

AVALIAÇÃO DOS EMPRÉSTIMOS COMERCIAIS PARA A PEQUENA INDÚSTRIA NOS PAÍSES EM DESENVOLVIMENTO: ANÁLISE EMPÍRICA UTILIZANDO DADOS COLOMBIANOS*

WILLIAM G. TYLER**

1. *Introdução*; 2. *Estrutura da classificação do crédito*;
3. *Descrição dos dados*; 4. *Resultados da análise empírica*;
5. *Observações finais*.

1. *Introdução*

O estímulo às empresas de pequeno porte nos países em desenvolvimento é de modo geral considerado desejável, por várias razões. Tais empresas são, normalmente, mais intensivas em mão-de-obra do que as firmas maiores e seu fomento, presumivelmente, pode reduzir o subemprego e diminuir a desigualdade na distribuição da renda. Servem, além disso, de campo de treinamento tanto para empresários quanto para trabalhadores qualificados.

Um dos principais problemas enfrentados por essas empresas, na maioria dos países em desenvolvimento, é o do acesso ao crédito, seja para financiamento de operações em curso, seja para expansão.

O meio mais evidente de estimular a pequena indústria nesses países consiste em facilitar seu acesso ao crédito. Na maior parte deles, porém, e na maioria dos casos, a pequena indústria não pode obter crédito através do sistema bancário comercial. Embora muitos banqueiros particulares aleguem que a pequena empresa traz em si uma perspectiva de risco no campo dos empréstimos, uma das principais razões pelas quais o setor bancário comercial não concede mais crédito às pequenas firmas está nos elevados custos administrativos desses empréstimos.

A avaliação de um pequeno empréstimo pelos critérios bancários convencionais, tais como aqueles que envolvem o cálculo das taxas de retorno, é processo quase tão oneroso quanto o de um empréstimo vultoso.

Uma análise econômica mais abrangente da proposta de um pequeno empréstimo seria ainda mais dispendiosa. Se estivessem disponíveis, a existência

* O autor expressa sua gratidão ao Banco Mundial por seu apoio para o estudo em que se baseou este trabalho. É grato a Gary L. Hyde, Shyamadas Banerji, Thomas Bentley, Arnold Heggstad e Andrea Maneschi, pelos valiosos comentários. Na CFP, em Bogotá, os esforços e a assistência generosa e competentemente dispensados por Guillermo Galan, Carlos Ospina, Hector Acero, Gloria de Mendes e Hector Maldonado mostraram-se de valor incalculável, e sem a colaboração deles a pesquisa nunca poderia ter sido realizada. Vão também os agradecimentos a Orlando Sierra e Marco Antonio Barrera, que prestaram cuidadosa assistência na fase de coleta de dados. Aqui também se aplica o *cavèat de costume*.

** Professor na Universidade da Flórida. (Endereço do autor: University of Florida — Department of Economics — Gainesville — 32610 Florida — USA.)

e o uso de critérios de avaliação eficientes e simples do pequeno empréstimo poderiam reduzir os custos administrativos concomitantes e, por esse meio, estimular os empréstimos comerciais às pequenas empresas.

O presente estudo examina a viabilidade de outros procedimentos para a avaliação do empréstimo, fazendo uso de técnicas de classificação de crédito, com dados apurados na Colômbia. Nossa conclusão é a de que tais técnicas de avaliação, ao menos para as indústrias colombianas incluídas em nosso conjunto de dados, são bastante promissoras para as instituições de crédito.

A questão das técnicas de classificação de crédito para avaliação de empréstimos comerciais é assunto controvertido. Essas técnicas são largamente empregadas na avaliação do risco no crédito ao consumidor, mas seu uso no crédito comercial apresenta outros problemas e, conseqüentemente, é menos difundido. Embora muitos banqueiros tenham resistido à adoção das técnicas de classificação de crédito no empréstimo comercial, há uma literatura mais rica que indica, reiteradamente, que o uso de tais técnicas tem cabimento.¹

Este estudo contribui para essa evidência empírica, baseado na análise de modelos de classificação de crédito para empréstimos de pequena monta, para cinco indústrias manufatureiras na Colômbia. O item 2 do estudo examina a estrutura da classificação de crédito e as normas de avaliação. Os modelos apreciados são muito limitados pela disponibilidade de dados, os quais estão descritos no item 3. Os resultados empíricos da avaliação do modelo são discutidos no item 4, juntamente com um exame da eficiência da classificação para os modelos. O item 5 apresenta algumas conclusões.

