

## **Condicionantes de Adimplência em Processos de Concessão de Crédito a Micro e Pequenas Empresas**

Autoria: Luiz Alberto Bertucci, Joaquim Barreto Guimarães, Valéria Gama Fully Bressan

### **RESUMO**

Este trabalho tem como objetivo verificar as características mais relevantes dos empreendedores e das empresas de micro e pequeno porte no Estado de Minas Gerais, de modo a identificar indicadores da possibilidade de inadimplência nos processos de financiamentos concedidos pelo BDMG no âmbito do programa GERAMINAS. Realizou-se uma pesquisa quantitativa nos financiamentos concedidos no referido programa, no período de 1998 a 2001, com o intuito de verificar se as características apontadas na literatura como indicadoras de sobrevivência e mortalidade das micro e pequenas empresas também podem indicar o sucesso ou insucesso dos financiamentos. Para a análise dos dados foram utilizadas as técnicas estatísticas de *Análise Discriminante* e *Regressão Logística*. Os resultados indicaram que as variáveis relativas à *proporção do faturamento no financiamento* e *valor dos bens do avalista* são relevantes para prever ou classificar uma empresa como adimplente e inadimplente.

### **1. INTRODUÇÃO**

O ambiente global tem se caracterizado cada vez mais pela formação de blocos regionais e diminuição das barreiras comerciais pela maior intensidade no uso da informação e conhecimento, pelo deslocamento em direção às atividades orientadas para o setor de serviços e diminuição dos níveis hierárquicos das grandes organizações, além da aceleração de processos de fusões e de aquisições de empresas. Esses fatores, aliados à necessidade de racionalização de processos por parte das empresas, em especial pelo uso intensivo de tecnologia, têm levado a um aumento de produtividade com menos mão-de-obra, reduzindo, assim, as oportunidades de empregos e cada vez mais levando as pessoas que estão fora do mercado de trabalho à criação do próprio negócio.

Conforme destaca Santos (1995), a globalização da economia e a competitividade internacional estão exigindo níveis cada vez maiores de flexibilidade e agilidade das empresas. Por sua vez, Naisbitt (1994) ressalta que para alcançar tais objetivos, as grandes empresas estão se fragmentando em unidades menores, deixando de realizar muitas das atividades que não se relacionam diretamente com suas competências essenciais. Tais atividades passam a ser executadas por pequenas empresas independentes, havendo, então, o processo de terceirização. Desse modo, tal processo contribui significativamente para o surgimento de pequenas empresas.

Nesse contexto, é importante a existência de instrumentos de apoio às empresas de pequeno porte, tanto no aspecto gerencial quanto financeiro. Este trabalho visa estudar os aspectos de apoio financeiro em geral e, especificamente, o processo de análise e concessão de crédito de financiamento como um instrumento que possa alavancar o desenvolvimento desse segmento.

Conforme diversas pesquisas realizadas no Brasil, dentre elas a do Sebrae-MG, em Junho de 2000, o crédito é fator determinante para o desempenho econômico-financeiro das micro e pequenas empresas. Na mesma pesquisa é constatada também a inadequação do crédito para esse segmento, verificada pela indicação de que as principais dificuldades para obtenção de financiamento são a burocracia elevada (59%) e juros elevados (40,7%). Vale ressaltar que existem recursos financeiros disponíveis em várias instituições, mas que, no entanto, o custo é alto para as empresas nesse segmento, ao mesmo tempo em que se tem uma percepção de risco elevado por parte das instituições financeiras (ALMEIDA e ROSS, 2000). Não por outro motivo, Shapero e Sokol (1982) sugerem que o desenvolvimento de políticas voltadas para a promoção do empreendedorismo deve ser precedido pela construção de um sistema de apoio financeiro, o qual é frequentemente mais importante que a própria expectativa de sucesso do negócio.

Conforme pesquisa realizada por Almeida e Ross (2000), os instrumentos utilizados para decisão e análise de crédito pelos diversos bancos são praticamente os mesmos, ou seja, utilizam balanços (quando existem), garantias reais, *feeling* de analistas, consultas ao Centralização do Serviço de Bancos S.A. – SERASA – e ao Banco Central do Brasil – BACEN. Os autores revelam que a análise de crédito dos bancos não é diferenciada para as Micro-Pequenas-Médias Empresas (MPME's), o que praticamente impossibilita a análise de crédito dentro de padrões utilizados para as grandes empresas, pela simples razão de que, na maioria das vezes, os demonstrativos das MPME's não são confiáveis. Entende-se que essa análise *tradicional* é uma parte importante do processo de decisão e análise do risco de crédito de qualquer empresa, na medida em que fornece a probabilidade, calcada em dados históricos, do risco de inadimplência da operação de crédito. Entretanto, alguns especialistas apontam outros fatores como o nível de escolaridade do proprietário, o tempo de funcionamento da empresa, a experiência anterior do proprietário no setor, a localização da empresa, o nível de tecnologia nos seus processos e a finalidade do crédito, como informações relevantes para a análise e decisão de concessão de crédito.

Dessa forma, é muito importante estudar as características mais relevantes dos empreendedores e empreendimentos a serem destacados nos processos de análise de risco de crédito das empresas de pequeno porte, de modo que se possa aferir a maior ou menor possibilidade de inadimplência. Este estudo adquire ainda maior relevância porque o conhecimento de tais fatores pode ter impacto positivo (diminuindo a inadimplência) no sucesso do financiamento. Outro fator a se destacar é que a instituição estudada tem um papel social relevante no apoio às pequenas e médias empresas, e que os recursos utilizados para fins de financiamento das MPME's são de natureza pública. Naturalmente, a redução de níveis de inadimplência aumenta o universo de empresas capazes de serem financiadas, até porque se sabe da limitação dos recursos públicos.

