

## Previsão de Inadimplência em Processos de Concessão de Crédito a Micro e Pequenas Empresas do Estado de Minas Gerais

**Autoria:** Marcos Antônio de Camargos, Joab de Oliveira Lima

### RESUMO:

O objetivo deste artigo foi identificar indicadores da possibilidade de inadimplência nos processos de financiamentos concedidos pelo BDMG no âmbito do Programa GERAMINAS entre jun./97 e jan./06. Para isso, foi utilizado o universo de dados do período, constituído por 25.616 processos de financiamento. Em termos metodológicos trata-se de uma pesquisa quantitativa, na qual foi utilizado o Modelo de Análise Discriminante Canônica. Na estimação do modelo discriminante utilizou-se o método *Stepwise*, com as variáveis independentes sendo incluídas na função discriminante uma por vez, com base no seu poder discriminatório. Das doze variáveis utilizadas inicialmente, foram identificadas cinco (FATANEM, SEATE, TAE, EXPE e FATFIN), sendo as três primeiras, a quarta e a última, econômico-financeiras (empresas), socioeconômicas (sócios e avalistas) e do financiamento, respectivamente, que detêm poder de explicação ou classificação da situação de inadimplência e inadimplência das empresas, com pesos e comportamento diferentes, significantes ao nível de 1%. A função discriminante calculada pelo modelo, tanto na reclassificação dos dados originais, como na validação cruzada, classificou 96,8% dos dados corretamente, mostrando um poder de precisão e qualificação superior aos modelos das pesquisas consultadas.

### 1. INTRODUÇÃO

A realização de estudos que buscam identificar características condicionantes da inadimplência em processos de financiamento vem crescendo nos últimos anos, e assumiu mais recentemente uma importância ainda maior, tendo em vista o cenário de crise crédito vivenciado pela principal economia mundial. No Brasil é crescente o número de pesquisas que tiveram por objetivo desenvolver ou analisar modelos de previsão de falências e concordatas, bem como da insolvência e inadimplência, tanto por parte de pessoas físicas, quanto por parte de empresas baseados em seus dados sócio-econômicos, contábeis e financeiros.

Esses modelos são utilizados para tentar medir e prever a situação econômico-financeira, bem como o risco de pessoas físicas e jurídicas, de maneira a minimizar incertezas e dúvidas na decisão de conceder ou não o crédito. Geralmente são fundamentados em técnicas estatísticas uni ou multivariadas, que possibilitam a determinação de qual(is) fator(es) ou característica(s) influencia(m) positiva ou negativamente o risco de não honrar os compromissos assumidos por parte do demandante do crédito. Os modelos estatísticos multivariados são utilizados para estudar as relações entre um conjunto de atributos ou características que possivelmente explicariam determinado evento ou situação porque permitem analisar a associação entre dois ou mais conjuntos de medidas que foram obtidas a partir de cada um, de uma ou mais amostras simultaneamente.

Um dos usos desses modelos é na previsão de inadimplência junto a instituições financeiras, para grandes corporações, mas principalmente para as micro e pequenas empresas (MPE's), vistas como uma alternativa de produção viável, ao serem dotadas de características peculiares, que facilitam o seu surgimento e sobrevivência. Assim como ocorre na maioria dos países da economia mundial, elas têm uma importância estratégica para o país, dado o nível de emprego e de geração de renda que são responsáveis, representando a grande maioria das empresas criadas anualmente. Entretanto, na atual realidade de mercado, os desafios enfrentados por essas empresas, tais como taxas de juros, inserção no mercado, desenvolvimento tecnológico e principalmente o acesso ao crédito, constituem entraves ao seu crescimento e muitas vezes à sua sobrevivência.

A oferta de crédito às MPE's se mostra relevante na perspectiva da representatividade econômica e da geração de postos de trabalho que elas têm na economia brasileira. Ademais, qualquer instituição financeira, mantém uma política de crédito e cobrança bem delimitada, na qual são exigidas várias informações sócio-econômicas da empresa e dos empresários solicitantes e de avalistas, visando minimizar o risco de *default* (de inadimplência).

Dessa forma, estudos no Brasil que tenham por objeto as MPE's revestem-se de importância maior, tendo em vista que a maioria dos estudos se centra em grandes corporações, além do fato da importância que esse segmento desempenha para a economia. Além disso, é oportuno ressaltar o empenho que o Banco de Desenvolvimento de Minas Gerais – BDMG – tem mostrado na concessão de crédito para MPE's das diferentes regiões do Estado, ao ser a instituição mais atuante nesse tipo de serviço financeiro no Estado. Isso justifica o foco dessa pesquisa no programa GERAMINAS, que no período de 1997 a 2006, foi um dos programas de fomento mais importantes da instituição, ao abranger todo o Estado, destinado ao fomento dos micro e pequenos empreendimentos legalmente constituídos. Foram concedidos mais de R\$ 518 bilhões (média de R\$ 19.415,82 por processo), destinados a financiar projetos orçados em mais de R\$ 673 bilhões, com 76,9% do valor dos projetos sendo financiados pelo programa.

O objetivo deste artigo foi identificar e analisar características sócio-econômicas dos seus sócios e avalistas, bem como das micro e pequenas empresas do Estado de Minas Gerais, visando identificar os fatores determinantes da possibilidade de inadimplência nos processos de financiamentos concedidos pelo BDMG no âmbito do programa GERAMINAS. Ou seja, buscou-se aferir a influência exercida por variáveis de natureza qualitativa no cumprimento das obrigações do financiamento. Para isso, foram analisados dados de 25.616 processos de financiamento, concedidos entre junho de 1997 e janeiro de 2006. O artigo tem a seguinte estrutura, após essa introdução, a seção 2 apresenta os conceitos e teorias para o entendimento e gerenciamento do crédito no Brasil. A metodologia utilizada e os resultados são apresentados nas seções 3 e 4, respectivamente. Encerra-se com as conclusões e considerações finais na seção 5, seguida das referências na seção 6.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

Conforme salientam Casarotto Filho e Pires (1998), um problema crucial para as pequenas empresas brasileiras é o acesso ao crédito, especialmente, de longo prazo, no qual as operações se dão morosamente, cabendo ao agente financeiro arcar com um custo operacional elevado. Baumgartner (2004) acrescenta que no sistema bancário, exceto os bancos de desenvolvimento, o pequeno empresário é obrigado a competir na mesma faixa de crédito das grandes empresas, sujeitando-se a critérios de seletividade e reciprocidade a elas concedidos na obtenção de financiamentos.

O crédito pode ser definido pela cessão temporária de recursos a terceiros, mediante remuneração (juros) cobrada ao devedor pelo seu uso. Pode ser concedido por determinados tipos de empresas e para várias finalidades, com destaque para o segmento bancário, ao ser um agente intermediador das captações e aplicações de recursos na economia, regulado por normas estabelecidas pelas autoridades monetárias. Para Caouette, Altman e Narayanan (1998) inerente ao crédito existe uma expectativa de se receber uma determinada importância em dinheiro, em um prazo definido. Assim, o risco de crédito é a possibilidade de que esta expectativa não se cumpra, o que se acontecer torna o devedor um inadimplente.

