
Gestão do risco em Instituição de micro-finanças: Uma Avaliação Multivariada na Classificação de Risco em Operações de micro-crédito

AUTORES

CLAUDIO SILVA PALMUTI

Faccamp - Instituto de Ensino Campo Limpo Paulista
palmuti@unis.edu.br

DJAIR PICCHIAI

FACCAMP
djair.picchiai@fgv.br

Resumo

O presente trabalho tem por objetivo analisar o aprimoramento do processo decisório no deferimento de crédito na instituição de micro-crédito de Varginha, utilizando da técnica estatística de análise discriminante. A informatização dos dados da amostra e o uso da tecnologia estatística, através de software SPSS 10.0, permitiram a separação dos clientes em dois grupos. O grupo 1, formado pelos clientes adimplentes e o grupo 2, formado pelos clientes inadimplentes. As variáveis apontadas pela análise discriminante como de maior relevância para classificação dos clientes foram a idade e se o cliente possui conta corrente bancária. Obteve-se uma função discriminante canônica, a qual atribuiu um escore a cada cliente permitindo sua classificação no grupo 1 ou 2, mediante comparação com a média dos grupos formados. A classificação prévia do cliente quanto ao seu grau de risco, permite uma otimização na etapa de comitê de crédito, sendo que esta etapa é responsável pelas decisões de concessão ou não do crédito solicitado. A utilização de técnicas estatísticas proporcionou maior objetividade nas decisões de crédito da instituição de micro-crédito de Varginha.

Palavras-Chave: Risco de Crédito, Análise discriminante, Credit Score.

Abstract

This work aims to improve decision-making in granting credit in establishing micro-credit Varginha, using the statistical technique of discriminating analysis. The computerization of the data sample and the use of statistical technology, using software SPSS 10.0, allowed the separation of customers into two groups. The first group formed by non-default customers and the second group is formed by debtor customers. The variables identified by discriminating analysis as the most relevant for classification of customers were the age and if the customer has the bank account. We obtained a canonical discriminating function, which assigned a score to each client allowing their classification in the group 1 or 2, by comparison with the average of the groups formed. The previous classification of the client regarding their level of risk enables an optimization in the stage of the credit committee, and this step is responsible for decisions on whether to grant the requested credit. The use of statistical techniques provided greater objectivity in the credit decisions of the institution of micro-credit Varginha.

Keywords: Credit Risk, discriminating analysis, credit Score.

1. Introdução

As mudanças ocorridas na economia brasileira após a introdução do Plano Real em julho de 1994, influenciaram diretamente a administração do risco de crédito e a colocou em uma posição de destaque nas instituições financeiras locais.

A expansão das operações de crédito, no Brasil, abrange vários segmentos da economia. É cada vez maior o número de micro e pequenas empresas que buscam no crédito bancário meios para o processo de investimento e financiamento do capital de giro. O crédito passa a assumir papel determinante no desempenho econômico-financeiro das micro e pequenas empresas.

Pelas suas características operacionais as micro e pequenas empresas no Brasil, apresentam maior vulnerabilidade às instabilidades econômicas, o que tende a elevar o nível de classificação de risco e o custo de concessão de crédito pelas instituições financeiras, inviabilizando o crescimento econômico do setor.

Na expectativa de expandir suas atividades, muitas micro e pequenas empresas são obrigadas a buscar apoio financeiro em organizações informais e mais recentemente nas instituições financeiras de micro-crédito, onde as condições de captação se adequam de forma mais efetiva às condições do tomador de recursos.

Ao fornecer crédito para os agentes produtivos que se encontram em condições financeiras delicadas, os bancos exercem a função de fomentadores de negócios, incentivando o consumo e a produção, que por sua vez proporciona o crescimento da economia gerando efeitos positivos para a sociedade e para a nação.

Nestas instituições de micro-crédito, uma análise aprimorada e com maior precisão nas concessões de crédito, tende a promover, com maior rigor e cutela o atendimento das demandas por moeda aos menos favorecidos, tendo em vista de seu público se colocar à margem do sistema financeiro tradicional e que não possui nenhum bem como garantia. A prática da gestão de riscos torna-se relevante a estas instituições tendo em vista que os recursos concedidos são administrados visando à auto-sustentabilidade da IMF (Instituição de Micro-finanças).

A melhoria na gestão dos riscos de crédito representa um dos fatores mais preponderantes na administração financeira, pois a maximização da eficiência desta gestão é fator indispensável à sobrevivência das instituições 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.

O presente trabalho tem por finalidade verificar se é possível aperfeiçoar o processo de deferimento de crédito em uma instituição de microcrédito, através da utilização da técnica estatística de análise discriminante canônica.

