

Uma Proposta De Construção De Um Modelo De Avaliação De Risco De Crédito Para Micros e Pequenas Empresas Financiadas Pela Desenbahia

Luis Roberto S Lima*

Resumo

O presente artigo tem por objetivo a construção e utilização de um modelo econométrico, denominado Função Discriminante, na previsibilidade de inadimplência de empresas pequenas e micros a serem financiadas pela Desenbahia, utilizando-se de um conjunto mínimo de indicadores que se relacionam, se complementam e mais adequados a escassez de informações próprias do setor, gerados a partir da base de dados da Desenbahia.

Palavras-Chave: desenvolvimento social, financiamentos, gestão de risco, auto-sustentabilidade, inadimplência, micro e pequenas empresas, modelo preditivo, caixa gerado pelas operações, indicadores.

Abstract

The present paper has for objective the construction and use of a econometrical model, called Discriminate Function, in the previsibility of insolvency of small companies and micros ones to be financed for the Desenbahia, by using a minimum set of indicators that are connected wild, and complement themselves. They are adapt the scarcity and more adequate of proper information of the sector, produced from the database of the Desenbahia.

Uniterms: social development, financings, management of risk, auto-sustainable, insolvency, micro and small companies, foreseeable model, Generalized cash flow for the operations, indicators.

Apresentação do Problema

O Desenbanco, surgido da extinção do Fundagro, constituía-se em um agente oficial de crédito que tinha por objetivo apoiar o desenvolvimento do estado contribuindo para a transformação da base econômica do estado da Bahia e, desde sua criação até recentemente, focou sua atuação de financiamentos em empresas de grande porte, tendo atuado fortemente para o sucesso de implantação do Cia, na década de 60, na implantação do pólo, na década de 70, e de todo pólo hoteleiro de Porto Seguro, além de financiamentos volumosos para agricultura na região do Médio São Francisco e do Oeste Baiano. Ainda hoje, 85% da sua carteira reúne menos que vinte empresas com financiamentos superiores a R\$ 6 milhões.

Com as mudanças ocorridas no cenário internacional, o Brasil é forçado a reorientar a política de atuação de organismos oficiais de fomento para uma nova modelagem mais consentânea com as mudanças ocorridas no cenário mundial, tendo criado para isso o PROES- programa de incentivo a redução do estado na atividade bancária. A Bahia, entendendo que este estímulo representava uma oportunidade para reformular sua política de fomento, adere ao PROES e inicia a reestruturação financeira do estado privatizando o Baneb e dando início ao processo de transformação do Desenbanco em agencia de fomento, culminando, em 2001, com a Desenhahia - agência de Fomento de Estado da Bahia – S/A, incorporando novas atividades. Dentro dessa reorientação estratégica está o foco em micro, pequenas e médias empresas por representarem maior relação de geração de empregos em valor de investimento e menor risco (o financiamento de R\$ 7 milhões a 100 projetos gera menor risco do que o financiamento de um único empreendimento), devido a diversificação natural da carteira¹.

Essa mudança de plano estratégico gera muitos desafios. Um deles, seria, em médio prazo, mudar o perfil da carteira passando o setor de micro, pequenas e médias empresas a terem representação significativa dentro dela. Para que isso ocorra, uma série de ações concomitantes devem ser colocadas em iminência. A gestão de riscos de créditos voltada para micro e pequenos empresários seria uma delas. Neste sentido é que este trabalho propõe um modelo de avaliação de risco de crédito para micro e pequenos empresários financiados pela Desenhahia.

Introdução

Quando se fala em gestão de risco de crédito em uma agência de fomento duas considerações devem ser relevadas: o nível de risco assumido pela agência não deve comprometer o papel de fomentar e desenvolver econômico e socialmente o Estado e, esse mesmo nível de risco, deve permitir a auto-sustentabilidade do negócio. No caso específico para micro e pequenas empresas, mais uma consideração deve ser feita. Os modelos devem ser simplificados e eficazes. Portanto, capazes de avaliar e conceder agilmente o crédito com pequena probabilidade de comprometer as premissas ditas acima.

Nos bancos privados, sejam eles comerciais ou de investimentos, a ótica do nível de risco está sempre associada ao retorno esperado, ou seja, aos ganhos potenciais que ele pode gerar. Estas organizações têm como alvo maximizar a lucratividade que, comumente, põe o negócio em uma rota de colisão com seus limites de risco. Assim, é recomendado que se estabeleça zonas de segurança para assunção de riscos e que fora delas, as conseqüências potenciais de perda não compensa a satisfação potencial de ganhos. A agência de fomento, ao contrário, não tem como alvo prioritário a busca de crescimento lucrativo e sim em oferecer estímulos necessários para que as assimetrias no desenvolvimento econômico sejam corrigidas, ou, ao menos, amenizadas. Gerando, assim, maior distribuição de renda e emprego e possibilitando maior justiça social, sendo, portanto de caráter essencialmente público e de prioridade pública. Logo, os níveis de risco que deverão ser assumidos e a gestão de risco que se pretenda implantar deverão ser em função de maximizar o fomento e o desenvolvimento, reduzindo-se as desigualdades sociais.

