística tem distribuição assintótica qui-quadrado com *n-p* graus de liberdade, pode-se concluir com 1 % de significância que o modelo está bem ajustado.

Ainda, a Tabela 7 mostra, usando um ponto de corte no valor de 0,10, o acerto desenvolvido a partir da amostra coletada, que é da ordem de 88,5 %, tendo sido classificadas corretamente 8.173 empresas em um universo amostral de 9.232.

TABELA 8: Classificação do modelo de risco de crédito com ponto de corte 0,10

| Observado | Estimado | | Total | Classificação Correta |
|-----------|----------|--------|-------|-----------------------|
| | Correta | Errada | | |
| Total | 8.173 | 1.059 | 9.232 | 88,5% |

Fonte: Elaborada pelos autores.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS E CONCLUSÃO

O objetivo deste estudo foi apresentar uma sugestão de modelo *credit scoring* para análise de concessão de crédito a micro e pequenas empresas por uma IF pública do Estado de Minas Gerais. Utilizando a técnica estatística de regressão logística, aplicada a um conjunto de indicadores e características que qualificam a situação socioeconômica dos empresários e avalistas e econômico-financeiras das empresas, o modelo proposto possibilita a previsão de ocorrência de inadimplência com significativo nível de acerto.

O modelo *credit scoring* desenvolvido permitiu a identificação de cinco fatores condicionantes da inadimplência: valor do financiamento, proporção dos bens do avalista em relação ao valor do financiamento, valor dos investimentos em ativos fixos, tempo de atividade da empresa e proporção do faturamento anual em relação ao valor do financiamento. O modelo final classificou corretamente 88,5% das empresas, mostrando um poder de precisão e qualificação semelhante dos modelos das pesquisas consultadas, reflexo, certamente, da quantidade de dados analisados.

A título de conclusão, pode-se dizer que o valor financiado e, conseqüentemente, a

proporção deste consumida com o financiamento são condicionantes da inadimplência, enquanto o valor dos bens do avalista em relação ao financiamento, o valor dos investimentos fixos e o tempo de atividade da empresa atuam como protetores da inadimplência.

Cabe salientar que o papel dos modelos quantitativos não é ditar a decisão final sobre a concessão de crédito, mas sim suprir os analistas com informações que os auxiliem a tomar decisões mais direcionadas e acertadas. É importante mencionar também que os modelos de *credit scoring* possuem limitações e desvantagens que devem ser analisadas quando do uso dos mesmos no processo de avaliação de risco.

Por fim, como implicação prática deste trabalho, espera-se que os resultados obtidos contribuam para uma maior compreensão do processo de concessão de crédito. Destaca-se que a pesquisa cumpriu com seu propósito de identificar os fatores que influenciam a inadimplência no âmbito do programa pesquisado, obtendo resultados relevantes que podem ser utilizados gerencialmente pela instituição pesquisada para traçar políticas ou estratégias que reduzam ou controlem o nível de inadimplência de sua carteira de crédito, pela inclusão ou reforço dessas características nos instrumentos de análise de crédito. Salienta-se que, na perspectiva de uma instituição pública de fomento, o controle da inadimplência assume um caráter econômico-social relevante, pois seu controle pode reduzir custos e, conseqüentemente, o valor das taxas de juros cobradas pela IF, beneficiando, dessa forma, as micro e pequenas empresas demandantes do crédito.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALTMAN, E. L.; BAIDYA, T. K. N.; DIAS, L. M. R. Previsão de problemas financeiros em empresas. *Revista de Administração de Empresas*, v. 19, n. 1, p. 19-28, jan./mar. 1979.
- ALVES, C. M.; CAMARGOS, M. A. Fatores condicionantes da inadimplência em operações de microcrédito. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 34., 2010, Rio de Janeiro. *Anais...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2010.
- AMORIM NETO, A. A.; CARMONA, C. U. M. Modelagem do risco de crédito: um estudo do segmento de pessoas físicas em um banco de varejo. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, 27., 2003, Atibaia. *Anais...* Atibaia: ANPAD, 2003.
- ANTUNES, M. T. P., KATO, H. T.; CORRAR, L. J. A eficiência das informações divulgadas em “Melhores & Maiores” da Revista Exame para a previsão de desempenho das empresas. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, 26., 2002, Salvador. *Anais...* Salvador: ANPAD, 2002.
- 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. *Revista Contabilidade Vista & Revista*, v. 18, n. 3, p. 107- 131, jul./set. 2007.
- AUDRETSCH, B. D. *Small firms and efficiency*. In: ACS, Z. J. (Ed.) *Are small firms important? Their role and impact*. U. S. Small Business Administration, 1999.
- AVERY, R. B.; BREVOORT, K. P.; CANNER, G. B. Credit scoring and its effects on the availability and affordability of credit. *The Journal of Consumer Affairs*, v. 43, n. 3, p. 380-542, Fall 2009.
- BARDOS, M. What is at stake in the construction and use of credit scores? *Journal of Computational Economics*, v. 29, n. 2, p. 159-172, mar. 2007.
- BERGER, A. N.; FRAME, W. S. Small business credit scoring and credit availability. *Journal of Small Business Management*, v. 45, n. 1, p. 5-22, 2007.
- BERGER, N. A.; COWAN, A. M.; FRAME, W. S. The surprising use of credit scoring in small business lending by community banks and the attendant effects on credit availability, risk, and profitability. *Journal of Financial Services Research*, v. 39, n. 1, p. 1-17, 2011.