O crescimento econômico em nível mundial, e conseqüentemente em nível nacional, não se dá de maneira linear no tempo, mas sim em ciclos de baixo crescimento (crises) e de elevado crescimento (*booms*), principalmente dos chamados ativos financeiros ou valores mobiliários. Nesse último cenário, o acesso ao crédito é facilitado devido à sua grande disponibilidade na economia e à competição entre as instituições financeiras, que no afã de

atingir metas de intermediação financeira e de aumentar sua carteira de clientes reduz o nível de restrições ou exigências para a concessão do crédito. Isso ocorre porque nesses períodos a inadimplência reduz e o cumprimento quase integral dos contratos induz o sistema bancário a subavaliar os riscos, concedendo créditos com grande facilidade. Essa situação, entretanto, se inverte em épocas de crise, na qual há uma escassez de recursos na economia e um aumento dos níveis de inadimplência, o que leva o sistema bancário a aumentar as restrições e o nível de exigência, superestimando riscos e reduzindo a concessão de novos empréstimos.

Segundo Cia (2003), a inadimplência pode ser entendida como um descumprimento por parte do devedor que acarrete alteração do montante (quanto) ou do momento (quando) em que o pagamento é (eventualmente) feito ao credor, em relação ao que estava previsto em contrato. Essa definição envolve, portanto, duas dimensões: i) *quanto*: do valor ou montante acordado para ser pago no vencimento, quanto é efetivamente pago; e ii) *quando*: o tempo que decorre entre o vencimento do contrato até o efetivo pagamento.

Segundo Douat (1994) e Schrickel (1997) a atividade de crédito implica em um risco significativo para as instituições financeiras, pois se trata de uma modalidade de risco que está presente em qualquer atividade comercial, caracterizada pela probabilidade de não recebimento dos recursos emprestados. Na gestão desse risco, as instituições financeiras desenvolveram um vasto aparato de técnicas, visando minimizar suas perdas. Técnicas essas, que vão desde o treinamento de especialistas, até o uso de modelagens estatísticas que lhe conferiram maior robustez e eficácia na análise dos clientes (CAUOETTE, ALTMAN e NARAYANAN, 1998). O avanço dessas técnicas foi fortemente influenciado por governos e por órgãos de supervisão bancária, tendo em vista a importância da concessão e crédito para o desenvolvimento de determinados segmentos da economia, em especial o das MPE's. O Acordo da Basileia em 1988 é um exemplo dessa preocupação. Trata-se de um documento assinado pelos principais Bancos Centrais do mundo, no qual foram prescritas normas de adequação do volume de capital à qualidade das operações realizadas pelas instituições financeiras. Aquelas que operassem com maior risco seriam instadas a realizar um aporte maior de capital (BCBS, 1998).

Se por um lado esse acordo proporcionou maior segurança ao sistema financeiro como um todo ao reduzir o montante das falências, por outro implicou na ineficiência das instituições financeiras, pois, parte dos recursos que poderiam ter sido aplicados, foi retida para garantir o risco das operações (BCBS, 1998). Para Jorion (1999), uma gestão eficiente do crédito, por parte das instituições financeiras, é de grande relevância, pois reduz a insolvência e aumenta ou garante um nível mínimo de rentabilidade para o setor.

O Banco Central do Brasil, por meio da Resolução 2.682/99, possibilitou uma melhor caracterização dos fatores que potencializam o risco na concessão de crédito, ao introduziu nas práticas bancárias nacionais o conceito de *rating* de créditos, além de incumbir as instituições financeiras a desenvolverem critérios, respeitados parâmetros mínimos, para caracterizar essas classificações.

Conforme pesquisas desenvolvidas pelo SEBRAE, o crédito é fator determinante para o desempenho e sobrevivência das MPE's. Em pesquisa realizada em 2000, constatou-se que existe uma inadequação do crédito para esse segmento, sinalizando que as principais dificuldades para obtenção de financiamento são a burocracia (59%) e juros elevados (40,7%). Em complemento a isso, Almeida e Ross (2000) destacam que existem recursos financeiros disponíveis em várias instituições, mas o custo é alto para as empresas desse segmento, pois se tem uma percepção de risco elevado por parte das instituições financeiras.

No que se refere às dificuldades encontradas pelas pequenas e micro empresas na obtenção de financiamento, Almeida e Ross (2000) destacam que a principal seria a não diferenciação na análise de crédito entre MPE's e grandes empresas, o que praticamente impossibilita essa análise, pois, na maioria das vezes, seus demonstrativos não são confiáveis.

Esses autores salientam também que os instrumentos utilizados para decisão e análise de crédito pelos diversos bancos são praticamente os mesmos: i) balanços patrimoniais (quando existem); ii) garantias reais; iii) *feeling* de analistas; iv) consultas à Centralização do Serviço de Bancos S.A. – SERASA; e v) ao Banco Central do Brasil. Entretanto, considerando a falta de confiabilidade e exatidão dos documentos que são exigidos, como é, por exemplo, o balanço patrimonial, deveriam ser considerados outros fatores na análise e decisão de concessão de crédito, tais como: i) nível de escolaridade do proprietário; ii) tempo de funcionamento da empresa; iii) experiência do proprietário no setor; iv) localização da empresa; v) nível de tecnologia nos seus processos; vi) finalidade do crédito, entre outros.

Em um contexto de importância da obtenção de financiamento, o apoio gerencial e financeiro passa a ser fundamental para a sobrevivência das MPE's, no sentido de instrumentalizá-las e prepará-las para as dificuldades e exigências do mercado. Assim sendo, esta pesquisa visa estudar os aspectos de apoio financeiro em geral, mais especificamente, o processo de análise e concessão de crédito de financiamento como um instrumento que possa alavancar o desenvolvimento desse segmento. Observa-se que as MPE's, apresentam uma demanda por instrumentos creditícios que estimulem seu crescimento e facilitem a comprovação das exigências legais requisitadas pelo sistema bancário tradicional, inviabilizando assim inúmeras solicitações de empréstimos, devido às restrições ao crédito.

### 2.2.1. Trabalhos Anteriores no Mercado Brasileiro

Na evolução de estudos sobre inadimplência e solvência de empresas, pode-se dizer que Fitzpatrick (1932) foi um dos pioneiros no tema. Na década de 60 do século XX as ferramentas estatísticas foram introduzidas, proporcionando grandes avanços, fundamentados principalmente nos estudos de Beaver (1966), que utilizou técnicas univariadas para previsão de falências e de Altman (1968), que explorou a análise discriminante multivariada. Na década de 1980, Ohlson (1980) analisou modelos de probabilidade condicionada utilizando modelos do tipo *Logit*.

No Brasil as pesquisas sobre o tema tiveram início na década de 1970, com os estudos de Kanitz (1976) e Altman, Baidya e Dias (1979), mas só recentemente os estudos sobre o tema vêm ganhando a atenção dos pesquisadores. Aparentemente, a análise discriminante é uma das técnicas comumente utilizada para levantar fatores característicos de solvência, inadimplência, alguns dos quais apresentados no Quadro 1.