Em vista das colocações feitas nos itens introdutórios deste estudo, quanto à importância das MPME's no processo de crescimento e de desenvolvimento do País e da necessidade que sentem de apoio creditício, colocamos como objetivo deste estudo a determinação de características mais relevantes dos empreendedores e das empresas de micro e pequeno porte no Estado de Minas Gerais, que sirvam como indicadores da possibilidade de inadimplência nos processos de financiamentos concedidos pelo BDMG no âmbito do programa GERAMINAS. Neste sentido, buscamos tanto aferir a influência exercida por variáveis de

natureza qualitativa no cumprimento das obrigações do financiamento, como estabelecer a hierarquia de indicadores de risco de crédito nas análises dos financiamentos das empresas de micro e pequeno porte de Minas Gerais.

## **2. METODOLOGIA**

Para a consecução deste estudo, definiu-se como insucesso do financiamento o pagamento, com atraso igual ou superior a 180 dias, das parcelas dos recursos contraídos junto ao BDMG, no âmbito do programa GERAMINAS. Dessa forma, a coleta de dados enfatizou números (ou informações conversíveis em números) que permitiram verificar relações entre características dos empreendedores de micro e pequenas empresas com o insucesso do financiamento. Os dados foram analisados com apoio das técnicas estatísticas de Análise Discriminante e de Regressão Logística e se situaram no período de 1998 a 2001.

### **2.1 Universo e amostra da pesquisa**

O universo da pesquisa constituiu-se de micros e pequenas empresas do Estado de Minas Gerais atendidas pelo BDMG, no âmbito do programa GERAMINAS, as quais tiveram seus pedidos de crédito aprovados e que receberam recursos financeiros solicitados, no período compreendido entre janeiro de 1998 a fevereiro de 2001. Para definição da amostra, foram selecionadas todas as empresas de mesmo porte (micro e pequenas) que atendiam os requisitos mencionados anteriormente e que tinham disponíveis as informações necessárias para o presente estudo. Algumas empresas foram excluídas da base original por falta ou inconsistência de informação como a falta do número de dias de atraso, incompatibilidade da classificação de risco com os dias de atraso, faturamento do ano anterior ao financiamento igual a zero, empresas com atrasos entre 0 (zero) e 179 dias, informação de renda mensal do sócio incluindo rendimentos da empresa igual a zero e falta de informação de gênero. Após esses procedimentos iniciais, a base para o presente estudo ficou constituída por 2.001 empresas, sendo 1.700 adimplentes e 301 inadimplentes.

Conforme será explicado no item Tratamento Estatístico dos Dados no Estágio 2 – Desenho da Pesquisa, o tamanho dos grupos definidos pelas categorias dentro da variável dependente não deveria conter forte desproporção entre eles, na medida em que poderia ocorrer uma tendência de classificação de observações no grupo maior. Desse modo, optou-se por construir uma amostra de 753 empresas, sendo 40% (301 empresas) de empresas inadimplentes e 60% (452 empresas) de empresas adimplentes, com o que se atendeu a um dos requisitos exigidos pelos métodos estatísticos selecionados. Naturalmente, este procedimento ajuda a evitar tendências de classificação e ainda atentamos para a nota de cautela de Hair, Anderson e Tatham (1998), acerca da necessidade de atendimento do pré-requisito de uma quantidade ideal de observações, de uma proporção superior a 20 vezes o número de variáveis independentes mais as dependentes.

Para a escolha das 452 empresas adimplentes, do total de 1.700, foi adotado o seguinte procedimento aleatório: 1. geração de números aleatórios em planilha Excel; 2. cálculos de números aleatórios em cinco rodadas distintas; 3. classificação de maneira decrescente dos números aleatórios gerados; 4. definição da amostra final com os primeiros 452 elementos.

Para efeito deste trabalho, foram consideradas micro e pequenas empresas com faturamento bruto anual de R\$1.200.000,00, conforme estabelece a Receita Federal e o Estatuto das Micro e Pequenas Empresas.

## 2.2 Estratégia da pesquisa

A pesquisa foi conduzida por meio de levantamento de dados secundários coletados nos relatórios do sistema gerencial da referida instituição financeira. As variáveis independentes foram definidas tendo como base a bibliografia utilizada para esse trabalho referente a empreendedores de micro e pequenas empresas.

A escolha do ano de 1998, como limite inferior do período de pesquisa, se deve ao fato de ter sido este o mês do primeiro financiamento concedido no quadro do referido programa. Já a escolha do limite superior de fevereiro de 2001 se deu em função da necessidade de termos no mínimo um ano (12 meses) de pagamentos das parcelas do financiamento, além da carência estabelecida em ts meses para este programa do GERAMINAS. Vale ressaltar que, para efeito de contagem de dias de atraso, a situação das empresas foi levantada em 31 de maio de 2002.

Depois de selecionada a amostra e extraídas as variáveis independentes, as empresas foram divididas em dois grupos:

Grupo 1 – empresas com 0 (zero) dias de atraso;

Grupo 2 – empresas com mais de 180 dias de atraso.

## 2.3 Tratamento Estatístico dos Dados

O tratamento estatístico dos dados se deu por meio das técnicas estatísticas da Análise Discriminante e da Regressão Logística, que são definidas como técnicas multivariadas e as quais buscam levantar relações básicas entre uma variável não métrica, ou categórica, e um conjunto de variáveis métricas. No que interessa aos propósitos deste estudo, o uso dessa técnica busca determinar quais as características pertinentes à previsão de adimplência ou de inadimplência de crédito de micro e pequenas empresas que demandam financiamento junto a uma específica instituição financeira oficial. Assim sendo, a variável categórica (nominal ou não métrica) ficou estabelecida com relação ao comportamento observado de clientes que tenham ou não honrado suas obrigações creditícias com a instituição.