Quanto a auto-sustentabilidade, deve-se clarear o conceito quando trazido à seara do fomento, porque, como já dito, o fim que orienta uma agência de fomento é diferente daquele que busca uma instituição privada, bancária ou não. Auto sustentabilidade, na ótica privada, significa dizer que a organização tem que gerar resultados, por si própria, capaz de torná-la cada vez maior. Trazida para o campo do fomento deve ser avaliada pelos resultados econômicos e sociais que a intervenção da Agência de fomento provocou na região ou na localidade. Se tem que se atravessar um rio de piranha, dê-se um boi para não perder a boiada, esta é, particularmente, a melhor interpretação para o significado de auto sustentabilidade na ótica pública. Um exemplo pode esclarecer melhor esta afirmação: O estado da Bahia tem abundancia de jazidas de

argila suficientes para formar um pólo industrial cerâmico que atenderá a demanda interna e com possibilidade de exportar competitivamente. Os órgãos do Estado responsáveis poderão criar um programa de atração de empresas que atuam neste setor, dando incentivos fiscais e creditícios e estabelecendo que a agência apoiará o programa avaliando os projetos e liberando os recursos financeiros necessários para implantação dos projetos. Muitas empresas virão, mas o negócio só será auto-sustentável, na ótica pública, se o pólo se consolidar gerando emprego e renda e alterando o estrato social local. A agência pode até vir a ter o seu resultado econômico afetado de modo significativamente negativo por duas ou três empresas que não obtiveram sucesso com o empreendimento, porém, o Estado é obrigado a manter a Agência por ter ela avaliado, no conjunto, corretamente os projetos que permitiram a consolidação do pólo. Assim, partindo dessa concepção, o nível de risco assumido não compromete a função de fomentar e a auto-sustentabilidade é admitida em função do surgimento de negócios sólidos e redistributivos.

2. Conceito de Risco

O risco deve ser compreendido como o grau de incerteza que envolve uma operação de crédito. Assim, ele é posto como um mensurador que pode transferir ao decisor de uma concessão de crédito, a decisão de realizar ou não o crédito e, conhecer seu custo agregado à quantidade de incerteza presente na operação a ser efetivada.

Pouco adianta ao credor ter assegurado o direito de receber se o devedor não dispuser de recursos para satisfazer o pagamento. O analista, ao avaliar uma proposta de crédito, deve estar atento às diversas variáveis relacionadas ao risco do tomador do empréstimo e da operação, buscando informações sobre o passado do cliente, seu presente e do seu futuro quanto à capacidade de pagamento e viabilidade do seu investimento. Dessa forma, a análise de crédito constitui-se na melhor ferramenta e presta grande contribuição para o gerenciamento de uma carteira saudável e em constante crescimento.

A cada concessão de financiamento, o futuro credor assume o risco de não receber, ou seja, o cliente pode não honrar o compromisso de pagar por diversas razões. Os motivos que leva o cliente a não pagar o financiamento podem estar relacionados ao

seu caráter, a sua capacidade de gerir os negócios, a fatores externos adversos e/ou a incapacidade de gerar caixa.

Cada uma dessas razões tem características de riscos próprias e que deverão ser levantadas no momento da concessão do financiamento podendo ser resumidas em fraca estrutura tecnológica que não dá suporte operacional e poder de competição, estratégia de identificação inadequada das oportunidades de negócios oferecidas pelo mercado, mudanças imprevisíveis na economia e política de um modo geral, dificuldades de identificar o caráter do tomador ou se ele pretende realmente liquidar a operação, dificuldades na avaliação da capacidade de gestão dos condutores dos negócios, além das características dos riscos ligados a estrutura de capital, nível de atividade, à produção e ao produto.

3. Os Modelos

3.1 Modelo de Crédito ao Consumidor

O crédito ao consumidor pode ser definido como crédito de curto e médio prazo para compra ou aquisição de mercadorias ou serviços de consumo pessoal, ou para refinanciar dívidas contraídas para tais propósitos. Empréstimos para compra de automóveis e eletrodomésticos são exemplos dos principais tipos de crédito ao consumidor.