2. Estrutura da classificação do crédito

Um modelo de classificação de crédito é um instrumento de análise que discrimina estatisticamente a probabilidade do pagamento e do não-pagamento dos empréstimos. O propósito é auxiliar as instituições creditícias na classificação dos tomadores de empréstimo em potencial como de alto ou de baixo riscos, de acordo com informações disponíveis na época da avaliação do empréstimo. Com base na experiência de empréstimos anteriores, são identificados estatisticamente os elementos decisivos que permitem uma diferenciação efetiva entre bons e maus empréstimos, sendo-lhes atribuídos pesos para possibilitar a avaliação.

A premissa básica de todos os modelos de classificação creditícia é a de que há nítidas diferenças entre as boas e as más operações de crédito, de modo que o desempenho do empréstimo pode ser previsto em face da informação disponível à data em que o mesmo é feito.

Depois de avaliado o modelo de classificação de crédito e verificado que pode ser um bom indicador do desempenho do empréstimo, é possível estabelecer um escore, para aplicação a futuros empréstimos.

¹ Veja Altman, E. I. *Corporate bankruptcy in America*. Lexington, Massachusetts, D. C. Heath, 1971; Altman, E. I. et alii. Financial and statistical analysis for commercial loan evaluation: a French experience. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, p. 195-214, Mar. 1974; Bates, T. An econometric analysis of lending to black businessman. *Review of Economics and Statistics*, p. 272-83/Aug. 1973; Edmister, R. O. An empirical test of financial ratio of analysis for small business prediction. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, p. 1477-93, March, 1972, e Orgler, W. E. A credit-scoring model for commercial loans. *Journal of Money, Credit and Banking*, p. 435-45, November, 1970.

Em relação aos custos e objetivos do empréstimo pode-se estabelecer marcos em termos de probabilidade. Numa escala classificatória podem ser usados três limites.

Num sistema em que o risco esteja positivamente associado à classificação, um empréstimo será automaticamente aceito se colocado abaixo de determinado ponto, enquanto que serão rejeitados sem maiores avaliações os pedidos classificados acima desse ponto. No intervalo entre esses pontos, porém, será necessário um exame mais minucioso do empréstimo. Nesses casos, que constituem talvez a maior parte dos pedidos de empréstimo, terão que ser empregados os métodos mais tradicionais de avaliação de crédito.

A pesquisa existente sobre o uso de técnicas de classificação de crédito para avaliação de empréstimos comerciais indica a utilidade dos índices financeiros. Diversos estudos² demonstraram a capacidade de tais índices para prever o pagamento ou não de empréstimos.

Alguns índices que provaram ser importantes previsores da incapacidade econômica são: capital de giro/total do ativo, débitos/total do ativo, *cash flow*/total de débitos, patrimônio líquido/total de débitos, patrimônio líquido/ventas, lucros/patrimônio líquido e lucros/total do ativo.

Além do uso de índices de análise financeira para a previsão do cumprimento das obrigações decorrentes do empréstimo, podem ser incorporadas outras variáveis refletindo o histórico creditício, a natureza do empréstimo, a atividade econômica e as características da administração da empresa. Não há razão para que a análise se restrinja aos índices financeiros.

Dada a natureza unidimensional de muitas empresas de pequeno porte, as características gerenciais e empresariais deveriam ter relevância especial na avaliação dos empréstimos. Têm-se obtido resultados promissores, partindo da análise de modelos classificatórios de crédito comercial para fins de empréstimo que transcendem a análise mais restrita com base em índices financeiros e incluem variáveis não-financeiras.³

Um estudo especial,⁴ estabelecendo procedimentos para concessão de empréstimos a pequenas minorias econômicas nos EUA oferece estímulo considerável à avaliação numérica do empréstimo comercial.