2. Referencial Teórico

2.1. Análises de Crédito Tradicionais

A constante preocupação das instituições de micro-crédito em saber qual seu grau de exposição à ameaça da inadimplência, um fator capaz de levar qualquer organização a falência, têm levado essas instituições a uma análise de risco de seus ativos visando minimizar qualquer efeito prejudicial que porventura venha a ocorrer em suas concessões de crédito. Por

isso, é necessária uma aprimorada análise deste crédito. A análise de crédito consiste em atribuir valores a um conjunto de fatores que permitam a emissão de um parecer sobre determinada operação financeira. Uma análise convencional utilizada pelas instituições e que serve para mensurar o grau de confiança de cada operação baseia-se nos tradicionais “Cs do crédito” - caráter, capital, condições, capacidade, colateral –, relacionados a seguir segundo CAPE (2000 p. 93 – 98):

Caráter: devemos fazer uma investigação sobre os antecedentes do candidato, o que comumente é feito através de uma ficha cadastral, mas esta ficha cadastral não permite avaliar, subjetivamente, a real intenção do proponente, somente angaria informações sobre a identificação e qualificação do proponente. Se o caráter for inaceitável, por certo todos os demais “Cs” também estarão potencialmente comprometidos e sua credibilidade será, também e por certo, questionável. **Capital:** o capital de uma empresa é avaliado através do capital social e de toda sua estrutura econômico-financeira, mas não podemos deixar de mencionar o capital humano, mensurado pelo conhecimento técnico, capacidade empreendedora e experiência com o tipo de negócio / atividade, na avaliação do capital total. **Condições:** devemos avaliar as condições do potencial cliente, considerando a análise dos ambientes interno e externo do negócio, procurando identificar e medir seu impacto sobre o desempenho da atividade. **Capacidade:** constitui a principal garantia de retorno do empréstimo concedido. Somente tem sentido conceder empréstimos ao empreendedor quando seu negócio tem capacidade de gerar recursos financeiros suficientes para a amortização do empréstimo dentro do prazo solicitado e com uma razoável margem de segurança. O principal instrumento de avaliação da capacidade de pagamento é o demonstrativo de resultados da empresa. **Colateral:** este é, em realidade, um quinto “C”, servindo como uma espécie de “pronto-socorro” para o emprestador. O colateral significa a garantia, portanto deve ser algo tangível, pois serve para contrabalançar e atenuar eventuais impactos negativos decorrentes do enfraquecimento de um dos outros “Cs” - o que implica maior risco – e o colateral pode compensar esta elevação do risco, das incertezas futuras quanto ao pagamento do crédito.

Para Saunders (2000), os “Cs” do crédito constituem o chamado sistema especialista de abordagem tradicional, e a decisão de crédito fica a cargo do gerente da instituição, onde o conhecimento especializado desta pessoa, seu julgamento subjetivo, e sua atribuição de peso a certos fatores-chaves são, implicitamente, as mais importantes determinantes na decisão de conceder crédito, ou não.

A análise deve ser realizada em instituições que realizam intermediação financeira, pois nestas operações o que está em jogo é o capital de um agente superavitário que confiou na instituição para administrar e multiplicar seus recursos, não cabendo explicações quanto a possíveis perdas deste capital.

A análise de crédito tem por objetivo levantar informações confiáveis e precisas relativas ao solicitante de crédito de reputação ou caráter, capacidade de pagamento, garantias que possam assegurar possíveis perdas com o propósito de identificar fatores de risco inerentes ao negócio de maneira a estruturar a operação de crédito com limites de capital, prazos e taxas compatíveis conciliando os interesses de maximização de resultados dos bancos com as necessidades dos solicitantes (SCHRICKEL, 2000).

2.2. Sistemas de pontuação de crédito (*credit scoring*)

O *Credit scoring* pode ser definido como o processo de atribuição de pontos às variáveis de decisão mediante técnicas estatísticas. Trata-se de processo que define a probabilidade de que um cliente com certas características, pertença ou não a um grupo possuidor de outras determinadas características consideradas desejáveis, hipótese em que se

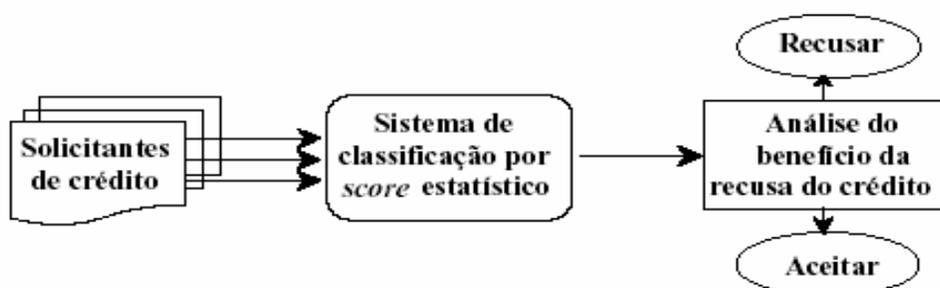
aprova um limite de crédito. Esta técnica estabelece uma regra de discriminação de um determinado cliente solicitante de crédito (VICENTE, 2001, p.49).