Os sistemas de gestão de risco desse tipo de crédito empregam uma variedade enorme de técnicas desde o julgamento humano, *credit scoring*, árvore de decisão, programação matemática e mais recentemente redes neurais. É comum que as regras utilizadas para fazer os julgamentos do crédito sejam criadas internamente, e os critérios busquem, normalmente, uma relação entre dívida e renda, idade, estabilidade no emprego e setor em que trabalha o tomador do empréstimo, alguns avaliam as garantias reais. De qualquer modo, as decisões de empréstimos ao consumidor, na sua maioria, são tomadas mais pela avaliação das características mencionadas acima do que pela avaliação da garantia.

Duas são as categorias do modelo quantitativo na seleção do crédito o de aprovação e o de escoragem comportamental. Comumente os dois incluem variantes como casa própria ou alugada, renda por dependente, número de registros negativos, números de ano no trabalho etc para decidir sobre a extensão do crédito. Um tratamento diferente é

dado ao modelo quando o objetivo é aumentar a lucratividade. Fazendo-se uso de critérios simples, como o número de consulta de créditos recentes, até critérios bem detalhados, como número de atrasos e volume de transação.

Alem desses modelos são utilizados no crédito ao consumidor modelos de *credit scoring* que buscam determinar um escore de crédito que comparado ao um valor de corte pode resultar na aprovação ou não da solicitação. Eles têm a vantagem de serem objetivos, consistentes, de fácil aplicação e bem compreendidos e, se desenvolvidos apropriadamente, podem eliminar práticas discriminatórias nos financiamentos. Porém, tem a desvantagem principal de se as variáveis não satisfizerem as condições ou as presunções subjacentes, como a distribuição normal multivariada, podem ter sua validade questionada.

3.2 Modelo para Pequenas Empresas

As companhias abertas e grupos empresariais, mesmo quando não estão obrigados a publicar suas Demonstrações Financeiras, estão em condições de fornecer demonstrativos bem estruturados e tempestivos, inclusive auditados por empresas de contabilidade independentes quando solicitados na concessão do financiamento. Além disso, o monitoramento dos preços das ações e da regulação da Comissão de Valores Mobiliários, no caso das companhias abertas, constitui mecanismos razoavelmente eficientes para observar as suas condições.

Os modelos de risco tais como CAPM, Monte Carlo, Índices de Sharpe, Treynor e Jensen, VaR etc, foram criados para tirar proveito de ambas fontes de informação.

Nas micros e pequenas empresas, a geração de informação é muito raquítica para que esses modelos reflitam mais precisamente o risco a que se submetem os credores, não revelando convenientemente o grau de incerteza envolvido na operação. Assim, os meios para avaliação de risco devem ser outros devido ao problema da pouca ou quase nenhuma informação. Os modelos de *credit scoring* podem ser uma alternativa. A tabela 1 abaixo apresenta um conjunto de variáveis para empréstimos de até R\$ 500.000.

Tabela 1

	Pontos para pior valor	Pontos para melhor valor
Característica de crédito e pontos	0	10
Nº de anos em atividade	Menos de um ano	Mais de um ano
Dívida total/ patrimônio líquido	Maior que 2	Menor que 1,2
Lucratividade	no ano anterior	Por três anos consecutivo
Dados financeiros aceitáveis	Balancetes mensais	Últimos três balanços
Contas a pagar	Mais de 20% em 60 dias	20 de crédito/desconto
Liquidez corrente	Menor que 1	Maior que 1,80

Nesta tabela, a maior parte das variáveis é formada por indicadores financeiros, o que, no caso de firmas individuais, ou até mesmo de empresas Ltda, mas com pequeno volume de operações, pode não ser apropriado o seu uso porque não há separação clara entre a empresa e os seus sócios, sendo comum a confusão entre o patrimônio dos sócios e da entidade. O modelo, também, pode ser pouco apropriado para pequenas empresas prestadoras de serviços, como uma clínica médica, que depende mais do pessoal do que dos equipamentos.

O mais recomendado, nestes casos, é usar uma combinação de crédito pessoal e de indicadores financeiros. O modelo pode adotar indicadores de cobertura de juros, de dívida e dividendos com base no caixa para avaliar o risco pelo lado da empresa. Ao mesmo tempo, utilizar dados de crédito pré-aprovado para os principais sócios da empresa nos bancos comerciais da praça.

4. Modelo Proposto

Para operações de financiamento entre R\$ 10 mil e R\$ 50 mil com firmas individuais e empresas de pequeno porte recomenda-se que o modelo adotado seja o pré – aprovado, com base na pessoa física proprietária principal da empresa.

Para operações acima de R\$ 50 mil e abaixo de R\$ 500 mil recomenda-se o uso da *função discriminante* desenvolvida com base na análise discriminante ou fator discriminante, utilizando-se das informações da carteira ativa da instituição.