A aplicação de um modelo classificatório de crédito para avaliação do empréstimo envolve o estabelecimento de marcos.

A premissa em que se baseiam os modelos de classificação de crédito é a de que existem diferentes populações para bons e maus empréstimos. Atribuindo-se um número de pontos a cada projeto de empréstimo, com base nas variáveis discriminantes, tornam-se evidentes duas distribuições de frequência diferentes para bons e maus empréstimos, como ilustra, hipoteticamente, o gráfico 1.

É provável que haja substancial justaposição nas duas distribuições, de modo que um único marco ao qual chamaremos ponto e_0 , não seria suficiente como base para decidir sobre o empréstimo, já que classificaria erradamente muitos empréstimos em perspectiva.

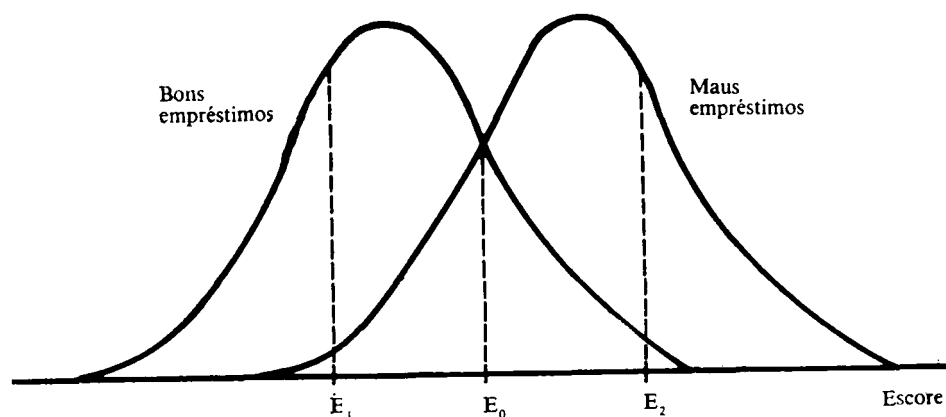
² Altman, E. I. op. cit.; Altman, E. I. et alii. Financial and Statistical... op. cit.; Beaver, W. H. Alternative accounting measures as predictors of failure. *The Accounting Review*, 33, January, 1968 e Edmister R. O. op. cit.

³ Orgler, W. E. op. cit.

⁴ Bates, T. op. cit.

É claro que quanto maior for a justaposição das duas distribuições, maior será o erro na classificação. Por essa razão, as normas de classificação de crédito funcionam melhor com dois marcos, digamos, e_1 e e_2 . Um projeto cujo escore de pontos seja superior a e_2 deveria ser rejeitado por ser excessivamente arriscado, enquanto que um cujo escore ficasse abaixo de e_1 seria financiado sem maiores exames. Para os projetos que ficassem na zona intermediária, ou indefinida, entre os pontos e_1 e e_2 , seria justificável maior atenção por parte dos analistas de crédito.

Gráfico I



Na realidade a fixação desses pontos deveria basear-se nos custos de uma classificação errada e nos custos administrativos associados à avaliação do empréstimo.

O erro em classificar como bom um empréstimo que não é pago (erro do Tipo I) acarreta a perda do montante não pago e dos juros do custo de oportunidade sobre esse montante, além do prejuízo correspondente às possíveis despesas feitas na tentativa de recuperar o dinheiro emprestado. O montante da perda resultante do erro Tipo I pode, evidentemente, ser contrabalançado por qualquer valor dado como garantia do mau empréstimo e que se consiga reter.

Os custos financeiros de um erro do Tipo II, isto é, a errônea classificação de um empréstimo, como mau, que na realidade teria sido bom, não são tão grandes como os de um erro de classificação do Tipo I, excetuadas, é claro, as atividades de cobrança executiva da garantia. No caso de um erro do Tipo II, os custos da má classificação são representados pelos custos de oportunidade associados ao afastamento de um bom cliente em perspectiva, custos que representam os lucros bancários de um empréstimo pessoal.