Os sistemas de pontuação de crédito definem a probabilidade de um cliente vir a ser “bom pagador” ou “mau pagador” com base em suas características: “Existem vários fatores que estão associados à possibilidade de inadimplência. Um modelo de escoragem de crédito combina os fatores mais importantes associados à possibilidade de inadimplência, determina o inter-relacionamento entre eles e atribui números para gerar o escore final. A prática tem por objetivo produzir um modelo de escoragem de crédito no qual quanto maior for o escore, menor será o risco de perda com devedores duvidosos” (GHERARDI e GHIEMETTI, 1997).

Os sistemas de pontuação de crédito são encontrados em praticamente todos os tipos de análises de crédito, desde crédito ao consumidor até empréstimos comerciais. A idéia é essencialmente a mesma: a pré-identificação de certos fatores-chave que determinam a probabilidade de inadimplência, e sua combinação ou ponderação para produzir uma pontuação quantitativa (SAUNDERS, 2000, p. 13).

A figura a seguir, apresentada por Sousa e Chaia (2000) ilustra o processo de concessão de crédito através do uso de modelos de *Credit scoring*.

Figura 01 – Processo de concessão de crédito através do uso de modelos de *Credit scoring*



Fonte: SOUSA E CHAIA, 2000, p.21.

O *credit scoring* representa um processo técnico / estatístico, porém, não inibe a possibilidade de se recusar um bom pagador ou se aceitar um “mau” pagador. Isto ocorre porque nenhum sistema de gestão de crédito consegue o total de informações relevantes na classificação do devedor, e, mesmo que conseguisse, o seu custo tornaria a análise economicamente inviável (SOUSA E CHAIA, 2000, p.21).

2.3. Análise Discriminante

Os primeiros estudos acadêmicos sobre riscos de insolvência se baseavam em análises de quocientes, índices contábeis, e deduziam que empresas em processos de insolvência apresentavam quocientes bastante diferenciados das solventes. Nestes estudos, uma das principais questões levantadas consistia em se determinar quais índices seriam os mais importantes na predição e qual a ponderação ideal desses índices. Surgiu, então, a análise discriminante multivariada como capaz de solucionar este questionamento (BRUNI, MURRAY e FAMÁ, 1998).

A popularização dos sistemas de *credit scoring*, no entanto, só ocorreu nos anos 60: “A chegada dos cartões de crédito na década de 60 fez com que os bancos intensificassem o

uso de *credit scoring*. O número de pessoas que solicitavam cartão de crédito a cada dia tornou economicamente impossível ter mão-de-obra suficiente para decisões de empréstimos que não fossem automatizadas” (THOMAS, 2000).

O avanço na computação permitiu o uso de outras técnicas na construção de sistemas de *Credit scoring*. Nos anos 80 foram introduzidas as técnicas de regressão logística e regressão linear, as duas principais técnicas utilizadas atualmente para a construção dos modelos. Mais recentemente técnicas de inteligência artificial como sistemas especialistas e redes neurais artificiais foram implantadas com sucesso (THOMAS, 2000, p.7).

A análise discriminante permite descobrir as ligações que existem entre um caráter qualitativo a ser explicado e um conjunto de caracteres quantitativos explicativos. Também permite prever, por meio de um modelo, os valores da variável que derivam dos valores tomados pelas variáveis explicativas (GIMENES e URIBE-OPAZO, 2001, p.67).

O objetivo fundamental da análise discriminante é a alocação de todos os elementos da amostra em grupos bem definidos, evitando todas as formas de superposição. Os dados de cada elemento, de cada um dos grupos, são coletados e, em seguida procura-se derivar uma função, que nada mais é que uma combinação linear, para melhor discriminar os grupos entre si. O resultado almejado é a obtenção de um conjunto único de coeficientes para cada uma das variáveis independentes e que classifique, com a máxima precisão, cada elemento observado nos grupos previamente definidos (GUIMARÃES 2001, p.33).

A função discriminante linear tem a forma:

$$Y_x = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n$$

Onde:

Y_x = Variável Dependente, reflete o valor do escore;

β_0 = Intercepto;