QUADRO 1: Síntese de trabalhos correlatos no mercado brasileiro

Autores / Ano	Amostra	Dados / Período	Modelo*	Conclusão
Onusic e Casa Nova (2006)	300 empresas	Anuais 1995 a 2001	RL e DEA	O erro em classificar uma empresa insolvente como solvente foi reduzido para 3 empresas (ou 20%) e o erro em classificar uma empresa solvente como insolvente permaneceu igual ao encontrado na Regressão Logística.
Bertucci, Guimarães e Bressan (2003)	753 empresas	Sócio-Econômicos 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%, respectivamente) de acerto. No geral, o modelo classificou corretamente 66,62% das empresas.
Pereira e Ness Jr. (2003)	36 empresas	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 este mesmo evento.
Antunes,	56	Contábeis	AD	As variáveis que mais explicaram o desempenho

Kato e Corrar (2002)	empresas	Anuais 1999 e 2000		obtido no exercício social de 2000 foram Endividamento Geral e Log. das Vendas. No geral, o modelo classificou corretamente 61,54% das empresas da amostra-teste.
Horta e Carvalho (2002)	76 empresas	Contábeis Anuais 1996 a 2000	AD	Em todas as equações dos modelos estão presentes diferentes indicadores capazes de explicar a diferença entre empresas solventes e insolventes, tais como rentabilidade e saldo de tesouraria sobre ativo total.
Amorim Neto e Carmona (2001)	344 clientes bancários	Sócio-Econômicos 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%).
Lachtermacher e Espenchitt (2001)	83 empresas	Contábeis Anuais 1983 a 1993	AD e Redes Neurais	o modelo de rede neural apresentou performance superior ao modelo de análise discriminante com 88% e 81% de classificações corretas, respectivamente.
Samanez e Menezes (1999)	40 bancos	Contábeis Anuais 1994 a 1997	AD	O % de acerto total foi de 95,0%, e o % da classificação de instituições insolventes como solventes foi de 25%. O % de classificação de instituições solventes como insolventes foi de 0%.

(\*) AD = Análise Discriminante; RL = Regressão Logística; DEA = Análise Envoltória de Dados.

FONTE: compilado pelos autores.

Além dos trabalhos acima, merecem destaque os estudos de Kassai e Kassai (1998) e Cia (2003). No primeiro os autores mostraram de como análise discriminante poderia ser utilizada na previsão de solvência de empresas. Enquanto que no segundo, a autora apresentou propostas de medidas de inadimplência para o mercado brasileiro de crédito.

### 3. METODOLOGIA DE PESQUISA

Esta pesquisa é do tipo descritiva, a qual segundo Gil (2002), tem como objetivo primordial descrever as características de determinada população ou fenômeno, ou então o estabelecimento de relações entre as variáveis, que no seu contexto específico foi o de estabelecer relação entre características sócio-econômicas e financeiras de empresas e empreendedores e a possibilidade de inadimplência.

Foram utilizados dados secundários, de micro e pequenas empresas do Estado de Minas Gerais, conforme classificação específica do programa: ME = faturamento até R\$ 288.515 e EPP = faturamento entre R\$ 288.516 e R\$ 2.308.958, coletados nos relatórios do sistema gerencial do BDMG, no âmbito do programa GERAMINAS, que tiveram seus pedidos de crédito aprovados e que receberam recursos.

A pesquisa é do tipo *cross-section*, na qual o corte temporal utilizou o universo de dados dos financiamentos concedidos no âmbito do programa, coletados no período compreendido entre junho de 1997 (ano que teve início a implantação do programa), e janeiro de 2006. Na análise dos fatores condicionantes da inadimplência no âmbito do programa foi utilizada a técnica Análise Discriminante.

O presente estudo tem como variável dependente a inadimplência junto ao programa. Já as variáveis independentes foram definidas tendo como base a bibliografia consultada referente aos empreendedores de micro e pequenas empresas, divididas em três grupos: i) econômicas e financeiras das empresas (variáveis 1 a 6); ii) socioeconômicas dos sócios e avalistas (variáveis 7 a 10), e, iii) financiamento (variáveis 11 e 12), conforme Quadro 2.

Quadro 2: Resumo das Variáveis Independentes

Nº	VARIÁVEL	SIGLA	CÁLCULO/ FONTE	INTERPRETAÇÃO / EXPLICAÇÃO
1	Faturamento anual	FATANEM	receita bruta anual empresa, declarada pelo contador	faturamento anual da empresa demandante, em Reais
2	Percepção de Mercado	PERCPME	variável informada no formulário do financiamento	representa a percepção do empreendedor sobre o seu mercado no momento do pedido do financiamento: decrescente, estável e crescente
3	Sector de Atividade	SEATE	X = 1 comércio; X = 2 serviços ; X = 3 indústria	representa o setor de atuação da empresa
4	Tempo de Atividade da Empresa	TAE	variável informada no formulário do financiamento	representa o tempo de atividade da empresa, calculado em anos, de acordo com a data de fundação do contrato social
5	Nível de Informatização	NIE	variável informada no formulário do financiamento	nível de organização empresa, medido pelo sistema informação gerencial: baixo, intermediário ou avançado
6	Localização da Empresa	LOCE	variável informada no formulário do financiamento	Identifica a mesorregião do Estado na qual o solicitante está localizado
7	Nível de Escolaridade	NESC1	variável informada no formulário do financiamento	nível de escolaridade menor ou igual ao primeiro grau (< ou = 1º grau)
		NESC2		segundo grau, completo ou incompleto (> que primeiro grau, < ou = segundo grau)
		NESC3		nível superior completo ou incompleto (> que 2º grau, < ou = a superior)
8	Valor da Renda do Avalista	RENDAVAL	valor da renda do avalista	valor em R\$, da renda do avalista, na sua declaração de IR do ano do financiamento
9	Valor dos Bens do Avalista / financiamento	BENAVAL FIN	valor dos bens do avalista sobre o valor do financiamento	valor em R\$, dos bens do avalista, na sua declaração de IR do ano do financiamento, em relação ao valor do financiamento
10	Experiência na Empresa	EXPE1	<i>Dummy</i> : experiência < 1 ano	representa o tempo de experiência do sócio majoritário na empresa (em anos)
		EXPE2	<i>Dummy</i> : experiência > 1 ano e < 5 anos	
		EXPE3	<i>Dummy</i> : experiência > 5 anos	
11	Proporção de capital de giro no valor do projeto	CGPJ	valor para capital de giro sobre o valor total do projeto	é a proporção do valor informado no projeto para capital de giro, no valor total informado para o referido projeto
12	Proporção do faturamento no valor do financiamento	FATFIN	valor do faturamento no ano anterior ao financiamento sobre o valor financiado	representa a relação entre o valor do faturamento anual em reais relativamente ao valor em reais do financiamento concedido

FONTE: elaboração própria.