A análise discriminante constitui-se em uma técnica estatística desenvolvida a partir da regressão linear e permite resolver problemas que contenham não apenas variáveis numéricas, mas também variáveis de natureza qualitativa como os financiamentos “em dia” e os “com atraso superior a 90 dias.”

Para realizar os cálculos matemáticos a partir dessas variáveis não numéricas basta atribuir um número qualquer a essas variáveis. Com isso, transforma-se num problema simples de regressão linear.

No modelo preditivo de recebimento ou devolução do crédito, a análise se processa da seguinte forma:

- Seleção de dois grupos de empresas, em dia e em atraso (mais de 60, 90 ou 120 dias), conforme o julgamento do analista;
- Seleção dos indicadores, que podem ser financeiros e não financeiros;
- Atribuição de números às variáveis não numéricas;
- Obtenção da equação linear através dos cálculos de regressão;
- Avaliação do grau de precisão do modelo construído.

A qualidade do modelo é determinada pela habilidade do analista na escolha dos indicadores e do seu grau de precisão. O ideal é um grau de precisão próximo de 100% com o menor número de informações.

4.1 A Construção do Modelo

As premissas utilizadas para selecionar a amostra foram o enquadramento como micro e pequena empresa com faturamento anual até R\$ 1,2 milhão, o financiamento utilizar recursos da linha BNDES Automático, o prazo global de financiamento ser de 5 anos, o valor do financiamento estar entre R\$ 50 mil e R\$ 500 mil e atraso no pagamento do financiamento superior a 60 dias. A coleta dos dados revelou um pouco mais de 20 empresas que atendia todas estas condições na carteira ativa da Desenhahia. O número de empresas consideradas foi 20 por representar um número redondo. Mais 20 empresas foram selecionadas com as mesmas características das 20 anteriores, com a única diferença que este grupo estavam com os seus pagamentos em dia.

Os indicadores e o número deles foram determinados a partir do menor número de informações presentes em todos os projetos selecionados. Três informações estavam presentes em 100% de toda amostra: o faturamento dos últimos 12 meses e a sua projeção para os 12 meses seguintes, a idade da empresa, o prazo e valor do financiamento.

Com o tratamento dos dados iniciais, foi gerada a tabela 2 abaixo onde na coluna 1 estão as 40 empresas; na coluna 2 está o *indicador 1*, obtido a partir da relação valor do financiamento e do faturamento mensal projetado; na coluna 3 está o *indicador 2*, obtido a partir da relação da idade da empresa com o prazo global do financiamento; na

coluna 4 está o *indicador 3*, obtido a partir da relação do prazo, da capacidade de pagamento e das amortizações e; na coluna 5, a classificação das empresas “em atraso” e “em dia.”

Empresa	Indicador 1	Indicador 2	Indicador 3	Classificação
1	7,30	0,6	1,46	em atraso
2	15,55	0,4	3,11	em atraso
3	12,83	0,8	2,57	em atraso
4	17,68	0,8	3,54	em atraso
5	15,95	0,2	3,19	em atraso
6	19,42	0,4	3,88	em atraso
7	16,71	0,4	3,34	em atraso
8	29,73	0,6	5,95	em atraso
9	30,76	0,6	6,15	em atraso
10	39,79	0,2	7,96	em atraso
11	34,96	0,4	6,99	em atraso
12	36,61	0,2	7,32	em atraso
13	38,65	0,8	7,73	em atraso
14	53,02	0,6	10,60	em atraso
15	63,31	0,6	12,66	em atraso
16	53,58	0,2	10,72	em atraso
17	51,24	0,2	10,25	em atraso
18	60,66	0,2	12,13	em atraso
19	56,67	0,2	11,33	em atraso
20	72,81	0,4	14,56	em atraso
21	12,37	1	2,47	em dia
22	14,56	1,2	2,91	em dia
23	14,22	0,8	2,84	em dia
24	17,35	1	3,47	em dia
25	15,46	0,9	3,09	em dia
26	19,94	1,6	3,99	em dia
27	52,71	1	10,54	em dia
28	45,00	0,8	9,00	em dia
29	49,77	0,4	9,95	em dia
30	74,19	0,6	14,84	em dia
31	64,97	0,2	12,99	em dia
32	66,84	1,6	13,37	em dia
33	67,03	1,4	13,41	em dia
34	77,90	1,2	15,58	em dia
35	114,05	1	22,81	em dia
36	10,00	0,8	2,00	em dia
37	12,07	1,6	2,41	em dia
38	21,33	1	4,27	em dia
39	21,50	0,8	4,30	em dia
40	35,53	0,8	7,11	em dia

Os indicadores foram construídos a partir da constatação de uma presença de 100% dos dados na amostra selecionada. Indicadores do tipo liquidez corrente, rentabilidade do ativo etc, foram incluídos para os projetos que apresentavam estes dados. Alguns desses

indicadores apresentaram multicolinearidade quando submetidos a uma matriz de correlação, o que conduziu a exclusão deles e, também, de outras variáveis “duvidosas” que não estavam presentes no conjunto total da amostra, para não tornar o teste exaustivo e viesado.