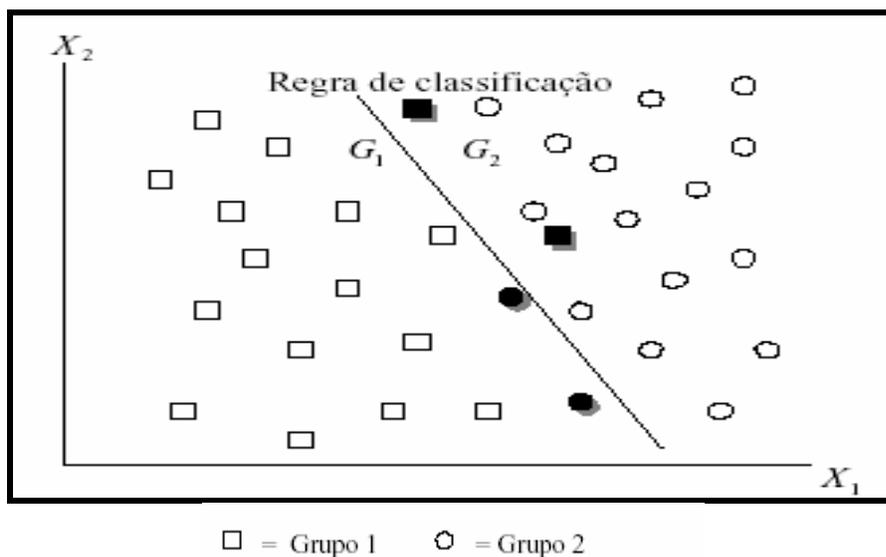
$\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_n$ = Pesos (coeficientes) atribuídos a cada variável;

$X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ = Variáveis discriminantes;

A classificação de cada cliente é efetuada a partir da função discriminante estimada, e através do cálculo do valor dessa função para cada cliente (escore). De acordo com o critério de classificação de Fisher para dois grupos, o cliente deverá ser classificado como bom pagador se estiver mais próximo do centróide deste grupo do que do centróide do grupo dos maus pagadores, isto é, se a distância entre o seu escore discriminante e o centróide do grupo 1 for menor que a distância entre o seu escore e o centróide do grupo 2, e no grupo dos maus pagadores no caso contrário (COSTA, 1992, p.62).

Sejam X_1 e X_2 as variáveis observadas para cada indivíduo de cada grupo. No gráfico abaixo estão representadas as observações efetuadas:

Gráfico 01 – Espaço discriminante



Fonte: GUIMARÃES, 2000, p.33.

3. Metodologia da Pesquisa

O presente trabalho foi desenvolvido, através de pesquisa empírica analítica, com base nos dados de uma instituição de microcrédito situada na cidade de Varginha, denominada Instituição de Microcrédito de Varginha – IMCV- a qual iniciou suas operações em outubro de 2006 e até a data da coleta dos dados já havia fornecido microcrédito destinados à atividade produtiva nos setores de comércio e serviços a aproximadamente 500 micro empreendedores, formais e informais, situados no município de Varginha.

Os dados relativos aos clientes foram obtidos por meio de consulta direta às fichas cadastrais de cada cliente, na agência central da IMCV.

Com os dados amostrais foi possível estabelecer um sistema de equações por meio de combinação linear entre as variáveis de risco que se pressupõe explicar a inadimplência dos clientes. Desta combinação linear obteve-se os coeficientes da função discriminante canônica, que serviu de base para obtenção do valor de corte referência para classificação de crédito de um solicitante em maior ou menor risco de inadimplência, substituindo os dados do solicitante na função discriminante e comparando o seu resultado com os valores críticos ou de corte pré-estabelecidos.

Duarte Jr. & Varga (2003) enfatizam que o objetivo de se utilizar um sistema de escoragem de crédito, é a classificação dos solicitantes de acordo com a sua probabilidade de inadimplência.

Para a construção da equação de escoragem que combinou os efeitos das variáveis mais relevantes na determinação do risco de crédito na IMCV, foi utilizado o software estatístico SPSS 10.0 (Statistical Package for Social Sciences) pois um aplicativo que proporciona um

poderoso tratamento estatístico de dados, combinando potencialidades gráficas, gestão de dados e tomada de decisão.

As variáveis mensuradas através das fichas cadastrais dos clientes, foram divididas em dois grupos: variáveis categóricas ou qualitativas e variáveis numéricas ou quantitativas.

Neste trabalho, a variável dependente possui natureza qualitativa e está relacionada ao fato do cliente pertencer ao grupo 1 ou 2. Estes grupos foram definidos da seguinte forma:

GRUPO 1: constituído pelos clientes adimplentes, no momento da coleta de dados, constituído por 115 clientes.

GRUPO 2: constituído pelos clientes inadimplentes, no momento da coleta de dados, constituído por 73 clientes.

As variáveis independentes utilizadas para explicar a qual grupo o cliente pertence são demonstradas nos quadros abaixo.

Quadro 01: Variáveis Categóricas utilizadas na pesquisa

VARIÁVEIS QUALITATIVAS	TIPO DE RESIDÊNCIA
	POSSUI CONTA CORRENTE
	ESTADO CIVIL
	NÍVEL ESCOLARIDADE

Fonte: dados da pesquisa

Quadro 02: Variáveis Numéricas utilizadas na pesquisa

VARIÁVEIS QUANTITATIVAS	IDADE
	RENDA FAMILIAR
	VALOR DA PRESTAÇÃO
	PERCENTUAL DA PRESTAÇÃO EM RELAÇÃO À RENDA

Fonte: dados da pesquisa

Devido à existência de variáveis categóricas, a estas variáveis – denominadas variáveis Dummy – foram atribuídos valores numéricos para serem incluídas na análise discriminante.