- BERTUCCI, L. A.; GUIMARÃES, J. B.; BRESSAN, V. G. F. Condicionantes de inadimplência 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...* Atibaia: ANPAD, 2003.
- CAMARGOS, M. A.; CAMARGOS, M. C. S.; SILVA, F. W.; SANTOS, F. S.; RODRIGUES, P. J. Fatores condicionantes de inadimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas do estado de Minas Gerais. *Revista de Administração Contemporânea*, Curitiba, v. 14, n. 2, p. 333-352, mar./abr. 2010.
- CAMARGOS, M. A.; LIMA, J. O. Previsão de inadimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas do estado de Minas Gerais. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, 32., 2008, Rio de Janeiro. *Anais...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2008.
- CAOUILLE, J.; ALTMAN, E.; NARAYANAN, P. *Managing credit risk: the next great financial challenge*. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1998.
- CHEROBIM, A. P. M. S.; BARBOSA, J. H. F. Proiciclicidade do risco de crédito: um modelo *point in time* para o risco da carteira de crédito agregada dos bancos brasileiros. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 31., 2007, Rio de Janeiro (RJ). *Anais...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2007.
- 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.
- EVANS, D. S. The relationship between firm growth, size and age: estimates for 100 manufacturing industries. *Journal of Industrial Economics*, v. 35, n. 4, p. 567-81, June 1987.
- FALANGIS, K. The use of MSD model in credit scoring operational research. *An International Journal*, v. 7, n. 3, p. 481-504, 2008.
- GUJARATI, D. *Econometria básica*. 4. ed. Rio de Janeiro: Campus. 2006.
- HAUK, W. W.; DONNER, A. Wald's test as applied to hypothesis in logistic analysis. *Journal of the American Statistical Association*, v. 72, n. 360a, p. 851-853, 1977.
- HORTA, R. A. M.; CARVALHO, F. A. Um modelo de duas etapas para previsão de insolvência com base em indicadores contábeis. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, 26., 2002, Salvador (BA). *Anais...* Salvador: ANPAD, 2002.
- KANITZ, S. C. *Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência na pequena e média empresa brasileira*. Tese (Livre-docência)– Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo. 1976.
- KARLAN, D.; ZINMAN, J. Expanding credit access: using randomized supply decisions to estimate the impacts. *The Review of Financial Studies*, v. 23, n. 1, p. 433-464, 2010.
- LIMA, F. G.; PERERA, L. C. J.; KIMURA, H.; SILVA FILHO, A. C. Aplicação de redes neurais na análise e na concessão de crédito ao consumidor. *Revista de Administração da USP*, São Paulo, v. 44, n. 1, p. 34-45, jan./mar. 2009.
- MELO SOBRINHO, M. J. V.; CARMONA, C. U. M. Modelos de gestão do risco de inadimplência – uma aplicação ao segmento educacional. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 32., 2008, Rio de Janeiro. *Anais...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2008.
- MENARD, W. S. *Applied logistic regression analysis*. USA: SAGE Publications, 1995.
- NUCCI, A. R. The demography of business closing. *Small Business Economics*, v. 12, n. 1, p. 25-39. 1999.

OLIVEIRA, P. A. S.; NAJBERG, S.; PUGA, F. P. Sobrevivência das firmas no Brasil: Dez. 1995/Dez. 1997. *Revista do BNDES*, Rio de Janeiro, v. 7, n. 13, p. 33-48, jun. 2000.

ONUSIC, L. M.; CASA NOVA, S. P. C. A utilização conjunta das técnicas análise por envoltória de dados e regressão logística no estudo de insolvência de empresas: um estudo exploratório. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, 30., 2006, Salvador. *Anais...* Salvador: ANPAD, 2006.

PEREIRA, O. M.; NESS JR., W. L. O modelo *e-score* de previsão de falências para empresas de internet. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 27., 2003, Atibaia. *Anais...* Atibaia: ANPAD, 2003.

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.

RUTH, G. E. *Empréstimos a pessoas jurídicas*. São Paulo: IBCB, 1991.

SANTOS, J. O.; FAMÁ, R. Avaliação de estratégias para a redução do risco de inadimplência em carteiras de crédito bancário rotativo de pessoas físicas. *Revista de Contabilidade e Finanças*, São Paulo, v. 17, n. 42, p. 92-103, set./dez. 2006.

SANTOS, J. O.; SANTOS, J. A. R. O modelo KMV e sua utilidade no processo de análise do risco de crédito. *Revista de Gestão USP*, São Paulo, v. 16, n. 2, p. 73-82, abr./jun. 2009.

SEBRAE. *Fatores condicionantes e taxa de mortalidade de empresas no Brasil*. Brasília, agosto de 2004. Relatório de Pesquisa.

SECURATO, J. R. *Crédito, análise e avaliação do risco – pessoas físicas e jurídicas*. São Paulo: Saint Paul Institute of Finance, 2002.

SEHN, C. F.; CARLINI JUNIOR, R. J. Inadimplência no sistema financeiro de habitação: um estudo junto à Caixa Econômica Federal (Caixa). *Revista de Administração Mackenzie*, v. 8, n. 2, p. 59-84, 2007.

SILVA, J. P. *Análise financeira das empresas*. 10. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

SOUZA, S. M.; BRUNI, A. L. Risco de crédito, capital de giro e solvência empresarial: um estudo na indústria brasileira de transformação de cobre. *Revista Universo Contábil*, Blumenau, v. 4, n. 2, p. 59-74, abr./jun. 2008.

THOMAS, L. C.; EDELMAN, D. B.; CROOK, J. N. *Credit scoring and its applications*. SIAM: Philadelphia, 2002.