Como o foco desta pesquisa está em identificar e analisar os fatores condicionantes da inadimplência no âmbito do Programa GERAMINAS, na variável dependente, foi considerada como inadimplente a empresa que tivesse com mais de 90 dias de atraso, além do período de carência, que é de seis meses. Os valores financiados por esse programa variam entre o mínimo de R\$ 5 mil e o máximo de R\$ 360 mil, sendo que, valores inferiores a R\$ 25 mil se destinarão apenas para financiamentos de capital de giro. Os recursos do programa podem financiar até 80% dos investimentos, desde que observados determinados limites.

A análise empreendida englobou todas as empresas (universo) constantes da base de dados obtida da instituição, constituída por 17.743 empresas, pertencentes a 29.192 sócios, em um total de 25.616 processos de financiamento, visto que algumas empresas obtiveram

recursos mais de uma vez no período analisado. Desses processos, 834 estavam inadimplentes (3,3%) e 24.782 (96,7%) estavam adimplentes quando da realização da pesquisa.

### 3.1 Método

Para a análise dos fatores associados à inadimplência foi utilizado um modelo de Análise Discriminante Canônica (*CDA – Canonic Discriminant Analysis*) ou simplesmente Análise Discriminante, que segundo Hair *et al.* (2005: 32), é uma técnica estatística multivariada “adequada quando a única variável dependente é dicotômica (ex., masculino-feminino) ou multicotômica (ex., alto-médio-baixo) e, portanto, não-métrica. Ela tem por objetivo primário “entender as diferenças de grupos e prever a probabilidade de que uma entidade (indivíduo ou objeto) pertencerá a uma classe ou grupo em particular com base em diversas variáveis dependentes métricas.” A diferença da Análise Discriminante em relação à Regressão Múltipla é a possibilidade de se utilizar variáveis qualitativas (não-métricas). Ou conforme Johnson e Wichern (1988) a Análise Discriminante Canônica é uma técnica estatística multivariada usada na resolução de problemas que envolvem a *separação* de conjuntos distintos de observações e a *alocação* de novas observações em um dos conjuntos.

Sejam, por exemplo, dois grupos de observações resultantes da classificação segundo um determinado critério e, ainda, as variáveis  $X_1$  e  $X_2$  observadas para cada indivíduo. Na FIG. 1, tem-se o espaço discriminante e a regra de classificação, representada pela reta  $R$ , juntamente com observações dos grupos  $W_1$  e  $W_2$ . Pode-se observar uma “mistura” de observações, que mostra a ocorrência de erros nas classificações (LACHENBRUCH, 1975). Estes erros constituem uma medida do poder discriminante das variáveis estudadas. Assim, o objetivo é obter uma regra de classificação que minimize a probabilidade de classificação errônea, além de determinar que variáveis contribuam de forma significativa para a discriminação dos padrões observados, desconsiderando informações de pouca relevância.

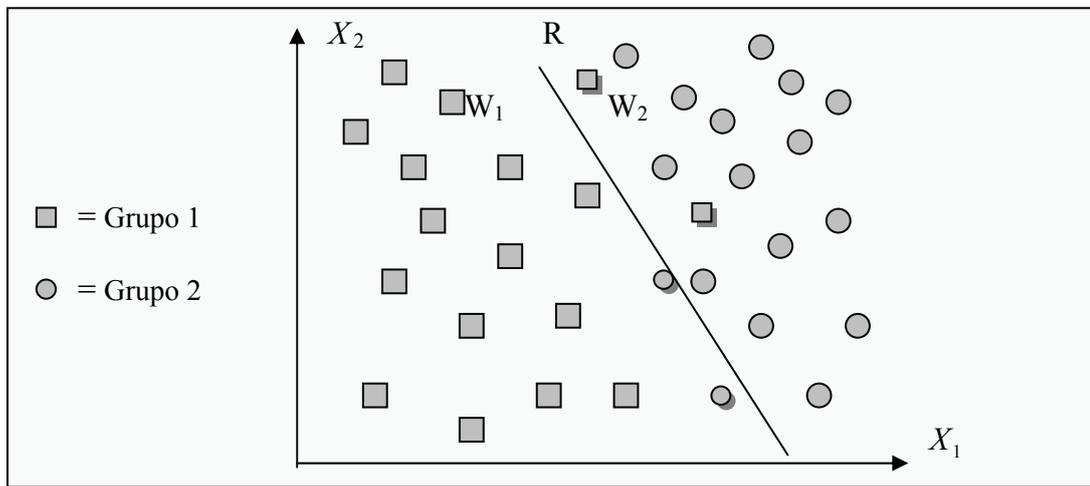


FIGURA 1: Espaço Discriminante

Uma Função Discriminante Linear (FDL) tem a forma, podendo incluir ou não o intercepto ( $\beta_0$ ):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_i X_i + \dots + \beta_{p-1} X_{p-1} = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i \text{ [equação 1]}$$

na qual  $Y$  é o escore discriminante e  $\beta_i$ ,  $i = 0, 1, 2, \dots, p$  são os coeficientes da função nas variáveis  $X_i$ ,  $i = 0, 1, 2, \dots, p$ , com  $X_0 = 1$ . A função retorna um valor  $Y$ , para um novo

padrão  $\underline{m}_i$ , que é um vetor com as medidas. O valor de  $Y$  funcionará como escore de classificação.

A FDL transforma a observação multivariada  $\underline{X}$ , de dimensão  $p$ , na observação univariada  $Y$  (escore), tal que os escores obtidos para as populações  $W_1$  e  $W_2$  sejam separados ao máximo. Sendo  $\underline{\mu}_1$ ,  $\underline{\mu}_2$  e  $\Sigma$  respectivamente os vetores médios de  $W_1$  e de  $W_2$  e a matriz de covariância comum a ambas as populações, tem-se a função a seguir.

$$y = (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{X} \quad \text{[equação 2]}$$

Então, se pode expressar a regra de reconhecimento e classificação para  $\underline{X}_0$  como  
Alocar  $\underline{X}_0$  em  $W_1$  se  $y_0 - m \geq 0$  ou Alocar  $\underline{X}_0$  em  $W_2$  se  $y_0 - m < 0$ .

Na realidade, os parâmetros  $\underline{\mu}_1$ ,  $\underline{\mu}_2$  e  $\Sigma$  não são conhecidos. Assim trabalha-se com os seus estimadores:  $\bar{X}_1$ ,  $\bar{X}_2$  e  $S_p$ , obtidos de amostras aleatórias dos grupos  $W_1$  e  $W_2$  com tamanhos  $n_1$  e  $n_2$ , respectivamente. O estimador  $S_p$ , da matriz  $\Sigma$ , tem por expressão:

$$S_p = \frac{1}{n_1 + n_2 - 2} [(n_1 - 1)S_1 + (n_2 - 1)S_2] \quad \text{[equação 3]}$$

na qual  $S_1$  e  $S_2$  são as matrizes de covariâncias amostrais. Assim, a Função Discriminante Linear de Fisher Amostral é, segundo Fisher (1936):

$$\hat{y} = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_p^{-1} \underline{X}. \quad \text{[equação 4]}$$