O indicador 1, que estabelece uma relação entre o valor do financiamento e o faturamento mensal projetado, nos diz quantas vezes o valor do financiamento corresponde ao faturamento mensal, ou seja, para um financiamento de R\$ 100 mil e um faturamento mensal projetado de R\$ 20 mil o indicador nos diz que o financiamento é 5 vezes o valor do faturamento. Assim, se a empresa tem um prazo de 60 meses para pagar o financiamento ela goza de uma folga bastante considerável para honrar seu compromisso. Uma outra empresa que apresente um índice de 45, presumidamente, terá um aperto maior no cumprimento de suas obrigações.

O indicador 2, que relaciona idade da empresa com o seu prazo global de financiamento, indica-nos que quanto maior este índice maior a chance de a empresa honrar os seus compromissos. A sua inclusão se justifica pela unanimidade de consenso nas estatísticas das pequenas empresas que apontam um índice de mortalidade de 80% delas no 1º ano de vida e que vai reduzindo na medida que ela sobrevive a cada ano². Os motivos apontados são desde falta de crédito para o setor³ à fatores relacionados a economia de escala, condições tecnológicas e demanda⁴. Como esses fatores são discutíveis, não se tendo um consenso sobre eles, o indicador buscou apenas relevar o fato de que a taxa de mortalidade é tanto menor quanto maior for a idade do estabelecimento e, por conseqüência, maior a chance de o credor receber o valor financiado.

O indicador 3 é o de maior peso financeiro, ele busca medir a capacidade de cobertura da dívida e dos juros estimados a partir da projeção do caixa gerado pelas operações. A sua interpretação é quanto maior, melhor. Por exemplo, uma empresa que apresente um índice médio de 2,08 nos indica que para cada R\$ 1 real de dívida que a empresa tem que honrar, ela tem em caixa R\$ 2,08 reais.

Após a montagem destes dados, a etapa seguinte é substituir as variáveis não numéricas por números quaisquer possibilitando a continuidade dos cálculos estatísticos. Assim, no lugar de “em atraso” é atribuído o número “1” e no lugar de “em dia”, o número “2”, resultando na tabela 3 abaixo, com atribuição de números.

Inserir Tabela 3

Empresa	Indicador 1	Indicador 2	Indicador 3	Classificação
1	7,30	0,6	1,46	1
2	15,55	0,4	3,11	1
3	12,83	0,8	2,57	1
4	17,68	0,8	3,54	1
5	15,95	0,2	3,19	1
6	19,42	0,4	3,88	1
7	16,71	0,4	3,34	1
8	29,73	0,6	5,95	1
9	30,76	0,6	6,15	1
10	39,79	0,2	7,96	1
11	34,96	0,4	6,99	1
12	36,61	0,2	7,32	1
13	38,65	0,8	7,73	1
14	53,02	0,6	10,60	1
15	63,31	0,6	12,66	1
16	53,58	0,2	10,72	1
17	51,24	0,2	10,25	1
18	60,66	0,2	12,13	1
19	56,67	0,2	11,33	1
20	72,81	0,4	14,56	1
21	12,37	1	2,47	2
22	14,56	1,2	2,91	2
23	14,22	0,8	2,84	2
24	17,35	1	3,47	2
25	15,46	0,9	3,09	2
26	19,94	1,6	3,99	2
27	52,71	1	10,54	2
28	45,00	0,8	9,00	2
29	49,77	0,4	9,95	2
30	74,19	0,6	14,84	2
31	64,97	0,2	12,99	2
32	66,84	1,6	13,37	2
33	67,03	1,4	13,41	2
34	77,90	1,2	15,58	2
35	114,05	1	22,81	2
36	10,00	0,8	2,00	2
37	12,07	1,6	2,41	2
38	21,33	1	4,27	2
39	21,50	0,8	4,30	2
40	35,53	0,8	7,11	2

O passo seguinte é efetuar o cálculo da regressão linear e definir a “FUNÇÃO DISCRIMINANTE”. O cálculo pode ser realizado com o uso da planilha excel. O resultado está nas tabelas abaixo:

Tabela 4.1

<i>Estatística de regressão</i>	
R múltiplo	0,38
R-Quadrado	0,14
R-quadrado ajustado	0,07
Erro padrão	0,49
Observações	40,00

Tabela 4.2

	<i>GI</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de signif</i>
Regressão	3,00	1,44	0,48	2,02	0,13
Resíduo	36,00	8,56	0,24		
Total	39,00	10,00			

Tabela 4.3

	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>
Interseção	1,08	0,21	5,15	0,00
Indicador1	0,01	0,00	65535,00	0,03
Indicador2	0,47	0,19	2,41	0,02
Indicador3	-0,03	0,00	65535,00	0,01

Com base nos coeficientes obtidos na regressão, pode-se criar a FUNÇÃO DISCRIMINANTE demonstrada abaixo:

$$Y = 1,08 + 0,01(\text{indicador1}) + 0,47(\text{indicador2}) - 0,03(\text{indicador3})$$

Embora o R^2 ajustado encontrado de 0,07 tenha sido baixo, a significância dos coeficientes obtidos foi alta, o que apresenta um índice de erro aceitável da equação final da análise discriminante.

Inicialmente esta fórmula representa o modelo preditivo de risco no recebimento de concessão de crédito para micro e pequenas empresas na Desenhahia. Falta conhecer o seu grau de precisão o que será feito através do *escore discriminante* e do *ponto de corte*.

A tabela abaixo ganha mais uma coluna onde será calculado o escore discriminante. Os valores são calculados com base na função discriminante para cada uma das 40 empresas. O ponto de corte é obtido a partir da média aritmética das médias dos escores de cada grupo de empresas, conforme tabela 5 abaixo.

Empresa	Indicador 1	Indicador 2	Indicador 3	Classificação	Escore
1	7,30	0,6	1,46	1	1,37
2	15,55	0,4	3,11	1	1,30
3	12,83	0,8	2,57	1	1,48
4	17,68	0,8	3,54	1	1,49
5	15,95	0,2	3,19	1	1,21
6	19,42	0,4	3,88	1	1,31
7	16,71	0,4	3,34	1	1,30
8	29,73	0,6	5,95	1	1,43
9	30,76	0,6	6,15	1	1,43
10	39,79	0,2	7,96	1	1,26
11	34,96	0,4	6,99	1	1,34
12	36,61	0,2	7,32	1	1,25
13	38,65	0,8	7,73	1	1,54
14	53,02	0,6	10,60	1	1,48
15	63,31	0,6	12,66	1	1,50
16	53,58	0,2	10,72	1	1,29
17	51,24	0,2	10,25	1	1,29
18	60,66	0,2	12,13	1	1,31
19	56,67	0,2	11,33	1	1,30
20	72,81	0,4	14,56	1	1,43
21	12,37	1	2,47	2	1,57
22	14,56	1,2	2,91	2	1,67
23	14,22	0,8	2,84	2	1,48
24	17,35	1	3,47	2	1,58
25	15,46	0,9	3,09	2	1,53
26	19,94	1,6	3,99	2	1,87
27	52,71	1	10,54	2	1,67
28	45,00	0,8	9,00	2	1,56
29	49,77	0,4	9,95	2	1,38
30	74,19	0,6	14,84	2	1,53
31	64,97	0,2	12,99	2	1,32
32	66,84	1,6	13,37	2	1,98
33	67,03	1,4	13,41	2	1,89
34	77,90	1,2	15,58	2	1,82
35	114,05	1	22,81	2	1,81
36	10,00	0,8	2,00	2	1,47
37	12,07	1,6	2,41	2	1,85
38	21,33	1	4,27	2	1,59
39	21,50	0,8	4,30	2	1,50
40	35,53	0,8	7,11	2	1,53

O ponto de corte de 1,50 (ver tabela 6 e 7) é o parâmetro para classificar as empresas nesse modelo. As empresas abaixo desse *escore* serão classificadas como mau pagadoras e as empresas acima, como boas pagadoras. Assim, o passo seguinte é

reclassificar as 40 empresas selecionadas com base nesse modelo e, comparando-se com a classificação original, apurar o seu grau de precisão.

As empresas do grupo 1 são as “em atraso” e as empresas do grupo 2 são as que estão “em dia”. Comparando-se a classificação obtida a partir do modelo com a classificação original das amostras das empresas houve apenas 6 classificações erradas, conforme tabela reproduzida abaixo. Logo, o modelo apresenta um grau de precisão de 85%, o que pode ser considerado muito bom.