A redução das perdas resultantes de maus empréstimos aumenta a poupança da instituição de crédito, mas é contrabalançada, em parte, pelos custos de oportunidade de bons negócios, perdidos em decorrência da aplicação das técnicas de classificação de crédito. Presume-se que possa vir a ser arquitetada uma função de barganha entre essas duas posições. Uma vez que os escores estão associados às probabilidades de erros, quer do Tipo I, quer do Tipo II, uma ótima fórmula para a decisão pela instituição que faz o empréstimo, mas exclui os custos de sua avaliação, seria

$$\frac{P_I}{P_{II}} = \frac{C'_{II}}{C'_I}, \quad (1)$$

onde:

P_I = probabilidade de aceitação de um mau empréstimo classificado como bom (erro Tipo I);

P_{II} = probabilidade de rejeição de um bom empréstimo classificado como mau (erro Tipo II);

C'_I = custos marginais da aceitação do mau empréstimo;

C'_{II} = custos marginais de oportunidade de recusa a um bom empréstimo.

Desde que é provável que $C'_I > C'_{II}$, segue-se que $P_{II} > P_I$, segundo a regra de decisão. Traduzindo isso em termos do gráfico 1, pode ser muito bom colocar tanto e_1 como e_2 à esquerda.⁵

Na análise que se segue, os custos dos erros cometidos nos empréstimos não estão incorporados nos escores para o que há diversas razões.

Primeiro, dados adequados sobre custos e erros em matéria de empréstimos não estavam disponíveis.

Segundo, alguns dos custos sociais de um erro Tipo I são externos à instituição que concede o empréstimo. De acordo com o que em nosso caso informaram os funcionários dos bancos, a cobrança executiva das garantias dos empréstimos é geralmente rápida e as taxas de recuperação são altas. A cobrança executiva dessas garantias, embora reduzindo, para o banco, o custo do erro do Tipo I, freqüentemente priva os pequenos negociantes colombianos de seus meios de vida (para não mencionar suas casas), pondo-os à mercê de um mercado de trabalho incerto e reduzido.

Terceiro, diante da natureza incerta dos mercados de capital colombianos, distorcidos pela inflação, não foi possível, em nosso caso, quantificar com exatidão a magnitude dos custos dos erros do Tipo II.

Finalmente, a incorporação, às regras decisórias, de considerações relativas aos custos de erros cometidos na concessão de empréstimos é um passo que deveria ser considerado na efetiva implementação das técnicas de classificação de crédito. Pode-se, entretanto, esperar por ele já que o desenvolvimento e a experimentação dos modelos podem prosseguir.

⁵ Para um tratamento alternativo de erros de custos e de marcos, veja Altman, E. I. et alii. ZETA analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1 (1): 29-54, June, 1977.

Antes que os nossos modelos sejam utilizados, será necessário promover uma análise muito mais profunda, especialmente no que se refere à sua validação como instrumento de previsão, usando, para isso, maiores informações sobre os empréstimos.

A análise múltipla de discriminantes foi escolhida para a avaliação empírica dos modelos de classificação de crédito. Bons e maus empréstimos constituem dois grupos distintos, e as variáveis exógenas que melhor discriminam entre esses dois grupos estão selecionadas num padrão gradativo, dentre os dados da amostra. A fórmula da função discriminante é

$$Z_i = b_0 + \sum_j b_{ij} X_{ij}, \quad (2)$$

onde

Z_i = escore da função discriminante referente à firma i (empréstimo);
 X_{ij} = variável j representa características operacionais ou atributos do empréstimo referentes à firma i .

Para fins de interpretação, os coeficientes b podem ser igualmente expressos sob forma padronizada, de maneira que em todas as observações a função tenha uma média zero e um desvio-padrão de 1.

Há várias razões para a escolha da análise discriminante, apesar de algumas limitações intrínsecas.⁶ Primeiro, a natureza não-ambígua dos dois grupos — bons e maus empréstimos — indica que um sistema classificatório do tipo da análise discriminante constitui a norma apropriada de avaliação. O pressuposto implícito de que todas as observações provêm de populações não-normais, com uma matriz comum de covariância, mas com médias diferentes, não parece ser fora de propósito.

Segundo, os modelos de classificação de crédito têm sido, geralmente, avaliados pela análise discriminante. Consequentemente, nossa preferência por essa análise é uma garantia de comparabilidade.