Esta atribuição de valores numéricos a uma variável qualitativa, é utilizada quando se quer avaliar a presença ou ausência de efeitos exercidos por variáveis qualitativas (explicativas) sobre a variável explicada (MATOS, 2000). O quadro abaixo mostra os valores atribuídos a cada variável qualitativa.

Tabela 01: Valores atribuídos às variáveis qualitativas

VARIÁVEL QUALITATIVA	VARIÁVEL DUMMY	
Tipo de Residência	Própria: 0,1	Alugada: 0,2
Estado Civil	Casado: 0,3	Solteiro: 0,4
Possui Conta Corrente	Sim: 0,5	Não: 0,6
Nível Escolaridade	1º Grau: 1	2º Grau: 2

Fonte: dados da pesquisa

Para o tratamento estatístico no SPSS, as variáveis do estudo foram renomeados como se segue:

- Idade (IDADE)
- Possui Conta Corrente (CONTCORR)
- Tipo de Residência (RESIDENC)
- Renda Familiar (RENFAMIL)
- Estado Civil (ESTCIVIL)
- Valor da Prestação (VLPRESTA)
- Percentual da prestação em relação à renda familiar (PRESTREN)
- Nível de Escolaridade (ESCOLARI)

Com base nas variáveis anteriormente definidas formou-se dois grupos distintos com suas respectivas médias, sendo os clientes agrupados de acordo com a distância que se encontram destas médias.

Tabela 02: Grupos formados com base em 188 clientes analisados

Variável de Risco	Grupos	
	1-Adimplentes	2 - Inadimplentes
IDADE	43,6	38,7
CONTCORR	0,52	0,51
RESIDENC	0,12	0,12
RENFAMIL	2290,26	2345,21
ESTCIVIL	0,328	0,325
VLPRESTA	201,92	192,53
PRESTREN	10,22	9,23
ESCOLARI	1,68	1,74

Fonte: dados gerados pelo SPSS

Nota:

Grupo 1: formado por 115 clientes que se encontravam em situação de adimplência no ato da coleta dos dados.

Grupo 2: formado por 73 clientes que se encontravam em situação de inadimplência no ato da coleta dos dados.

Os valores médios das variáveis de risco foram comparados com o objetivo de verificar se havia ou não diferença estatística significativa entre os grupos gerados. O teste consiste em uma avaliação com base na análise de variância dos grupos – ANOVA.

O teste de análise de variância utiliza a variância das variáveis de cada grupo e entre os grupos para comparar, dado um nível de significância, sua identidade (TRIOLA, 1999).

No estudo em questão testou-se:

- Hipótese Nula (H_0): Média do grupo 1 é igual à Média do grupo 2. **Esta variável não é relevante para classificar os clientes.**
- Hipótese Alternativa (H_1): Média do grupo 1 é diferente da Média do grupo 2. **Esta variável é relevante para classificar os clientes.**

Conforme a tabela 3 pode-se identificar a significância dos testes para cada variável. Nesta mesma tabela são apresentados a estatística F, uma medida estimada de igualdade entre as médias das variáveis correspondentes dos grupos 1 e 2. Quanto maior o valor de F, maior a desigualdade entre os grupos em relação a variável em questão. Pode-se tratar, então, que

quanto menor for a significância, maior será a significação da variável em questão para a discriminação dos clientes agrupados.

Tabela 03: Valores dos testes de hipóteses para média das variáveis de risco

VARIÁVEL DE RISCO	TESTE (F)	SIGNIFICÂNCIA
IDADE	4,66	0,032**
CONTCORR	14,13	0,000***
RESIDENC	2,98	0,086*
RENFAMIL	1,90	0,169
ESTCIVIL	0,93	0,334
VLPRESTA	3,17	0,077*
PRESTREN	1,65	0,200
ESCOLARI	2,51	0,114

Fonte: dados da pesquisa. Gerados pelo SPSS

Nota: (*) Significante a 10%; (**) Significante a 5%, (***) Significante a 1%.

No nível de significância de 5%, as variáveis cujas médias não apresentam igualdade estatística significativa entre os grupos formados 1 e 2 foram: IDADE, CONTCORR.

Neste sentido, as variáveis IDADE, CONTCORR, apresentam-se relevantes para a classificação dos clientes.

Para que se possa classificar previamente um solicitante de crédito, faz-se necessário um modelo de previsão estruturado com base nas variáveis de risco mais relevantes.

Isto posto, para a obtenção do modelo em que os solicitantes de crédito podem ser previamente classificados quanto ao risco de inadimplência, aplicou-se a análise discriminante multivariada.