De forma geral, buscamos uma função discriminante como:

$$Z_{jk} = a + W_1 \cdot X_{1k} + W_2 \cdot X_{2k} + \dots + W_n \cdot X_{nk}$$

ou,

$$Z_{jk} = a + \sum_{i=1}^n W_i \cdot X_{ik} \quad (1)$$

em que,

$Z_{jk}$  = o “escore”  $Z$  na função “ $j$ ” para o objeto “ $k$ ” (empresas ou empresário demandante de crédito em nosso estudo);

$X_{ik}$  = valor da variável “ $i$ ” para o objeto “ $k$ ”;

$W_i$  = peso discriminante para a variável independente “ $i$ ”.

Enfim, o termo *discriminante* acima se refere 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. Por exemplo, buscamos, neste estudo, revelar que conjunto de variáveis melhor discrimina ou aponta as empresas que cumprem ou não com suas obrigações creditícias.

Especificamente quanto ao procedimento empregado, começa-se por imputar o valor “0” às empresas na amostra que estavam com zero dia de atraso, na data da medição do risco, e “1” às demais (aquelas que não efetuaram seus pagamentos em dia – com 180 dias ou mais de atraso). Daí, o modelo levantou um valor de corte (um  $z$  crítico), que discriminava os elementos com esse ou aquele procedimento. Em outros termos, esperava-se que os indivíduos com valores abaixo desse  $Z$  crítico tivessem um determinado comportamento, ao passo que, para os indivíduos com valores superiores, o comportamento esperado seria o oposto. Naturalmente, a explicação acima é pertinente aos casos em que duas características opostas são confrontadas, embora sejam possíveis situações em que três ou mais situações mutuamente excludentes venham a ocorrer. Da mesma forma, a Análise Discriminante consegue lidar com tais situações, embora, dado os objetivos apresentados neste estudo, tenhamos nos detido apenas ao caso de discriminar entre duas situações opostas.

Diante do objetivo deste trabalho, optou-se também por utilizar a Análise de Regressão Logística, no intuito de buscar estudar um maior número de variáveis, as quais não são possíveis na Análise Discriminante, em função dos seus pressupostos. Ainda mais que, conforme Hair, Anderson e Tatham (1998), quando temos variáveis dependentes dicotômicas e *dummies*, a Análise Logística deve ter preferência.

O problema de pesquisa continua sendo o mesmo abordado pela Análise Discriminante, qual seja, determinar características que sirvam para prever comportamentos em face de créditos concedidos por instituição financeira a clientes proprietários de negócios classificados como micro ou pequenas empresas. Especificamente quanto à amostra utilizada, fizemos uso daquela mesma da Análise Discriminante, inclusive mantendo a relação 60/40 entre observações que representassem demandantes adimplentes e inadimplentes.

Segundo Hair, Anderson e Tatham (1998), o modelo de Regressão Logística é estimado pelo valor do *log* de verossimilhança, o qual avalia o nível de ajuste do modelo aos dados disponíveis, ou seja, tenta levantar qual o modelo de onde teriam sido gerados os dados presentes na amostra. O indicador  $R^2$  de Cox e Snell é interpretado como o  $R^2$  (coeficiente de determinação) na regressão múltipla, ressaltando que seu valor máximo não atinge 1 como nos casos de regressão pelo método dos mínimos quadrados. Outro indicador de qualidade dos modelos gerados da Regressão Logística é o  $R^2$  de Nagelkerke, o qual atinge o valor 1 e sua interpretação se dá como o  $R^2$  de Cox & Snell. Vale ressaltar que Greene (2000) adverte

para limitações técnicas em interpretações calcadas em coeficientes  $R^2$  de modelos que utilizam variáveis dependentes dicotômicas.

Hair, Anderson e Tatham (1998) apontam a existência de dois testes estatísticos para avaliar a significância do modelo final, sendo que o primeiro se refere ao qui-quadrado para a mudança do valor do *log* de verossimilhança do modelo básico, o qual é comparável ao teste-F utilizado na análise de regressão múltipla. Além dessa medida, o indicador de *Hosmer e Lemeshow* constitui-se em um teste estatístico indicador de ausência de diferença significativa entre as classificações observada/predita. Essas duas medidas combinadas fornecem subsídios para a avaliação de modelos gerados de regressões logísticas. Quanto aos coeficientes estimados, utiliza-se a estatística de *Wald*.

Uma das vantagens da Regressão Logística é que precisamos apenas saber se um evento ocorreu para usar um valor dicotômico como variável dependente. A partir desse valor dicotômico, a equação prediz informando a probabilidade de o evento ocorrer ou não. Se o valor da probabilidade for superior a 0,50, o caso será classificado no grupo dos inadimplentes; em caso contrário, no dos adimplentes. Pelo fato de a variável dependente ser submetida a uma transformação logística, a Regressão Logística leva esse nome. Entretanto, quando a transformação logística é utilizada, a interpretação dos coeficientes da regressão é diferente daquela utilizada quando a variável dependente é métrica. O procedimento que calcula o coeficiente logístico compara a probabilidade da inadimplência com a probabilidade da adimplência e pode ser expresso pela equação 2:

$$\frac{P_{(inad)}}{P_{(ad)}} = e^{B_0 + B_1 X_1 + \dots + B_n X_n} \quad (2)$$

Os coeficientes estimados ( $B_0, B_1, B_2, \dots, B_n$ ) refletem mudanças reais na razão de probabilidades denominada *odds ratio*. Além disso, eles são expressos em termos de logaritmos, o que exige a transformação reversa (o *antilog* do valor) para uma interpretação mais fácil. As saídas a serem analisadas apresentam tanto o valor dos coeficientes estimados como o do seu *antilog* e a utilização desse artifício de transformação não altera a análise do sinal do coeficiente. Seguindo essa lógica, tem-se que um coeficiente positivo aumenta a probabilidade de ocorrência do evento (no presente estudo, o evento é “ser inadimplente”), enquanto um coeficiente negativo diminui essa probabilidade. Dessa forma, a interpretação acerca da influência exercida por cada variável sobre o evento dar-se-á através da análise dos efeitos marginais que cada uma delas exerce sobre probabilidades de adimplência e inadimplência dos demandantes de crédito. Em particular, este procedimento de análise no método de Regressão Logística se expressa pela derivada da variável dependente em relação às variáveis explicativas. Tal demonstração é revelada abaixo, começando pela equação geral do modelo.

$$p_i = P(Y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i X_i}} \quad (3)$$

onde:

o efeito marginal da variável explicativa,  $X_i$ , se dá pela inclinação da curva em algum ponto que se considere. Assim sendo, podemos demonstrar o efeito exercido por uma variável (digamos, a de número 1) através de análise sobre seu coeficiente  $\beta_1$ , o que é feito a seguir:

$$\frac{\partial P_i}{\partial X_i} = \beta_1 \times \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 \cdot X_i)}} \times \frac{e^{-(\beta_0 + \beta_1 \cdot X_i)}}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 \cdot X_i)}} \Rightarrow \frac{\partial P_i}{\partial X_i} = \beta_1 \times P_i \times (1 - P_i)$$

o qual é estimado por:  $\frac{\partial P_i}{\partial X_i} = \hat{\beta}_1 \times \hat{P}_i \times (1 - \hat{P}_i)$

Enfim, o efeito marginal será resultado apenas de:  $\beta_1 (\text{coeficiente}) \times P_i \times (1 - P_i)$

Ademais, temos o fato “confortador” de que o software Eviews 4.0 nos fornece o valor de  $\hat{P}_i$ .

A validação do modelo de Regressão Logística se dá por meio dos indicadores supracitados nas seções anteriores. Em particular, não se utilizará o processo de validação baseado em amostras externas (*holdout sample*) e antes de iniciar a apresentação dos resultados, conforme a ordem das etapas acima, é importante ressaltar que, em virtude das vicissitudes técnicas dos dois métodos estatísticos empregados, utilizamos na Análise Discriminante apenas as variáveis contínuas, ao passo que, na análise de Regressão Logística foram utilizadas todas as variáveis, ou seja, contínuas e categóricas. As variáveis independentes utilizadas para o presente trabalho foram:

#### Variáveis independentes contínuas

**FXPJ** - É a proporção do valor informado para investimento em ativo fixo sobre o valor total informado para o referido projeto.

**PRFIN** - É a proporção do valor de recursos próprios face ao total do valor do financiamento concedido.

**FATFIN** - Representa a relação entre o valor do faturamento anual em reais relativamente ao valor em reais do financiamento concedido.

**COORFAT** - Faturamento anual da empresa demandante, em reais, corrigido pelo IPCA (IPEAD-UFMG) para 1º de setembro de 2002.

**CORRSOC** - Representa o valor em reais, corrigido pelo IPCA (IPEAD-UFMG) para 1º de setembro de 2002, do rendimento mensal informado pelo sócio, proveniente da empresa e de outras fontes.

**CORVSOC** - Representa o valor em reais, corrigido pelo IPCA (IPEAD-UFMG) para 1º de setembro de 2002, dos bens informados pelo sócio, na sua declaração de Imposto de Renda do exercício imediatamente anterior ao ano da concessão do financiamento.

**CORRAVAL** - Representa o valor em reais, corrigido pelo IPCA (IPEAD) para 1º de setembro de 2002, do rendimento mensal informado pelo avalista.

**CORBAVAL** - Representa o valor em reais, corrigido pelo IPCA (IPEAD) para 1º de setembro de 2002, dos bens informado pelo avalista, na sua declaração de Imposto de Renda do exercício imediatamente anterior ao ano da concessão do financiamento para a empresa.

**TAT** - Representa o tempo de atividade da empresa, calculado em anos, de acordo com a data de fundação constante no contrato de constituição da mesma.

Vale ressaltar que, sendo necessário considerar as análises de correlação para os dois grupos (adimplentes e inadimplentes), observa-se maior convergência entre as variáveis: proporção do faturamento no financiamento (FATFIN), TAT (tempo de atividade), COORFAT (valor do faturamento anual), CORRSOC (rendimentos do sócio majoritário), CORVSOC (valor dos bens do sócio), COORVAL (valor da renda do avalista) e CORBAVAL (valor dos bens do avalista), as quais serão, em consequência, mantidas na análise, por atenderem aos pressupostos da referida técnica estatística.