Terceiro, os pacotes de *software* e as rotinas de computador existentes para examinar esse problema favorecem a análise discriminante. As duas diferentes distribuições são identificadas e as simulações com marcos alternativos para testar a eficiência classificatória, em particular, são realizadas com facilidade.⁷

As variáveis explicativas, usadas em nossa avaliação, são agrupadas em diversas categorias, e estão apresentadas na tabela 1, juntamente com suas respectivas notações. Supõe-se que as relações entre o desempenho do emprés-

⁶ Para uma discussão de problemas na aplicação da análise discriminante, ver Joy, O. M. & Tollefson, J. O. On the financial applications of discriminant analysis. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 10 (5): 723-39, Dec., 1975 e Eisenbeis, R. A. Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance and economics. *Journal of Finance*, 32 (3): 875-900, June, 1977.

⁷ Além do uso de um modelo de regressão binária outro procedimento alternativo envolveria o uso de um modelo logarítmico para analisar a diferença entre o bom e o mau empréstimo. Aplicação similar é encontrada em Martin, Daniel. Early warning of bank failure: a logit regression approach. *Journal of Banking and Finance*, 1 (3): 249-76, Nov., 1977. Para uma discussão de caráter geral ver Halperin, M. et alii. Estimation of the multivariate logistic risk function: a comparison of the discriminant function and maximum likelihood approaches. *Journal of Chronic Diseases*, 24 :125-58, 1971.

timo, medido em termos de seu pagamento, e as variáveis explicativas, (X_i) sejam ou intuitivas, ou sugeridas pela literatura financeira; as variáveis do Grupo I, referentes ao tamanho da firma, sejam inversamente relacionadas com o não-pagamento do empréstimo; as firmas pequenas tenham maior dificuldade em pagar seus empréstimos do que as maiores.

Tabela 1

*Definição das variáveis explicativas empregadas na avaliação
do modelo de classificação de crédito*

Grupo I — Tamanho da empresa

1. TAF = total do ativo (em milhares de pesos).
2. TMO = total de mão-de-obra utilizada, medido em homem/anos.
3. MEC = montante do empréstimo concedido.
4. PLF = patrimônio líquido da firma, isto é, total do ativo menos passivo circulante e dívidas a médio e longo prazos.
5. LLAD = lucros líquidos anuais deflacionados.

Grupo II — Características do empréstimo

1. VAREMP1 = proporção entre o empréstimo pedido e as vendas anuais.
2. VAREMP2 = proporção entre o empréstimo pedido e o patrimônio líquido.
3. VAREMP3 = proporção entre o empréstimo pedido e o total do ativo.
4. EMPPEMPC = proporção entre o empréstimo pedido e o empréstimo concedido.
5. EXCEMPC = variável *dummy* de valor 1, se o empréstimo concedido excede o empréstimo pedido; em caso contrário, = 0.
6. VGREMPC = proporção do valor da garantia do empréstimo em relação ao empréstimo concedido.
7. FGREXCEMP = variável *dummy* da garantia onde 1 = empresas cuja proporção do valor da garantia excede de 1,5 o empréstimo concedido; em caso contrário, = 0.

Grupo III — Liquidez

1. LIQ1 = índice do ativo corrente em relação ao passivo corrente (índice de liquidez corrente).
2. LIQ2 = índice de disponibilidade mais contas a receber em relação ao passivo corrente, isto é, liquidez seca.
3. LIQ3 = índice do ativo corrente menos o passivo corrente em relação aos ativos igual ao percentual de capital de giro próprio aplicado do ativo.
4. LIQ4 = índice das disponibilidades mais contas a receber menos o passivo corrente em relação ao total de vendas anuais.
5. LIQ5 = índice de disponibilidade mais aplicações e títulos do mercado financeiro em relação ao total do ativo.

Grupo IV — Lucratividade

1. LUCR1 = proporção entre lucros líquidos e vendas.
2. LUCR2 = proporção entre lucros brutos e vendas.
3. LUCR3 = proporção entre lucros líquidos anuais e patrimônio líquido.
4. LUCR4 = proporção entre lucros líquidos anuais e total do ativo.