Como pode-se constatar na tabela 04, a função discriminante canônica, estimada através da amostra de 188 clientes em relação às variáveis de risco de maior significância, gerou as seguintes medidas quanto ao poder de explicação das variáveis explicativas.

Tabela 04: Medidas de avaliação da consistência da análise discriminante

Função	Autovalor	Correlação Canônica	Qui-Quadrado	Grau de Liberdade	Significância
1	0,067	0,250	11,970	2	0,003

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

A eficiência de uma função discriminante independe do número de variáveis explicativas incluídas na sua construção. Depende claramente da relevância ou significância estatística das variáveis utilizadas na análise dos dados.

O autovalor mostra o poder de explicação do modelo que se representa pelo coeficiente de correlação canônica, que quanto mais próximo do valor 1, melhor. A estatística qui-quadrado e significância foram utilizadas para avaliar o efeito mútuo das variáveis de risco na classificação dos clientes em clientes bons (adimplentes) e clientes ruins (inadimplentes).

A tabela seguinte mostra os coeficientes padronizados da função discriminante canônica.

Tabela 05: Coeficientes Padronizados da Função Discriminante Canônica

VARIÁVEL DE RISCO	COEFICIENTE PADRONIZADO
IDADE	0,865
CONTCORR	0,512

Fonte: Dados gerados pelo SPSS Ao acrescentar outras variáveis de risco (estado civil, tipo de moradia, etc.) com menor significância estatística na simulação da análise discriminante, verificou-se que o coeficiente de correlação canônica diminui a valores próximos de zero.

De acordo com o quadro acima, conclui-se que a variável IDADE possui maior valor explicativo do modelo, conseqüentemente seu peso na classificação dos clientes tende a ser maior.

Os 188 clientes, da amostra, foram agrupados em duas distribuições. A primeira distribuição possuindo 115 clientes adimplentes e a segunda distribuição possuindo 73 clientes inadimplentes. Cabe ressaltar que este atributo – adimplente ou inadimplente – foi atribuído no ato da coleta de dados.

O resumo estatístico das distribuições apresentadas na tabela em seqüência facilita a interpretação das características do grupo 1 e 2 formados.

Tabela 06: Estatística Descritiva da distribuição dos clientes adimplentes

Estatísticas	Grupo 1 – Clientes Adimplentes	Grupo 2 - Clientes Inadimplentes
Média	0,205	-0,322
Erro Padrão	0,100	0,100
Mediana	0,095	-0,384
Desvio padrão	1,080	0,860
Variância da amostra	1,166	0,737
Curtose	0,608	-0,564
Assimetria	0,357	0,117
Amplitude	4,597	3,718
Mínimo	-1,663	-2,063
Máximo	2,933	1,654
Margem de Erro	0,197	0,197
Contagem	115	73

Fonte: dados da pesquisa. Gerados pelo SPSS

Isto posto, revela-se que a média dos escores discriminantes e seus desvios dos grupo formados pelos clientes adimplentes e inadimplentes são respectivamente 0,205 com desvio-padrão de 1,080 e -0,322 com desvio-padrão de 0,860.

Os coeficientes de assimetria maior que zero nos indicam uma assimetria positiva ou assimétrica para a direita de ambas as distribuições (mais intenso no grupo 1) o que sugere não normalidade da distribuição dos dados.

Ainda, se tratando da classificação de um intervalo seguro de classificação dos clientes dentro de cada grupo em específico, pôde-se estimar ao nível de significância de 5%, a amplitude dos escores para os grupos. Assim sendo, pode-se afirmar que 95% dos escores tratados aqui estarão situados, se mantidas as características dos grupos em questão, dentro dos ranges seguintes:

$$IC_1 = (0,008 < Z < 0,402) \text{ para os adimplentes}$$

$$IC_2 = (-0,519 < Z < -1,125) \text{ para os inadimplentes}$$

A construção de intervalos de confiança já mencionados será utilizada para estabelecer o valor de corte para a distribuição dos clientes inadimplentes. O valor de corte representará o

máximo valor que um escore discriminante poderá assumir para que seja classificado como cliente inadimplente.

A associação de um escore discriminante a cada cliente, foi utilizada para sua classificação em relação aos grupos 1 e 2, a partir da comparação destes escores com o valor médio das distribuições.

Após aplicação da regra geral para determinar os coeficientes de um modelo linear múltiplo, cuja solução se dá através do cálculo de sua matriz de covariância, encontra-se os seguintes coeficientes, que foram utilizados para estimar a classificação dos clientes entre os grupos 1 e 2.

A tabela abaixo mostra os coeficientes estimados através da função discriminante canônica.