Tabela 6

Média do grupo 1	1,37
Média do grupo 2	1,63
Ponto de corte	1,50

Tabela 7

Classificação	Escore	Classif pelo modelo
1	1,37	1
1	1,30	1
1	1,48	1
1	1,49	1
1	1,21	1
1	1,31	1
1	1,30	1
1	1,43	1
1	1,43	1
1	1,26	1
1	1,34	1
1	1,25	1
1	1,54	2
1	1,48	1
1	1,50	1
1	1,29	1
1	1,29	1
1	1,31	1
1	1,30	1
1	1,43	1
2	1,57	2
2	1,67	2
2	1,48	1
2	1,58	2
2	1,53	2
2	1,87	2
2	1,67	2
2	1,56	2
2	1,38	1
2	1,53	2
2	1,32	1
2	1,98	2

2	1,89	2
2	1,82	2
2	1,81	2
2	1,47	1
2	1,85	2
2	1,59	2
2	1,50	1
2	1,53	2

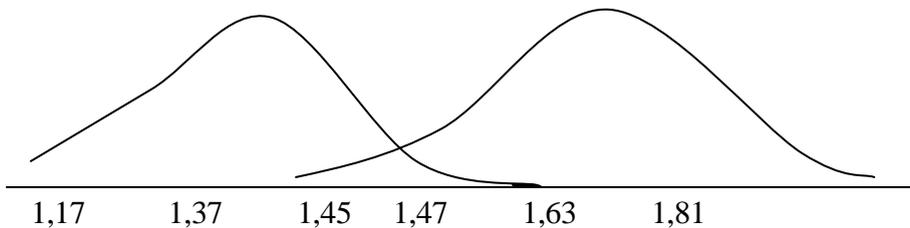
Obtido um grau de precisão aceitável, o modelo pode ser utilizado. Podendo-se criar inclusive, um termômetro de risco, ou seja, uma escala ilustrativa para classificar a empresa. Basta calcular o desvio padrão dos escores discriminantes de cada grupo. O que foi feito com o uso do Excel. O resultado está na tabela abaixo:

Tabela 8

média do grupo 1	1,37
média do grupo 2	1,63
Desvio padrão do grupo 1	0,10
Desvio padrão do grupo 2	0,18

Gráfico 1

Com esses dados, o gráfico das curvas de cada um dos grupos é reproduzido abaixo:



E, finalmente, o termômetro de risco:

Tabela 9

1,17 1,37	1,45 1,47	1,63 1,81
Grande risco	Risco indefinido	Pequeno risco

5. Considerações Finais

A aplicação do modelo de risco para avaliação das micros e pequenas empresas mostrou-se bastante pertinente. O modelo possibilita conhecer de antemão empresas que apresente características de mal pagadoras, dar um *rating* para os financiamentos e melhorar a política de provisionamento para este setor.

Os resultados obtidos no modelo de risco são suficientes para decisões de conceder ou não o empréstimo. Embora exista uma série de fatores que não foram considerados na composição dos indicadores, tais como mercado e taxa de juros, avaliação do caráter do tomador, estrutura organizacional da empresa, avaliação da estrutura de capital etc, estas limitações são características da própria forma como o setor se desenvolve e se estrutura, gerando dificuldades na organização das informações. Mas ainda assim, a cesta de informações foi estruturada a partir da constatação de uma presença de 100% delas na amostra e de fácil obtenção pelos analistas. O que permite concluir que a análise por meio do modelo pode ser utilizada para qualificar o aspecto do risco financeiro na operação.

De outro lado, este trabalho pode ser enriquecido e o modelo expandido para contemplar variáveis subjetivas, dentro do objetivo e da razão de ser de uma agencia oficial de fomento, como já mencionado nos parágrafos anteriores.

Finalmente, chama-se a atenção de que o modelo, apesar de seu bom ajuste quantitativo, não substitui o homem na sua capacidade de análise, apenas o auxilia e que a sua implementação, quanto à escolha dos indicadores, seja decidida em conjunto com um grupo de analistas para se chegar a uma “média de opiniões” dando maior grau de qualidade e aceitabilidade ao modelo. E, ainda, deve se considerar o fato de que nenhum modelo é válido para sempre, ou seja, variando-se a amostra chega-se a resultados ou parâmetros diferentes dando uma idéia de sua não-validade no longo prazo. Convém, portanto, usa-lo com parcimônia e revisá-lo periodicamente, quando o bom senso (*feeling*) o recomendar.