Grupo V — Atividade

1. ATV1 = proporção entre vendas anuais e o total do ativo.
2. ATV2 = proporção entre vendas anuais e patrimônio líquido.
3. ATV3 = proporção entre vendas anuais e contas a receber.
4. ATV4 = proporção entre vendas anuais e estoque.

Grupo VI — Alavancagem

1. PRE1 = proporção entre patrimônio líquido e o total da dívida.
2. PRE2 = proporção entre patrimônio líquido e total do ativo fixo.
3. PRE3 = proporção entre patrimônio líquido e dívidas a médio e longo prazos.

Grupo VII — Características da empresa e da administração

1. REFBAN = variável fictícia para referências bancárias e histórico do crédito da firma, no qual referências bancárias boas ou excelentes = 0, e referências más ou sofríveis = 1.
2. IDEMR = idade da empresa em anos.
3. EXPGER = experiência do gerente, expressa em anos.
4. EDUNIV = variável *dummy* para educação universitária, onde gerente com nível universitário = 1 e, se não tiver, = 0.
5. SEXO = sexo do gerente = 1 se for mulher, e = 0 se for homem.

Grupo VIII — Produtividade e eficiência na produção

1. PROD1 = proporção entre valor anual adicionado e total do ativo fixo.
2. PROD2 = proporção entre valor anual adicionado e total de mão-de-obra.
3. PROD3 = variável *dummy* de produtividade, na qual as firmas com mais altas médias industriais, tanto para proporções entre valor adicionado e capital, como para valor acrescido e mão-de-obra total = 1, em caso contrário, = 0.
4. PROD4 = resíduos resultantes das estimativas da função de produção industrial de Cobb-Douglas (Método dos Mínimos Quadrados).
5. PROD5 = variável *dummy* de produtividade, na qual as empresas com resíduo positivos nas estimativas da função de produção industrial de Cobb-Douglas = 1; em caso contrário, = 0.

Apêndice à tabela 1

Estimativa de regressão interfirmas das funções de produção de Cobb Douglas¹ pelo Método dos Mínimos Quadrados

Indústria	Número de firmas (N)	Interseção (1n A)	α	β	R ²
Produtos alimentícios	80	2,200	0,361 (0,069)	0,782 (0,093)	0,72
Modas	103	1,827	0,392 (0,052)	0,793 (0,068)	0,80
Calçados	66	2,500	0,389 (0,010)	0,635 (0,153)	0,66
Móveis	55	2,605	0,232 (0,071)	0,915 (0,111)	0,81
Produtos de metal	48	2,843	0,188 (0,090)	0,958 (0,116)	0,85

Fonte: Cálculos do autor.

¹ A fórmula é a seguinte: $\ln X_i = \ln A + \alpha \ln K_i + \beta \ln L_i$

onde

X_i = valor adicionado referente à firma i em 1974 (em milhares de pesos);

K_i = valor do capital aplicado em ações referente à firma i em 1974;

L_i = total da força de trabalho referente à firma i .

² Os desvios-padrão aparecem entre parênteses abaixo dos coeficientes estimados.

Pode-se, também, esperar que o desempenho do empréstimo tenha relação com certas características que lhe são próprias. Um empréstimo relativamente grande em proporção às vendas ou ao ativo da empresa pode oferecer maior risco do que um menor. Da mesma forma, um pedido de empréstimo que é grande em relação à capacidade da empresa para aplicá-lo e amortizá-lo, indica debilidade gerencial e, portanto, constitui um projeto de maior risco. A inclusão da variável EMPPEMPC representa uma tentativa de medir esse fenômeno. Um funcionário encarregado de empréstimos acha, muitas vezes, que é necessário reduzir um pedido àquilo que considera serem proporções mais controláveis. Essa atitude, presumivelmente um indicador de risco, pode, porém, refletir também a timidez do funcionário encarregado do empréstimo para negar completamente um pedido excessivamente ambicioso.

Por outro lado, a instituição financeira pode conceder à empresa maior crédito do que o que ela pede ou necessita, atitude considerada como um fator que contribui para aumentar o risco do crédito.