Tabela 07: Coeficientes da função discriminante canônica

VARIÁVEL DE RISCO	COEFICIENTES
CONSTANTE	-5,985
IDADE	0,0263
CONTCORR	10,7468

Fonte: dados da pesquisa. Gerados pelo SPSS

Os coeficientes apresentados no quadro acima foram utilizados para escrever a função discriminante canônica.

$$Z = -5,99 + 0,026(IDADE) + 10,74(CONTCORR)$$

em que Z = escore que deve ser comparado ao valor médio da distribuição;

Ao substituímos os dados dos clientes, de acordo com as variáveis de risco, na função discriminante canônica, obtêm-se um escore que quando comparado aos valores médios das distribuições 1 e 2, permite que o cliente seja previamente classificado quanto ao seu grau de risco. Se este escore estiver muito próximo de - 0,32 maior é a semelhança deste cliente com o grupo dos inadimplentes, e quanto mais próximo de 0,20 maior será a semelhança com o grupo adimplente.

De acordo com as distribuições 1 e 2, foi estabelecido um escore de corte, situado na região de interseção o qual se resultou na média das médias das distribuições, sendo Z de corte = -0,06.

A tabela abaixo apresenta os resultados da classificação dos clientes através da função discriminante estimada.

Tabela 08: Resultado da classificação dos clientes

Cliente	Adimplente	Inadimplente	Total
Adimplente	64	51	115
Inadimplente	30	43	73
Adimplente	55,7%	44,3%	100%
Inadimplente	41,1%	58,9%	100%

Fonte: dados da pesquisa

Pelos resultados apresentados acima observa-se que dos 115 clientes classificados como adimplente no ato da coleta de dados, 64 foram classificados corretamente pela função discriminante, resultando em 55,7% de acerto.

Observa-se também que dos 73 clientes classificados como inadimplentes quando da coleta de dados, 43 foram classificados corretamente, gerando 58,9% de acerto.

A função discriminante estimada nesta pesquisa apresentou 57,30% de acerto na classificação dos 115 clientes que formavam a amostra inicial.

Quanto maior o índice de acerto de uma função estimada, melhor será a seu desempenho, neste caso, de predição da probabilidade de um cliente vir a ser inadimplente com as suas obrigações para com a instituição de crédito.

Dada a frágil classificação dos modelos pode-se esperar que os resultados estejam sendo penalizados por alguma quebra estrutural das pressuposições ao uso do estimador do modelo por Mínimos Quadrados Ordinários.

Neste sentido, e entendendo que a função discriminante estimada trata-se de modelo estatístico/econométrico, testou-se a presença de não-normalidade, multicolinearidade; e heterocedasticidade. Neste trabalho não se testou a presença de autocorrelação serial por se tratar de um estudo em corte transversal e não uma série temporal.

4. Validação do Modelo

Para que um modelo atenda ao pressuposto de normalidade dos resíduos, faz-se necessário a inclusão de variáveis explicativas mais relevantes na estimação deste modelo, acarretando que os valores residuais sejam nulos ou próximos de zero (MATOS,2000). Se houver omissão de alguma variável explicativa na estimação do modelo, os resíduos não apresentarão distribuição normal.

Neste trabalho foi utilizado o teste de Kolmogorov e Smirnov para testar o pressuposto da normalidade. Isto posto e de acordo com o teste os resíduos encontram-se normalmente distribuídos.

A presença de multicolinearidade ocorre quando duas ou mais variáveis explicativas possuem forte correlação linear e, ambas presentes no modelo estimado. A presença de Multicolinearidade implica em viés econométrico devido ao fato de ambas variáveis tenderem a explicar os mesmos fenômenos gerando duplo efeito na variável dependente.

Para verificar o grau de multicolinearidade entre as variáveis explicativas do modelo estimado nesta pesquisa, utilizou-se o teste de Farrar e Glauber, que consiste também em um teste de hipóteses. Ao aplicar o teste na função discriminante estimada com 95% de nível de confiança, foi encontrado um $X^2 = 0,021$ que quando comparado ao valor crítico fornecido pela tabela Qui-Quadrado $X^2_c = 3,841$ resultou em aceitação da hipótese nula, a qual afirma a inexistência de multicolinearidade entre as variáveis IDADE e CONTCORR.

É conveniente que a variância dos resíduos (σ^2) gerados pela estimação de um modelo seja constante. Quando isso ocorre, diz-se que há homocedasticidade no modelo estimado.

Para validação deste pressuposto, foi utilizado o teste de Pesaran-Pesaran. Através da análise da significância estatística entre os valores quadrados dos resíduos (σ^2) sobre o quadrado dos valores estimados de Y.

A significância estatística do teste apresenta violações do pressuposto de homocedasticidade, ao nível de 95% de confiança. Tal violação confirma que os resíduos gerados pela função discriminante estimada apresentam variância inconstante.

A dispersão dos resíduos em torno da função estimada pode ser ocasionada pela presença de outliers encontrados nos dados amostrais.