Notas

1. Os riscos eliminados com a diversificação da carteira são os riscos não correlacionados entre si. Assim, permanece o risco de mercado ou os riscos positivamente relacionados, isto é, os afetados por fatores econômicos comuns. Como por exemplo, uma recessão.
2. Em 1996 foram criadas 339.208 micro empresas e foram fechadas 269.106. Neste mesmo ano, foram criadas 8.832 pequenas empresa e foram fechadas 4.593. fonte: Rais/MTE.
3. O SEBRAE aponta a falta de crédito como um dos principais obstáculos para o desenvolvimento dos pequenos negócios no Brasil. Mas o que se observa é uma expansão do crédito pré aprovado nos bancos. O Banco do Brasil, no 1º trimestre de 2002, tinha disponível R\$ 35 bilhões, o volume utilizado era de apenas R\$ 7 bilhões. No ABN, o crédito pré aprovado representa 25% da carteira de pessoa física. Em 96, quando foi idealizado, tinha uma carteira de 19, 8 bilhões, em marco ultimo era de 74,0 bilhões. Recursos que podem, e são, usados no desenvolvimento de pequenos negócios.
4. Em economias de escala, as empresas começam a operar em uma escala subótima, mas, a partir de um determinado ponto, precisam expandir para continuar em atividade. Em cenários de rápida inovação tecnológica, as empresas precisam suportar prejuízos iniciais. Estes fatos, dentre outros, explicam a dinâmica de criação e fechamento de unidades de pequeno porte.

Referencias Bibliográficas

1. MACHADO, José Roberto. Administração de Finanças Empresariais. São Paulo. Qualitytimarc.2000.
2. PAIVA, Carlos A Carvalho. Administração de Risco de Crédito. São Paulo. Qualitytimarc. 2000.
3. ROSS, Stephen. A. Administração Financeira. São Paulo. Atlas. 2º edição. 2001.
4. BRIGHAM & EUGENE. Administração Financeira-Teoria e Prática. São Paulo. Atlas. 2001.

5. BRIGHAM & EUGENE. Fundamentos da Administração Financeira. São Paulo. Atlas. 2000.
6. SCHRICKEL, Wolfgang K. Análise de Crédito. São Paulo. Atlas. 4º edição, 2001.
7. ALTMAN, CAOCUETE & NAYRAN. Gestão de Risco de Crédito. São Paulo. Qualitytimarc. 2001.
8. BODIE & MERTON. Finanças. São Paulo. Bookman, 1999.
9. BERNTEIN & DEMADORAN. Administração de Investimentos. São Paulo. Bookman, 1999.
10. FREUND & SIMON. Estatística Aplicada – Economia, Administração e contabilidade. São Paulo. Bookman, 1999.
11. BRUNI & FAMÁ. Administração Financeira. Módulo Aplicado in Especialização Economia Baiana-Unifacs, 2001.
12. SPIGEL, M.R. Estatística. São Paulo. Makron Books. 4º edição, 1993.
13. IUDÍCIBUS, Sergio de. Análise de Balanços. São Paulo. Atlas, 7º edição, 1997
14. KANITZ, Stephen Charles. Como Prever Falências de Empresas. Revista Exame, dezembro de 1974.
15. MATARAZZO, Dante C. Análise Financeira de Balanços. São Paulo. Atlas, 5º edição, 1998.
16. PETERS & SUMMERS. Análise Estatística e Processo Decisório. FGV, INL/MEC. Editora da USP.
17. SILVA, José Pereira da. Administração de Crédito e Previsão de Insolvência. São Paulo. Atlas, 1983.
18. BRAGA, Roberto. Avaliação da Liquidez das Empresas através da Análise da Demonstração de Fluxo de Caixa. Revista Contabilidade e Finanças, São Paulo, ano XII, Vol. 14, n. 25, p. 6-23, jan/abr. 2001.
19. NAJBERG, Sheila. Criação e Fechamento de Firms no Brasil: dez.1995/dez.1997. Textos para Discussão. BNDES. RJ. Maio/2000.
20. DESENBAHIA. Unidade de Gestão de risco. Relatório Mensal da Carteira-Desenbahia. Março/2002.
21. CARVALHO, Silvio Aparecido de. Administrando Risco de Taxas de Juros em Instituições Financeiras. Revista de Administração, São Paulo, vol.29, n. 4, p 22-35, out/dez. 1994.

22. COTIAS, Adriana. Os bancos dão mais empréstimos pré-aprovados. *Gazeta Mercantil*/ página B1. 9/05/2002.
23. SEBRAE. O papel do Sebrae. In site: www.sebrae.gov.br. 09/05/2002.
24. BNDES. Boletim MPME. In site: www.bndes.gov.br/pme. 09/05/2002.
25. BRUNI, A. L., MURRAY, A. D. & FAMÁ, R. (1998). Modelos Brasileiros Preditivos de Risco de Crédito :Um Estudo Exploratório Atual sobre as suas Eficácias. *Periódico Tema*, número 32, janeiro/junho, pp. 148-167.