Variáveis independentes categóricas: (Variáveis *dummies*)

Localização da Empresa - Para efeito desse trabalho, a localização das empresas se dá pelas macro-regiões, que são definições territoriais do Estado de Minas Gerais, segundo critérios econômico-sociais, culturais, gerenciais e outros. São definidas dez macro-regiões para o estado, assim representadas:

**DREG1** – Representa a macro-região *Alto do Paranaíba*. Dummy 100000000;

**DREG2** – Representa a macro-região *Central*. Dummy 010000000;

**DREG3** – Representa a macro-região *Centro-Oeste de Minas*. Dummy 001000000;

**DREG4** – Representa a macro-região *Jequitinhonha*. Dummy 000100000;

**DREG5** – Representa a macro-região *Noroeste de Minas*. Dummy 000010000;

**DREG6** – Representa a macro-região *Norte de Minas*. Dummy 000001000;

**DREG7** – Representa a macro-região *Rio Doce*. Dummy 000000100;

**DREG8** – Representa a macro-região *Sul de Minas*. Dummy 000000010;

**DREG9** – Representa a macro-região *Triângulo Mineiro*. Dummy 000000001;

Por fim, a macro-região *Zona da Mata* é representada pela Dummy 000000000.



Setor de Atividade - Representa o setor de atuação da empresa, sendo também tratada através de via *dummies*, discriminadas a seguir:

**SEC1** - Representa o setor do comércio. Dummy 10;

**SEC2** - Representa o setor indústria. Dummy 01;

Já o setor de serviços e outros, são representados pela Dummy 00.

Nível de Informatização - Essa informação se relaciona com o nível de organização da empresa, medida pela qualidade do seu sistema de informações gerenciais, de acordo aos códigos:

**DIN1** - Representa o nível intermediário. Dummy 01;

**DIN2** - Representa um nível superior de informatização da empresa. Dummy 10;

Nos casos de empresas que não utilizam computadores, ou seja, usam controles manuais precários para a gestão, essas são classificadas como um nível antigo de informatização. Dummy 00.

Percepção de Mercado - Representa a percepção pelo demandante do crédito acerca do futuro de seu mercado, ou seja, se o mesmo está *decrecente*, *estável* ou *crescente*. Sua representação é feita pelo código **DME** e seu tratamento se dá por meio de *dummies*, cujos casos de percepção de mercado *decrecente* ou *estável* são representados por “0” e os casos de percepção de mercado *crescente* são representados por “1”.

Nível de Escolaridade - Essa informação se relaciona como o grau de instrução (até 1º grau, maior que o 1º grau e até 2º grau e superior completo ou incompleto) do empreendedor quando da solicitação do financiamento. Seus códigos são:

**DESC1** - Para os casos de segundo grau de escolaridade. Dummy 01;

**DESC2** – Para nível de escolaridade superior ao segundo grau. Dummy 10;

Quando de nível de escolaridade menor ou igual ao 1º grau, usa-se a Dummy 00.

Experiência na Empresa - Representa o tempo de experiência do sócio majoritário na empresa (em anos), sendo seus códigos:

**DEXP1** – Caso a experiência na empresa seja superior a um ano e inferior a cinco anos. Dummy 10;

**DEXP2** – Caso o tempo de experiência do sócio majoritário na empresa superior a cinco anos. Dummy 01;

Naqueles casos em que a experiência na empresa do sócio majoritário for inferior a um ano, a Dummy assume valor 00.

**Gênero** - Representado pelo código **DSEXO**, classifica o gênero do sócio majoritário, sendo “1” para o sexo masculino e “0” para o sexo feminino.

No que se refere ao processo de análise dos resultados das referidas técnicas estatísticas, serão eliminadas as variáveis não significativas e que, portanto, as análises serão feitas sobre as variáveis relevantes. Foi utilizado um nível de significância de 10% para corte em ambas as técnicas estatísticas.

### 3. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Os resultados da pesquisa são analisados em termos comparativos, de modo a propiciar um paralelo entre as variáveis relevantes observadas nas duas técnicas estatísticas. Os pacotes estatísticos utilizados para geração das estimativas foram o Eviews 4.0 e o SPSS 10.0.

#### 3.1 Análise Discriminante – principais resultados

Como proposto inicialmente e atendendo às premissas da Análise Discriminante, foram utilizadas somente variáveis contínuas para essa técnica e, portanto, serão apenas tais variáveis que serão tratadas a seguir.

A análise preliminar detectou a presença de 13 valores extremos no grupo dos adimplentes e 12 valores extremos no grupo dos inadimplentes. Para evitar que esses casos fossem responsáveis por problemas nas análises posteriores, optou-se por retirá-los. Entretanto, mesmo com a eliminação desses 25 casos, manteve-se a relação 60/40, proposta inicialmente neste trabalho, pois restaram 439 (60,30%) adimplentes e 289 (39,70%) inadimplentes.

A Tabela 1 demonstra o poder de classificação do modelo discriminante construído a partir das três variáveis que se apresentaram significativas ao nível de 10%, ou seja, das variáveis TAT (tempo de atividade), FATFIN (proporção do faturamento no financiamento), e CORBAVAL (valor dos bens do avalista), em classificar ou predizer quais empresas têm características de *Adimplente* ou de *Inadimplente*.

TABELA 1 -Resultados referentes à classificação

Grupos		Predição de participação no grupo		Total
		Adimplentes	Inadimplentes	
Contagem	Adimplentes	257	182	439
	Inadimplentes	115	174	289
Percentual (%)	Adimplentes	58,5	41,5	100
	Inadimplentes	39,8	60,2	100

**59,2% dos casos foram agrupados corretamente**

FONTE – Dados da pesquisa

Deve-se ressaltar que as variáveis FXPJ (proporção de investimento fixo no projeto) e PRFIN (proporção de utilização de recursos próprio no financiamento) foram retiradas ao longo do

desenvolvimento do modelo por não atenderem aos pressupostos da referida técnica, fato que poderia comprometer o resultado da mesma, e que as variáveis COORFAT (valor do faturamento anual), CORRSOC (rendimentos do sócio majoritário), CORVSOC (valor dos bens do sócio) e CORRAVAL (valor da renda do avalista), também foram retiradas por não se mostrarem significativas ao nível de 10%. Ademais, a Tabela 1 indica que o modelo tem um percentual de 59,2% de previsão correta na média geral, ou seja, do grupo total de 728 empresas da amostra, o modelo preveria corretamente 431 casos. Enfim, o modelo desenvolvido tem uma melhor performance na previsão de empresas inadimplentes, classificando corretamente 60,2% dos casos, contra um percentual de 58,5% para o caso de empresas adimplentes.