A violação deste pressuposto não deve ser considerada não como uma invalidação do modelo econométrico estimado, e sim como uma fraqueza do modelo. Isto posto explica, em parte a baixa aderência nas classificações corretas dos clientes de microcrédito

5. Conclusões

Conclui-se que existe a possibilidade de otimização nas decisões de crédito de uma instituição de microcrédito de Varginha utilizando a técnica estatística de análise discriminante multivariada.

As variáveis de risco que apresentaram maior significância para discriminação dos clientes entre os com maior probabilidade de inadimplência foram IDADE e CONTCORR, as quais devem ser observadas com maior rigor pelo analista de crédito, pois terão influência relevante em uma decisão de concessão de crédito.

As informações de um solicitante de crédito, se comparadas com o escore médio dos grupos de maior e menor risco, podem ser uma contribuição para se identificar um cliente com perfil semelhante ao dos clientes inadimplentes, sendo de grande valia a identificação precoce de um cliente com maior probabilidade de se enquadrar no grupo dos Inadimplentes.

Para que este processo de análise através das variáveis de risco que se apresentaram mais significantes tenha durabilidade, faz-se necessário que os dados relativos aos clientes tenham uma atualização contínua.

A função discriminante estimada apresentou 57,3% de acerto na classificação dos clientes quanto ao perfil de adimplência ou inadimplência. Portanto pode-se dizer que é possível complementar com maior segurança o processo de análise e concessão de crédito na instituição de microcrédito de Varginha, por meio de técnicas estatísticas.

O modelo estimado, neste trabalho, não deve ser visto como instrumento absoluto, pois foi formulado com base em amostras que não podem captar todas as variáveis ou causas que definem o fenômeno estudado.

O modelo possui uma probabilidade de gerar estimativas enviesadas, ou seja, classificar um cliente como similar ao grupo dos adimplentes (Grupo 1) quando na verdade deveria ser classificado no grupo dos inadimplentes (Grupo 2) e vice-versa. Estas classificações equivocadas podem estar vinculadas, em parte, ao uso do estimador. Em trabalhos posteriores testar-se-á ampliar os resultados considerando estimadores heteroscedásticos que possam tratar de forma específica à variância dos grupos.

6. Bibliografia

BRUNI, A. L.; FAMÁ, R.; MURRAY, Andrew Drumond. **Modelos Brasileiros Preditivos de Risco de Crédito: um estudo exploratório atual sobre as suas eficácias**. São Paulo, p. 148-167,1998.

CAPE – Instituto Centro de Capacitação e Apoio Empreendedor. Manual do Agente de Microfinanças. Belo Horizonte: Sebrae, 2000.

COSTA, Francisco C. Avaliação de crédito pessoal. Dissertação de Mestrado. Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa – Portugal. Lisboa: Julho/1992.

DUARTE JR, Antônio M.;VARGA, Gyorgy. **Gestão de Riscos no Brasil**. Rio de Janeiro: Financial Consultoria. 2003

GHERARDI, Carlo e GHIEMMETTI, Silvia – Revista “Tecnologia do Crédito” Ano 01, Nr. 02, Artigo: **Escoragem de Crédito: Metodologia que Identifica Estatisticamente o Risco de Crédito** – São Paulo: Serasa, Setembro, 1997.

GIMENES, R. M. T.; URIBE-OPAZO, M. A. **Previsão de Insolvência de Cooperativas Agropecuárias, por meio de modelos multivariados.** Disponível em: http://www.fae.edu/publicacoes/pdf/revista_da_fae/fae_v4_n3/previsao_de_insolvencia.pdf acessado em 01 de Abril de 2010.

GUIMARÃES, Inácio A. *Construção e avaliação de uma regra de conhecimento e classificação de clientes de uma instituição financeira com base em análise multivariada.* (Dissertação de Mestrado) - Universidade Federal do Paraná. Curitiba: UFPR, 2000.

MATOS, Orlando Carneiro de. **Econometria Básica: teoria e aplicações.** 3 ed. São Paulo: Atlas, 2000.

SAUNDERS, Anthony. **Administração de Instituições Financeiras.** São Paulo: Atlas, 2000.

SCHRICKEL, Wolfgang Kurt. **Análise de Crédito.** 2 ed. São Paulo: Atlas, 1995.

SOUSA, A. F. de; CHAIA, A. J. **Política de Crédito: uma análise qualitativa dos processos em empresas.** Caderno de pesquisas em administração, São Paulo, v.7, nº 3, julho/setembro 2000.

THOMAS, L. C. A Survey of Credit and Behavioral Scoring: Forecasting Financial Risk of Lending to Consumers, **International Journal of Forecasting**, Edinburg-U.K, v.16, p. 149-172, 2000.

TRIOLA, Mario F. **Introdução à Estatística.** 7 ed. Rio de Janeiro: LTC, 1999.

VICENTE, Ernesto F. R. **A estimativa do risco na constituição da PDD.** Dissertação de Mestrado, USP. São Paulo: Maio/2001.