O valor de corte  $m$  é estimado por:  $\hat{m} = \frac{1}{2} (\bar{y}_1 + \bar{y}_2)$  [equação 5]

na qual  $\bar{y}_1$  e  $\bar{y}_2$  são as média dos escores para  $W_1$  e  $W_2$ . A regra de classificação fica:

$$\text{Alocar } \underline{X}_0 \text{ em } W_1 \text{ se } y_0 = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_p^{-1} \underline{X}_0 \geq \hat{m}$$

$$\text{Alocar } \underline{X}_0 \text{ em } W_2 \text{ se } y_0 = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_p^{-1} \underline{X}_0 < \hat{m}$$

Neste artigo buscou-se de maneira geral, encontrar função discriminante que possibilite classificar uma empresa como propensa à adimplência ou à inadimplência, a qual pode ser escrita com segue, segundo Hair *et al.* (2005: 207):

$$Z_{jk} = W_0 + W_1 \cdot X_{1k} + W_2 \cdot X_{2k} + \dots + W_n \cdot X_{nk} \quad \text{[equação 6]} \quad \text{ou} \quad Z_{jk} = W_0 + \sum_{i=1}^n W_i \cdot X_{ik} \quad \text{[equação 7]}$$

na qual:  $Z_{jk}$  = o escore  $Z$  na função  $j$  para o objeto  $k$  (empresas demandantes de crédito);  $X_{ik}$  = valor da variável  $i$  para o objeto  $k$  (com  $X_{0k}=1$ );  $W_i$  = peso discriminante para a variável independente  $i$ .

O termo *discriminante* nas equações 1 e 2 se referem à força das variáveis em particular e da função no geral, em poder discriminar ou prever o comportamento que elementos (objetos) tenham relativamente a alguma atitude sob análise (cumprimento ou não com os prazos do contrato de financiamento).

Baseado na equação 6 e no Quadro 1, equação final utilizada foi:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 FATANEM + \beta_2 PERCPME + \beta_3 SEATE + \beta_4 TAE + \beta_5 NIE + \beta_6 LOCE + \beta_7 NESC + \beta_8 RENDAVAL + \beta_9 BENAVALFIN + \beta_{10} EXPE + \beta_{11} CGPJ + \beta_{12} FATFIN \text{ [equação 8]}$$

Nesta pesquisa, tem-se o objetivo identificar as características relevantes que discriminam MPE's como adimplentes ou inadimplentes em processos de financiamento junto ao BDMG. Dessa maneira, a variável categórica foi definida considerando o comportamento de demandantes de crédito que tenham honrado ou não suas obrigações creditícias com a instituição. Na inserção das variáveis no modelo foi imputado o valor "0" (zero) às empresas que estavam em dia com suas obrigações creditícias junto à instituição pesquisada (adimplente) na data da realização deste estudo e "1" (um) às demais empresas (que não efetuaram seus pagamentos em dia – com 90 dias ou mais de atraso). Dessa maneira, o modelo forneceu uma função discriminante na qual se identificava um valor de corte (um Z crítico), que discriminava as empresas como sendo do primeiro ou do segundo grupo.

Para que os resultados de uma Análise Discriminante Canônica sejam válidos, é necessário verificar as seguintes suposições: i) normalidade multivariada dos dados; e ii) igualdade das matrizes de variância-covariância dos grupos a serem discriminados. Esses dois pressupostos foram atendidos uma vez que o Teorema Central do Limite Multivariado (LEHMAN, 1999) garante a normalidade para dados com extensa quantidade de observações. Já com relação à condição de homogeneidade das matrizes de variância e covariância, Hair *et al.* (2005) explica que as matrizes de covariância desiguais podem afetar negativamente o processo de classificação, mas, novamente, dados amostrais muito extensos compensam essa deficiência. Sobre o poder de precisão do modelo Caouette, Altman e Narayanan (1998: 214) salientam que “se o modelo de previsão for exato, a exatidão da previsão será melhor que 80 ou 90% sobre o horizonte de previsão.”

Na estimação do modelo discriminante utilizou-se o método *Stepwise*, no qual as variáveis independentes são incluídas na função discriminante uma por vez, com base no seu poder discriminatório (HAIR, *et al.*, 2005: 221). A análise dos dados foi realizada utilizando o *Statistical Package for the Social Sciences* (SPSS), versão 15.0. Foram considerados significativos os resultados em um nível de significância de 5% ( $p\text{-value} < 0,05$ ).

#### 4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS DADOS

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos da aplicação do modelo de Análise Discriminante. Antes de iniciar a análise, constatou-se a análise de dados ausentes (*missings*), os quais, devido à elevada quantidade de observações, optou-se por excluí-los da amostra, que foi composta de 24.251 (97,86%) e 788 (94,48%), processos de financiamento adimplentes e inadimplentes, respectivamente, totalizando 25.039 processos. Após executar a análise discriminante, fez-se uma análise preliminar das variáveis independentes, visando identificar a existência de diferenças entre as médias. Segundo Maroco (2003, p. 351) neste teste verifica-se a hipótese de que as médias dos grupos são iguais. Conforme apresentado na TAB. 1, das variáveis utilizadas na análise, verifica-se que o setor e o tempo de atividade da empresa (SEATE e TAE, respectivamente), a experiência do sócio (EXPE) e a proporção do faturamento em relação ao financiamento (FATFIN) mostraram se preditores ao nível de significância de 1%, enquanto que a percepção do mercado de atuação (PERCPME) e a proporção do capital de giro no financiamento (CGPJ) também se mostraram relevantes, mas ao nível de significância de 10%. As demais não se revelaram relevantes para explicar a inadimplência ou adimplência no mesmo nível de significância.

TABELA 1: Teste de igualdade de médias para os grupos estudados

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Valor do Faturamento	1,000	2,315	1	24.697	0,128
Rendimento do Avalista	1,000	0,018	1	24.697	0,894
Bens do Avalista	1,000	0,208	1	24.697	0,648
Setor de Atividade	1,000	7,361	1	24.697	<b>0,007*</b>
Tempo de Atividade da Empresa	0,998	45,516	1	24.697	<b>0,000*</b>
Nível de Informatização	1,000	1,491	1	24.697	0,222
Percepção do Mercado	1,000	2,992	1	24.697	<b>0,084**</b>
Escolaridade do Sócio	1,000	1,833	1	24.697	0,176
Experiência do Sócio	0,997	76,759	1	24.697	<b>0,000*</b>
Localização em MG	1,000	0,181	1	24.697	0,671
CGPJ	1,000	3,652	1	24.697	<b>0,056**</b>
FATFIN	0,999	35,480	1	24.697	<b>0,000*</b>

(\*) e (\*\*), significância ao nível de 1% e 10%, respectivamente.

FONTE: Elaboração própria (Saídas do SPSS).

A TAB. 2 mostra o resultado final, via método de seleção *Stepwise*, do conjunto ótimo de variáveis preditoras que melhor explica a discriminação entre os grupos, traduzidas nas variáveis: Experiência do Sócio (EXPE); FATFIN, Valor do Faturamento (FATANEM); Tempo de Atividade Empresas (TAE) e Setor de Atividade (SEATE).