### 3.2 Regressão Logística – principais resultados

Neste item, são apresentados os resultados obtidos da aplicação da técnica estatística de Regressão Logística, a qual se caracteriza por ser mais robusta que a Análise Discriminante no tocante à possibilidade de inserção de qualquer tipo de variáveis, quer sejam contínuas ou categóricas.

Com a Regressão Logística, busca-se validar um conjunto de variáveis capazes de classificar empresas, de micro e pequeno portes, em duas categorias: adimplentes e inadimplentes. Para essa análise, utilizou-se uma amostra de 728 empresas, sendo 439 adimplentes e 289 inadimplentes, imputando-se o valor “0” para a variável dependente no caso de empresas adimplentes e “1” para o caso de empresas inadimplentes. Todas as demais variáveis coletadas (contínuas e categóricas) são definidas como independentes.

Especificamente, busca-se responder à seguinte questão: fornecidos os valores para as variáveis independentes de uma determinada empresa, qual a probabilidade de esta ser classificada no grupo de empresas inadimplentes e qual o peso e relevância de cada variável na estimação dessa probabilidade?

A Tabela 2 aponta os valores dos coeficientes estimados, pelo método Stepwise/Wald, para a Regressão Logística aplicada à amostra analisada. A primeira coluna refere-se às variáveis independentes, a partir das quais procura-se calcular a probabilidade de uma empresa, dada uma situação específica, ser classificada como uma empresa inadimplente. Na segunda coluna estão presentes os coeficientes não-padronizados, que indicam a relação entre a variável dependente e a função de probabilidade. Dessa maneira, valores positivos desses coeficientes contribuem para o aumento da probabilidade de uma empresa ser inadimplente, e a comparação de um valor com outro indicará qual dos coeficientes aumenta mais a chance da ocorrência do evento (inadimplência). A terceira coluna revela a estatística do erro-padrão, o qual, dividindo o valor do coeficiente não-padronizado, leva à obtenção do valor da estatística Wald, na quarta coluna da Tabela 2. Já a interpretação desta estatística de Wald é similar à da estatística  $t$  no modelo de regressão linear, ou seja, quanto maior seu valor, mais significativa estatisticamente será o coeficiente estimado. O nível de significância indica a margem de erro para se afirmar que o coeficiente estimado é estatisticamente diferente de zero. Na presente interpretação, considerou-se o nível de significância de 10% (0,10) como ponto de corte e, por exemplo, a certeza é quase total de que a variável FXPJ é significativa no sentido apontado de revelar características de inadimplência.

TABELA 2 -Variáveis do modelo significantes ao nível de 10% - Método Stepwise/Wald

Variável	Coefficiente	Erro-Padrão	Wald	Significância	Exp. (coeficiente)
<b>FXPJ</b>	2,3109	0,4547	25,8337	0,0000	10,0836
<b>PRFIN</b>	1,2352	0,5399	5,2343	0,0221	3,4389
<b>SEC1</b>	-0,5007	0,1871	7,1661	0,0074	0,6061
<b>DEXP2</b>	-0,7060	0,1682	17,6290	0,0000	0,4936
<b>DIN1</b>	-0,4026	0,2065	3,8006	0,0512	0,6685
<b>COORFAT</b>	0,0000	0,0000	3,6123	0,0406	1,0000
<b>FATFIN</b>	0,0426	0,0157	7,3384	0,0067	1,0435
<b>CORRSOC</b>	0,0000	0,0000	3,0224	0,0821	1,0000
<b>COORBAVAL</b>	0,0000	0,0000	9,8375	0,0017	1,0000
<b>Constante</b>	-1,7280	0,3674	22,1232		

FONTE – Dados da pesquisa

Constata-se, a partir da Tabela 2, que todos os coeficientes estimados e apontados para suas respectivas variáveis são significativos ao nível de 10%. Por fim, a última coluna [*Exp.(coeficiente)*] mostra a contribuição de cada variável para o aumento da probabilidade, em ordem decrescente: FXPJ, PRFIN, FATFIN, COORSOC, COORFAT, COORBAVAL, DIN1, SEC1 e DEXP2. De modo especial, as variáveis COORFAT, COORSOC e COORBAVAL têm valores bem próximos, indicando contribuições para o aumento da probabilidade igualmente bem próximas. Além disso, essas mesmas variáveis pouco contribuem para a variação da probabilidade, ou seja, como o valor de *Exp(coeficiente)* é 1, uma variação no valor da variável não refletiria uma significativa variação da probabilidade estimada.