Finalmente, aceita-se que os valores dados como garantia constituem significativa determinante do risco. Quanto maior a relação entre o valor da garantia oferecida e o total do empréstimo, menor é o risco presumível de não-pagamento da quantia emprestada.

Pressupõe-se que a liquidez seja importante determinante do desempenho do empréstimo. Uma firma com alto índice de liquidez terá, provavelmente, menos dificuldade em cumprir seus compromissos financeiros do que outra com menor índice de liquidez. Assim sendo, espera-se que os índices de liquidez estejam negativamente correlacionados com o pagamento do empréstimo, especialmente a curto prazo e para empréstimos de vencimento em pequenos prazos.

Hipótese semelhante é levantada quanto à lucratividade. Sob condições razoavelmente competitivas, presume-se que a lucratividade seja um indicador de eficiência administrativa, e as empresas lucrativas devem ter, hipoteticamente, mais probabilidade de pagar seus débitos do que as menos lucrativas.

As variáveis do Grupo V refletem a intensidade da atividade produtiva de uma empresa. A hipótese aceita é a de que quanto maior a atividade da companhia, menor o risco de falta de pagamento. Conseqüentemente, esperam-se indícios negativos entre as variáveis de atividade e o não-pagamento.

A estrutura de débito existente numa empresa à data de um novo empréstimo é um fator relevante a ser considerado na avaliação do empréstimo. Quanto maior o grau de alavancagem financeira da empresa, maior será, presumivelmente, o risco para o crédito. Há, conseqüentemente, uma relação negativa entre as variáveis de alavancagem do Grupo VI e o não-pagamento do empréstimo.

As características gerenciais da empresa constituem, obviamente, considerações indispensáveis quando se avalia o risco do crédito, e isso acontece especialmente no caso das pequenas empresas. As referências bancárias e as experiências anteriores em matéria de crédito são encaradas como importantes elementos de previsão do desempenho do empréstimo, da mesma forma que o é a experiência gerencial, medida em termos de anos de atividade do gerente em questão, tanto quanto a capacidade de sobrevivência e continuidade da empresa medida pelo seu tempo de existência.⁸

Outro substituto para a competência gerencial é o nível educacional: nessas condições, supõe-se que o nível universitário diminua o risco do empréstimo. O sexo do gerente é incluído como uma possível variável discriminante, mais como uma curiosidade do que como variável em relação à qual se possa aventar uma hipótese de previsão.

As variáveis do Grupo VIII referem-se à produtividade e à eficiência na produção e podem ser medidas de diversas e diferentes maneiras. A hipótese adotada no trabalho é a de que quanto maior a eficiência de produção de uma empresa, menor será o risco do empréstimo.

⁸ Há, reconhecidamente, problemas de linearidade na inclusão dessas variáveis, como medidas nos modelos. A ulterior investigação dos modelos elaborados e apresentados neste trabalho envolveria nova especificação e diversas variáveis classificatórias, em termos de linhas alternativas igualmente plausíveis.

3. Descrição dos dados

Os dados usados neste estudo foram compilados nos fichários da Corporación Financiera Popular (CFP), da Colômbia. A CEP — agência financeira governamental que faz a intermediação com firmas de pequeno e médio porte — foi escolhida por duas razões principais: primeiro, é uma organização competentemente administrada, dona de considerável experiência no financiamento de pequenas empresas; segundo, seu sistema de registros é bem organizado, o que facilita a coleta de dados no fichário referente a cada empréstimo.

Foi feita uma amostragem dos pedidos de empréstimos relativos a cinco indústrias, incluindo produtos alimentícios, modas e confecções, calçados, móveis de madeira e produtos de metal.

A seleção de indústrias isoladas, no lugar de um *pool* industrial, foi feita na suposição de que o comportamento do empréstimo e o risco do processo são determinados diversamente em diferentes indústrias. As exigências de liquidez, por exemplo, para a bem-sucedida operação da firma, diferem de acordo com o tipo de produto ou serviço. A associação de dados abrangendo várias indústrias poderia, portanto, proporcionar resultados enganosos e inadequados.