TABELA 2: Variáveis consideradas no modelo (a,b,c,d)

Step	Entered	Wilks' Lambda							
		df2	df3	Exact F				Statistic	df1
				Statistic	df1	df2	Sig.		
1	Experiência do Sócio	0,997	1	1	24.697	76,759	1	24,697	0,000
2	FATFIN	0,996	2	1	24.697	50,533	2	24,696	0,000
3	Valor do Faturamento	0,995	3	1	24.697	38,260	3	24,695	0,000
4	Tempo Atividade Empresa	0,995	4	1	24.697	30,831	4	24,694	0,000
5	Setor de Atividade	0,995	5	1	24.697	25,933	5	24,693	0,000

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

a. Maximum number of steps is 24.

b. Maximum significance of F to enter is .05.

c. Minimum significance of F to remove is .10.

d. F level, tolerance, or VIN insufficient for further computation.

FONTE: Elaboração própria (Saídas do SPSS).

A TAB. 3 evidencia o valor do *Eigenvalue* ou autovalor, que segundo Maroco (2003, p. 353), é uma medida relativa de quão diferente os grupos são na função discriminante. Neste caso, o resultado é de apenas uma função, correspondendo a 100% da variância explicada em termos de diferenças entre grupos. Esta tabela também apresenta a correlação canônica, que demonstra o nível de associação entre os escores discriminantes e os grupos. Já a TAB. 4 apresenta o teste de hipótese, por meio da estatística de teste do *Lambda de Wilk's*, de igualdade dos escores da função discriminante entre os grupos. Os resultados revelam que a função considerada é altamente significativa ( $p\text{-value} < 1\%$ ) na discriminação dos grupos.

TABELA 3: Autovalores

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	0,005	100,0	100,0	0,072

FONTE: Elaboração própria (Saídas do SPSS).

**TABELA 4: Teste de hipótese via o Lambda de Wilk's**

Test of Function	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	0,995	129,333	5	0,000

FONTE: Elaboração própria (Saídas do SPSS).

**TABELA 5: Coeficientes da função discriminante**

Variables	Function
	1
Valor do Faturamento	-0,351
Setor de Atividade	-0,222
Tempo de Atividade da Empresa	0,283
Experiência do Sócio	0,617
FATFIN	0,493

FONTE: Elaboração própria (Saídas do SPSS).

**TABELA 6: Centróides da função discriminante**

Inadimplência	Function 1
não	0,013
sim	-0,404

FONTE: Elaboração própria (Saídas do SPSS).

O centróide (entendido como a média dos “Z” escores discriminantes para cada grupo) dá uma idéia do centro espacial de cada grupo e que, segundo a TAB. 6, é definido com sendo 0,013 para as empresas adimplentes e -0,404 para as inadimplentes. A partir desses centróides calculou o valor do  $Z_{crítico}$  utilizando a fórmula:

$$Z_{crítico} = \frac{(N_A \times Z_B) + (N_B \times Z_A)}{(N_A + N_B)} \quad \text{[equação 9]}$$

$N_A$  = nº de casos adimplentes;  $N_B$  = nº de casos inadimplentes;  $Z_A$  = centróide do grupo adimplente;  $Z_B$  = centróide do grupo inadimplente.

Substituindo-se os valores encontrados nas TAB. 6 e 8 obtém-se a seguinte fórmula:

$$Z_{crítico} = \frac{(24.251 \times -0,404) + (788 \times 0,013)}{(24.251 + 788)} = -0,3909$$

Dessa maneira, se um escore Z de uma empresa qualquer calculado pela função discriminante desse modelo fosse superior a -0,3909, a empresa seria classificada no grupo dos adimplentes; se inferior a -0,3909, sua classificação se daria no grupo dos inadimplentes.

A fim de se calcular a Função Discriminante procedeu-se ao cálculo da diferença entre os coeficientes calculados para cada grupo, evidenciados pela Função de Fischer, também conhecida por Função de Classificação. Este procedimento é permitido quando o estudo classifica a amostra em apenas dois grupos. Conforme coeficientes da TAB. 5, a função discriminante encontrada foi:

$$Z = -0,351 * FATANEM - 0,222 * SEATE + 0,283 * TAE + 0,617 * EXPE + 0,493 * FATFIN$$

Uma vez identificada a função discriminante procedeu-se à interpretação dos pesos e comportamento das suas variáveis, mostrados na TAB. 7.

**TABELA 7: Comportamento geral das variáveis e probabilidade de inadimplência**

Variável	Chance para inadimplência (com aumento do valor da variável)		
	Peso	Comportamento Esperado	Comportamento Observado
Valor do Faturamento (FATANEM)	-0,351	Diminui	Aumenta

Setor de Atividade (SEATE)	-0,222	<b>Aumenta</b>	<b>Aumenta</b>
Tempo de Atividade Empresa (TAE)	0,283	<b>Diminui</b>	<b>Diminui</b>
Experiência do Sócio (EXPE)	0,617	<b>Diminui</b>	<b>Diminui</b>
FATFIN	0,493	<b>Diminui</b>	<b>Diminui</b>

FONTE: Elaboração própria.

Pela análise dos pesos e do comportamento (sinal) das variáveis, a de maior peso na função discriminante foi a experiência do sócio (EXPE), mostrando a importância que o conhecimento do negócio tem em relação à capacidade de honrar seus compromissos creditícios. Ou em outras palavras, empresas gerenciadas por sócios mais experientes apresentam uma propensão maior de pagamento das obrigações contraídas junto ao banco. Conforme destaca Audretsch (1999) nos primeiros anos de vida de uma organização, são muitas as incertezas quanto à demanda por seus produtos, a competência do empresário bem como dos empregados e que com o passar do tempo, o empresário e seus funcionários adquirem experiência no ramo de atividade, fato que justificaria a maior chance de sobrevivência da empresa. Tal constatação confirma o senso comum, assim como a maioria das pesquisas sobre MPE's, que mostram que, quanto maior a experiência de sócios, maior a probabilidade de sobrevivência da empresa e, portanto, de cumprimento de suas obrigações creditícias (GUIMARÃES, 2002).

As variáveis ligadas ao faturamento da empresa apresentaram o segundo e o terceiro peso, respectivamente, mas com comportamento contrário. Enquanto a proporção do faturamento da empresa em relação ao valor financiado (FATFIN) contribui para explicar a adimplência de maneira proporcional, o faturamento anual da empresa (FATANEM) contribui de maneira inversamente proporcional, sinalizando que quanto maior for a proporção do faturamento anual da empresa em relação ao valor financiado, maiores são as chances de sucesso (pagamento) do financiamento e quanto maior o faturamento anual da empresa, maior é a tendência de classificação no grupo de empresas inadimplentes. Isso mostra que aparentemente, empresas de pequeno porte (EPP) apresentam uma propensão maior de inadimplência quando comparadas com micro empresas (ME). Os resultados para a variável FATANEM contrariam 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 seriam as chances de sobrevivência e, portanto, de pagamento de suas obrigações de crédito.