Na avaliação do ajuste do modelo aos dados amostrais, algumas estatísticas são utilizadas. Em primeiro lugar, o valor do indicador de máxima verossimilhança é dado, embora seja constatado que a diminuição desse valor do modelo inicial para o modelo final não foi forte o suficiente para referendá-lo definitivamente, ao menos nos termos propostos por Hair, Anderson e Tatham (1998). Alternativamente, outras três estatísticas são analisadas: *Goodness of Fit*, *Cox-Snell*, além de estatística de *Nagelkerke*. Os mesmos autores ainda assinalam que a medida *Goodness of Fit* não possui valores específicos, mas ressaltam que valores maiores apresentam melhores ajustes, ao contrário do indicador de máxima verossimilhança. A medida de *Cox-Snell* é construída de forma que valores maiores refletem melhores ajustes e, para compensar a falta de intuição acerca dessa estatística, Nagelkerke (1991) desenvolveu uma medida modificada que varia de 0 a 1.

Assim, é possível observar, de acordo com a Tabela 3, que o modelo revela um ajuste pobre, uma vez que apresenta altos valores de máxima verossimilhança e baixos valores para as estatísticas de *Cox-Snell* e de *Nagelkerke*.

TABELA 3 -Estatísticas de ajuste para o modelo Stepwise/Wald

Indicadores	Valor
(Max. Verossimilhança)	871,76
Goodness of Fit	720,81
Cox-Snell – R <sup>2</sup>	0,14
Nagelkerke – R <sup>2</sup>	0,18

Fonte: Dados da pesquisa

O resultado de todas essas estatísticas reflete-se nas informações contidas na Tabela 4, a qual confirma a baixa capacidade preditiva (classificatória) do modelo para casos de inadimplência. Em particular, das 289 empresas inadimplentes, 126 foram classificadas corretamente, perfazendo um percentual de acerto de apenas 43,60%. Observa-se, porém, que o modelo tem uma boa capacidade preditiva para empresas adimplentes, já que, para as 439 empresas nessa situação, 359 foram classificadas corretamente, perfazendo um percentual de 81,78% de acerto. No âmbito geral, o modelo classifica corretamente 66,62% das empresas.

TABELA 4 - Resultados referentes à classificação – Método Stepwise/Wald

	Grupos	Predição de participação no grupo		% de Acerto
		Adimplentes	Inadimplentes	
Contagem	Adimplentes	359	80	81,78
	Inadimplentes	163	126	43,60

**Observação: 66,62 % dos casos foram agrupados corretamente**

Fonte: Dados da pesquisa

Por meio da análise dos resultados gerados, constata-se que o modelo de Regressão Logística não apresenta um bom ajuste aos dados amostrais e que o ganho preditivo advindo da montagem de modelo de nove variáveis não foi de magnitude tal que levasse a sua recomendação para uso junto ao tipo de público analisado, qual seja, o de demandantes de pequenas somas de crédito. De qualquer forma, apesar da baixa capacidade preditiva do modelo para o evento de inadimplência, observam-se contribuições com as variáveis incluídas no modelo, cujos resultados são discutidos nos parágrafos seguintes. Naturalmente, esta última afirmação é feita em conjunto com a constatação de que, de fato, a Regressão Logística mostrou-se mais apropriada que a Análise Discriminante.

Primeiramente, as variáveis que se revelaram significativas a um nível mínimo de 10% em ambos os modelos, podem ser consideradas relevantes para prever ou classificar uma empresa como adimplente e inadimplente. Neste sentido, levantamos as seguintes variáveis: FATFIN (proporção do faturamento no financiamento) e CORBAVAL (valor dos bens do avalista).

É intrigante perceber que o comportamento contra intuitivo da variável FATFIN foi percebido pelos dois métodos estatísticos, os quais apontaram que, quanto maior o valor dessa variável, maior seria a probabilidade de classificação das empresas no grupo daquelas inadimplentes. Enfatizando as consequências desse resultado, verifica-se que o porte da empresa, medido pelo seu faturamento em relação ao financiamento recebido, não leva ao sucesso no ressarcimento do financiamento e que as informações da contabilidade legal da empresa podem não ser fonte adequada de informações para análise de risco de crédito.

O comportamento entendido para a variável CORBAVAL foi o mesmo pelas duas técnicas estatísticas e novamente observa-se um resultado importante, pois se verifica que a probabilidade de inadimplência decresce na razão direta do crescimento do valor dos bens do avalista.

O Quadro 1 resume os resultados para os dois instrumentais estatísticos no que tange às variáveis que se revelaram significativas em prever comportamentos no ressarcimento de créditos bancários de pequenas e micro empresas. Nesse sentido, as direções dos impactos sobre a inadimplência são indicadas a partir de variação positiva no valor de cada variável, ressaltando-se que foram consideradas apenas as variáveis tidas como estatisticamente significativas pelas duas técnicas.

QUADRO 1 - Relação entre variáveis coincidentes e probabilidade de inadimplência

Variável	Chance para inadimplência (com aumento do valor da variável)	
	Análise Discriminante	Análise Logística
FATFIN	Aumenta	Aumenta
CORBAVAL	Diminui	Diminui

FONTE – Dados da pesquisa.

O Quadro 2 aponta resultados da mesma natureza do anterior, com a diferença de que as variáveis aceitas, ou seja, significativas ao nível de 10 % por um método, são rejeitados pelo outro.

QUADRO 2 - Relação entre variáveis geral e probabilidade de inadimplência

Variável	Chance para inadimplência (com aumento do valor da variável)	
	Análise Discriminante	Análise Logística
FXPJ	Não significativa	Aumenta
PRFIN	Não significativa	Aumenta
COORFAT	Não significativa	Aumenta
CORRSOC	Não significativa	Aumenta
CORBAVAL	Diminui	Diminui
FATFIN	Aumenta	Aumenta
TAT	Diminui	Não significativa

FONTE – Dados da pesquisa.