Outra variável que mostrou ter significância e peso relevantes para explicar ou classificar os casos nos grupos de adimplentes e inadimplentes foi o tempo de atividade da empresa (TAE), ou seja, quanto maior o tempo de atividade das empresas, maiores são as chances de sucesso do financiamento. Assim, os resultados encontrados são explicados pela literatura (GUIMARÃES, 2002; OLIVEIRA, NAJBERG e PUGA, 2000; AUDRETSCH 1999 e EVANS 1987) de que 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. Ressalta-se, entretanto, que o tempo de atividade apresenta-se como a quarta variável mais importante, de maior peso, para maximizar a função discriminante.

A variável de menor peso que explica a inadimplência foi a setor de atividade (SEATE), no qual o sinal negativo observado na função discriminante mostra que empresas do setor industrial (identificadas no modelo pelo número 3) apresentam uma propensão maior de serem classificadas como inadimplentes do que empresas do setor de serviços (número 2), as quais por sua vez têm chances maiores quando comparadas com as empresas do comércio (número 1). Possíveis causas que explicam essa propensão maior para a inadimplência do setor industrial seriam: i) a maior complexidade (na produção e gestão); ii) custos e despesas mais elevados; iii) limitação do escopo corporativo, pois geralmente são mais concentradas no

seu *core-business*, tendo por isso, foco em poucos produtos, tornando-as mais suscetíveis a sazonalidades.

A TAB. 9 mostra o poder de classificação do modelo discriminante, em termos da qualidade do modelo, construído a partir das cinco variáveis que se apresentaram significativas ao nível de 1%, ou seja, das variáveis FATANEM, SEATE, TAE, EXPE e FATFIN, em classificar ou predizer quais empresas têm características de adimplente ou de inadimplente. Ressalta-se que como foram utilizadas todas as empresas inadimplentes disponíveis na base de dados para a geração do modelo discriminante, não foi possível o procedimento da separação de parte da amostra global para compor uma amostra específica de validação para testar o modelo discriminante quanto à sua eficiência em discriminar elementos diferentes. Dessa maneira, optou-se por utilizar a validação cruzada dos resultados obtidos por meio do *U-method* como sugerido por Hair *et al.*, (2005). Essa técnica consiste em classificar cada caso por meio de uma função discriminante que foi gerada sem levá-lo em consideração, ou seja, calculando-se uma função discriminante com todos os dados da amostra menos um elemento (empresa) e classificando-se tal elemento (empresa) com a função discriminante gerada. A função discriminante calculada pelo modelo, tanto na reclassificação dos dados originais, como na validação cruzada, classificou 96,8% dos dados corretamente, mostrando um poder de precisão e qualificação superior aos modelos das pesquisas consultadas.

TABELA 8: Medida de qualidade do modelo de classificação<sup>b,c</sup>

			Predicted Group Membership		Total
			não	sim	
Original	Count	não	24.250	1	24.251
		sim	788	0	788
	%	não	100,0	0,0	100,0
		sim	100,0	0,0	100,0
Cross-validated <sup>a</sup>	Count	não	24.250	1	24.251
		sim	788	0	788
	%	não	100,0	0,0	100,0
		sim	100,0	0,0	100,0

(a) cross-validation is done only for those cases in the analysis. In cross-validation each case is classified buy the functions derived from all cases other than that case.

(b,c) 96,8% of original and cross-validated grouped cases correctly classified.

FONTE: Elaboração própria (Saídas do SPSS).

Por fim, a título de conclusão, constatou-se por meio da análise dos resultados com a utilização da Análise Discriminante, que apesar de somente algumas das variáveis consideradas inicialmente como preditoras ou explicativas da inadimplência foram selecionadas pelo método utilizado (*Stepwise*), todos os três grupos de variáveis se fizeram presentes no modelo. No entanto, foram identificadas cinco variáveis (FATANEM, SEATE, TAE, EXPE e FATFIN) que detêm poder de explicação ou classificação da situação de adimplência e inadimplência de empresas, com pesos e comportamento diferentes.

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS E CONCLUSÃO

Esta pesquisa abordou o tema da inadimplência na concessão de crédito por parte de uma instituição pública estadual, visando identificar indicadores da possibilidade de inadimplência nos processos de financiamentos concedidos pelo BDMG no âmbito do Programa GERAMINAS. O período de análise foi de junho de 1997 a janeiro de 2006, no qual foram financiados 25.616 processos, utilizados nesta pesquisa. Salienta-se de início, que a quantidade de processos analisados, representativos de todas as mesorregiões do Estado, é um fator que contribui para a generalização dos resultados encontrados.

Boa parte das pesquisas do assunto concentra-se na análise de temas ligados às grandes corporações. Paralelo a isso, observa-se que o foco das pesquisas ligadas às MPE's está nas características e fatores que influenciam positivamente ou aumentam as suas chances de sucesso ou de sobrevivência. Dessa forma, esta pesquisa reveste-se importância por abordar um segmento ainda carente de estudos empíricos, na perspectiva de identificar se as características e fatores do seu insucesso também contribuem para a possibilidade de inadimplência. Conforme salienta Guimarães (2002), o crédito às MPE's com qualidade e com condições adequadas à realidade do segmento é um dos grandes desafios para impulsionar o seu desenvolvimento. Neste sentido, resultados empíricos que identifiquem os fatores ou características que aumentam a possibilidade de inadimplência das MPE's são relevantes, principalmente se for considerado que parte significativa do crédito a esse segmento advém de instituições financeiras públicas. Assim, a principal contribuição desta pesquisa foi a identificação de fatores e forças de influência sobre a inadimplência na concessão do crédito para o segmento, deixando como sugestão para pesquisas futuras os fatores que não se mostraram significantes.

É válido destacar também, o nível de inadimplência do programa estudado, que é relativamente baixo 3,26%, devido principalmente às exigências do processo de financiamento, com destaque para as certidões negativas, envolvimento do contador da empresa e de um avalista em todos os processos, além das penalidades e prazos para obtenção de novos financiamentos para empresas inadimplentes.

Para a identificação dos fatores condicionantes da inadimplência nos processos de financiamento do Programa GERAMINAS, foi utilizado o modelo de Análise Discriminante Canônica, que se mostrou adequado, tendo em vista a literatura consultada e a quantidade de dados analisados. Sua adequação pode ser identificada pela quantidade de variáveis que apresentaram significância estatística e com o sinal ou influência esperada sobre a variável dependente, bem como seu poder de precisão. Ademais, há que se ressaltar que o desenvolvimento de metodologias baseadas em estatísticas multivariadas que levem em conta a interação natural existente entre as diversas variáveis sobre os quais se apóiam os conceitos relativos ao risco de crédito podem contribuir para um melhor desempenho, tanto do setor financeiro e do sistema produtivo, ao maximizar a alocação de recursos na economia.

Sintetizando os resultados, a Análise Discriminante Canônica permitiu a identificação dos fatores condicionantes da inadimplência, destacando-se de início que nem todas as variáveis consideradas inicialmente como preditoras ou explicativas da inadimplência foram selecionadas pelo método utilizado (*Stepwise*). No entanto, foram identificadas cinco variáveis (FATANEM, SEATE, TAE, EXPE e FATFIN) que detêm poder de explicação ou classificação da situação de adimplência e inadimplência de empresas, com pesos e comportamento diferentes, significantes ao nível de 1%. A função discriminante calculada pelo modelo, tanto na reclassificação dos dados originais, como na validação cruzada, classificou 96,8% dos dados corretamente, mostrando um poder de precisão e qualificação superior aos modelos das pesquisas consultadas, reflexo, certamente, da quantidade de dados analisados. Ademais, apesar das variáveis econômico-financeiras da empresa serem a maioria (três das cinco), a constatação de que a experiência do sócio no negócio como a de maior peso discriminante só vem a reforçar e corroborar o senso comum e a literatura sobre o tema.

Por fim, como implicação prática deste trabalho espera-se que os resultados aqui encontrados contribuam para uma maior compreensão do segmento das MPE's, de maneira a ajudar a entender além das causas, “como” e “por que” ainda prevalecem estatísticas negativas neste segmento no contexto brasileiro, na perspectiva de atenuar ou dirimi-las da forma como deveriam por órgãos e entidades de fomento ao empreendedorismo. O que deve ser destacado é que a pesquisa cumpriu com seus propósitos de identificar os fatores que influenciam a inadimplência no âmbito do Programa GERAMINAS, encontrando resultados

relevantes que podem ser utilizados gerencialmente para se traçar políticas ou estratégias por parte da instituição pesquisada na redução ou controle do seu nível inadimplência, pela inclusão ou reforço dessas características nos instrumentos de análise de crédito.

## 6. REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, M. R., ROSS, E. S. A visão dos bancos em relação aos micro e pequenos empresários. In: ENANPAD, 24., 2000, Florianópolis (SC). *Anais Eletrônicos...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2000 (CD-ROM).
- ALTMAN, E. L. Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, v. 23, n. 4, pp. 589-609, 1968.
- 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, 1979.
- 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: ENANPAD, 27., 2003, Atibaia (SP). *Anais Eletrônicos...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2003 (CD-ROM).
- ANTUTES, 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: ENANPAD, 26., 2002, Salvador (BA). *Anais Eletrônicos...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2002 (CD-ROM).
- 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.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. Resolução nº 2.682/99. Brasília: 31/12/1999.
- BAUMGARTNER, R. **Propostas para implantação de um sistema de garantia de crédito mutualista como alternativa de acessos ao crédito para as micro, pequenas e médias empresas no Brasil**. 2004. 357 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, UFSC, Florianópolis.
- BEAVER, W. Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, v. 4, Supplement, p.71-111, 1966.
- BCBS - BASLE COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. **International convergence of capital measurements and capital standards**. Switzerland, junho, 1998.
- 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: ENANPAD, 27., 2003, Atibaia (SP). *Anais Eletrônicos...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2003.
- CAOQUETTE, J.; ALTMAN, E.; NARAYANAN, P. **Managing credit risk: the next great financial challenge**. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1998.
- CASAROTTO FILHO, N.; PIRES, L. H. **Redes de pequenas e médias empresas e desenvolvimento local**. São Paulo: Atlas, 1998.
- CIA, J. C. Propostas de medidas de inadimplência para o mercado brasileiro. In: ENANPAD, 27., 2003, Atibaia (SP). *Anais Eletrônicos...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2003 (CD-ROM).
- DOUAT, J. C. **Desenvolvimento de modelo para administração de carteiras de crédito a pessoas jurídicas em um banco comercial com base na teoria da diversificação de riscos**. 1994. 265 f. Tese (Doutorado em Administração) – Programa de Pós-Graduação em Administração, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo.
- EISENBEIS, R. A. Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance and economics. *The Journal of Finance*, v. 32, n. 3, pp. 875-900, 1977.
- 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.
- FISHER, R. A. The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. *Annals of Eugenics*, v. 7, Part II, pp. 179-188, 1936.

- FITZPATRICK, P. A. **A Comparison of the ratios of the successful industrial enterprises with those of failed companies.** The Accountants Publishing Company, 1932.
- GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa.** 4. ed. São Paulo: Atlas, 2002.
- GOULART, J. **Bancos têm espaço para triplicar empréstimos.** Rio de Janeiro: Jornal Gazeta Mercantil, 14 de fevereiro de 2000, pág. B-2.
- GUIMARÃES, J. B. **Financiamento de micros e pequenas empresas em uma instituição pública de crédito.** 2002. 142 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Administração) – Programa de Pós-Graduação em Administração, PUC-MG, Belo Horizonte.
- HAIR JR., J. F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. C. **Análise multivariada de dados.** 5.ed. Porto Alegre: Bookman, 2005. 593 p.
- HORTA, R. A. M.; CARVALHO, F. A. Um modelo de duas etapas para previsão de insolvência com base em indicadores contábeis. In: ENANPAD, 26., 2002, Salvador (BA). *Anais Eletrônicos...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2002 (CD-ROM).
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis.** 2. ed. New Jersey: Prentice Hall International, Inc., 1988.
- JORION, P. **Value-at-risk: a nova fonte de referência para o controle do risco de mercado.** São Paulo: Bolsa de Mercadorias e Futuros, 1999.
- 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. São Paulo: Universidade de São Paulo, 1976.
- KASSAI, J. R.; KASSAI, S. Desvendando o termômetro de insolvência de Kanitz. In: ENANPAD, 22., 1998, Foz do Iguaçu (PR). *Anais Eletrônicos...* Rio de Janeiro: ANPAD, set. 1998.
- LACHENBRUCH, P. A. **Discriminant Analysis.** New York: Hafner Press, 1975.
- LEHMAN, E. **Elements of large-sample theory.** New York: Springer-Verlag, 1999.
- LACHTERMACHER, G; ESPENCHITT, D. G. Previsão de falência de empresas: estudo de generalização de redes neurais. In: ENANPAD, 25., 2001, Campinas (SP). *Anais Eletrônicos...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2001 (CD-ROM).
- MAROCO, João. **Análise estatística: com a utilização do SPSS.** Lisboa: Sílabo, 2003.
- NUCCI, A. R. The demography of business closing. **Small Business Economics**, v. 12, p. 25-39, 1999.
- OHLSON, J. A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. **Journal of Accounting Research**, v. 18, n. 1, Spring 1980.
- 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 na estudo de insolvência de empresas: um estudo exploratório. In: ENANPAD, 30., 2006, Salvador (BA). *Anais Eletrônicos...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2006 (CD-ROM).
- PEREIRA, O. M.; NESS Jr., W. L. O modelo *e-score* de previsão de falências para empresas de internet. In: ENANPAD, 27., 2003, Atibaia (SP). *Anais Eletrônicos...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2003 (CD-ROM).
- SAMANEZ, C. P.; MENEZES, A. S. Análise de solvência de instituições bancárias : uma abordagem multivariada. In: ENANPAD, 23., 1999, Foz do Iguaçu (PR). *Anais Eletrônicos...* Rio de Janeiro: ANPAD, 1999.
- SCHRICKEL, W. **Análise de crédito: concessão e gerência de empréstimos.** São Paulo: Atlas, 1997.
- SEBRAE. **Fatores intervenientes no desempenho econômico-financeiro das micro e pequenas empresas.** Relatório de Pesquisa. Belo Horizonte, 2000.