Verifica-se que as variáveis relacionadas com a renda informada pelo sócio majoritário e pelo seu avalista, respectivamente CORRSOC E CORBAVAL, não apresentaram relevância na explicação da inadimplência. Nesse ponto é importante ressaltar que a solicitação de tais informações, salvo por exigências legais, não contribui para melhor análise de risco de crédito. Todavia, é um fator que contribui para o aumento da burocracia (dificuldade) no acesso às linhas de crédito por parte dos proprietários de micro e pequenas empresas.

A força de explicação demonstrada pela variável relacionada aos bens informados pelo avalista, CORBAVAL, nas duas técnicas estatísticas utilizadas, sugere a necessidade de realmente ser exigido avalista nos processos de financiamentos para esse segmento. Nesse sentido, vale destacar que, apesar de se constituírem um dos maiores problemas do acesso ao crédito, os valores dos bens apresentados pelos avalistas se mostraram preditores relevantes no sentido de diminuir a inadimplência dentre as variáveis pesquisadas.

O comportamento incongruente com relação à inadimplência, do valor do faturamento da empresa (COORFAT) e da proporção do mesmo com o valor do financiamento (FATFIN), no segundo caso nas duas técnicas estatísticas, leva à conclusão de que tais valores podem não refletir a realidade do setor. Assim, é possível inferir que, apesar do peso significativo apresentado pela variável FATFIN na classificação de empresas inadimplentes, as informações financeiras que devem ser utilizadas para o processo de análise de crédito devem ser coletadas em outro sistema de informação, por exemplo, no sistema gerencial, e não nos dados da contabilidade legal informados pelo demandante do crédito.

#### **4. CONCLUSÕES**

O presente trabalho teve como objetivos específicos aferir a influência exercida por variáveis de natureza qualitativa e quantitativa no cumprimento das obrigações do financiamento e estabelecer a hierarquia de indicadores de risco de crédito nas análises dos financiamentos das empresas de micro e pequeno porte de Minas Gerais. Para verificação de tais objetivos, foram utilizadas as técnicas estatísticas de Análise Discriminante e Análise de Regressão Logística, técnicas essas que, conforme indicado pela literatura, seriam as mais apropriadas para tratamento estatístico dos dados analisados.

A proporção de aplicação dos recursos em investimento fixo nos revelou importante constatação de que os processos de financiamento devem enfatizar o valor de aplicação em capital de giro. Conforme verificado, quanto maior a razão de investimento fixo no valor total do financiamento, maior seria a chance de inadimplência. Outro fato importante revelado pela pesquisa é que, quanto maior a proporção de recursos próprios no financiamento, maiores são as chances de inadimplência. Esses fatos nos levam à conclusão de que a falta de capital de giro para a operacionalização da empresa após o recebimento do financiamento, pode levar a problemas de capacidade de pagamento. Dessa forma, a análise da necessidade de capital de giro nos processos de financiamentos para esse segmento pode contribuir de forma significativa para o sucesso nos processos de financiamento.

Entretanto, se sabe de outros fatores, além dos tratados nesta pesquisa, que contribuem para o sucesso das micro e pequenas empresas de maneira geral e, especificamente, nos aspectos relacionados ao crédito, e os quais são deixados como sugestão para trabalhos futuros. Dentre tais fatores, sugerimos como temas de futuras pesquisas, as variáveis ambientais, os fatores ligados ao planejamento dos projetos de financiamentos (Plano de Negócio), as características comportamentais dos empreendedores e a rede de relacionamento do empreendedor, que por limitações do banco de dados desta pesquisa não puderam ser analisados.

Vale destacar que contribuição final deste trabalho foi a de verificar que, mais importante do que saber quais características contribuem para o sucesso do financiamento, foi a verificação de quais as variáveis que não se revelaram relevantes para o sucesso do financiamento. Como relevante contribuição gerencial, sugerimos a inclusão de outras variáveis nos instrumentos de solicitação de crédito, com o objetivo gerar condições de melhoria nos processos de análise de concessão de crédito para esse segmento da economia nacional.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALMEIDA, M. R., ROSS, E. S. *A visão dos bancos em relação aos micro e pequenos empresários*. In: 24º ENCONTRO NACIONAL DA ANPAD (ENANPAD), 2000, Florianópolis. Administração Estratégica. Rio de Janeiro: ANPAD, 2000.
- HAIR, J. F., ANDERSON, R. E., TATHAM, Ronald L., BLACK, William C. *Multivariate data analysis*. 5 ed. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1998.
- GREENE, W. H. *Econometric analysis*. 4<sup>th</sup> ed. Prentice Hall, 2000, New Jersey.
- NAGELKERKE, N.J.D. *A note of general definition of the coefficient of determination*. *Biometrika*, v. 78, p.691-692, 1991.
- NAISBITT, J. *Paradoxo Global: quanto maior for a economia mundial, mais poderosos são os seus protagonistas menores: nações, empresas e indivíduos*. Tradução de Ivo Korytovski. Rio de Janeiro: Campus, 1994.
- SANTOS, S. A. *A ação empreendedora em uma economia globalizada e competitiva*. In: PEREIRA, H. J., SANTOS, S. A. (org.), *Criando seu próprio negócio: como desenvolver o potencial empreendedor*. – Brasília: Ed. SEBRAE, 1995.
- SEBRAE. *Fatores intervenientes no desempenho econômico-financeiro das micro e pequenas empresas*. SEBRAE, 2000.
- SHAPERO, A., SOKOL, L. *The social dimensions of entrepreneurship*. Chapter IV. In: KENT, C. A.; SEXTON, D.; VESPER, K. H. (eds.) *Encyclopedia of entrepreneurship*. New Jersey: Prentice Hall, 1982.