O procedimento em relação à amostragem consistiu na seleção de todos os empréstimos aprovados para firmas estabelecidas nos cinco setores, no decorrer de 1975. Contudo, na prática, alguns dos fichários específicos não foram localizados na rápida busca inicial. Além disso, outros não tinham informações completas e foram, subseqüentemente, eliminados da amostra.

Depois da coleta de informações nos fichários, foi obtida informação adicional sobre a situação de todos os empréstimos nas cinco indústrias, em 30 de junho de 1977. Se as operações de empréstimo estivessem com seus pagamentos em atraso por mais que 61 dias ou tivessem sido encerradas sem pagamento, eram classificadas como más.

Em alguns casos em que foram identificados empréstimos problemáticos não incluídos na amostra inicial, fizeram-se esforços especiais para localizá-los e incluí-los na amostra. Essa superamostragem de maus empréstimos era necessária para que pudéssemos conseguir número suficiente de empréstimos problemáticos.

A amostra total conteve informações sobre 404 empréstimos aprovados, dos quais 95 provaram ser maus.⁹ As empresas, como dissemos anteriormente, eram todas de pequeno e médio porte, tendo em média de 15 a 25 empregados.

Neste estudo não há, infelizmente, uma amostra significativa. As amostras referentes a cada indústria não foram bastante grandes para permitir uma divisão dos dados entre o modelo de avaliação e as amostras significativas.¹⁰

⁹ Esse resultado exagera a proposição entre os maus empréstimos e o total. A taxa média real da CFP era de cerca de 15%. Dever-se-ia também salientar que, embora a amostra referente a todas as cinco indústrias contivesse 404 observações, a falta de informações sobre algumas das importantes variáveis exógenas reduziu o porte das amostras usadas para avaliar os modelos de classificação de crédito. Não nos surpreendeu o fato de que se manifestasse maior tendência para que maus empréstimos fossem mais parcos de informação do que os bons.

¹⁰ Embora alguns estudos (por exemplo, Altman, E. I. et alii. *Zeta analysis...* op. cit.) tenham usado a técnica de Lechenbruch, P. An Almost unbiased method of obtaining confidence intervals for the probability of misclassification in discriminant analysis. *Biometrics*, Dec., 1967, para introduzir uma amostra significativa utilizando a amostra original,

Além disso, tendo em vista o propósito de previsão, a amostra só seria significativa se tivesse sido obtida com dados referentes a outro período, de preferência a um período posterior àquele abrangido pela amostra original.

Foram considerados para a amostra deste estudo somente empréstimos concedidos em 1975, e à data da coleta de dados sentiu-se que não havia passado tempo suficiente para uma acurada avaliação da experiência com maus empréstimos, o que só veio depois, isto é, com os empréstimos de 1976. A apresentação de uma amostra significativa posterior, e a validação dos modelos elaborados seria uma extensão lógica do presente trabalho.

A informação contida nos fichários de empréstimos da CFP era a que estava disponível à época em que foi tomada a decisão quanto ao empréstimo.

Cada pedido de crédito é acompanhado de diversos formulários, que fornecem esclarecimentos básicos sobre a empresa. Consta, geralmente, de um balanço ou demonstrativo financeiro recente. Em relação às firmas menores, que não dispõem de adequados procedimentos contábeis, houve a preparação de um balanço resumido, a cargo do gerente da empresa, assessorado pelos analistas de crédito da CFP. As inexatidões desses comprovantes resumidos, assim como as práticas contábeis divergentes em geral contribuíram indubitavelmente para uma certa tendenciosidade da análise, o que se torna evidente na questão dos lucros líquidos.

Com base no exame dos fichários de empréstimos, achou-se que há uma superestimativa sistemática em relação a lucros por parte das firmas candidatas ao crédito, mas desprovidas de sistemas formais de contabilidade. Uma vez que as mesmas são geralmente as de menor porte e as menos bem-sucedidas, não constitui surpresa descobrir que a lucratividade líquida não serve para prever com fidedignidade o desempenho do empréstimo.

Uma limitação séria ao uso de modelos de classificação do crédito na avaliação dos empréstimos é o que pode ser denominado preconceito de pre-seletividade.

Na análise empírica de avaliação dos modelos de classificação de crédito é bom que se inclua apenas aqueles empréstimos que tenham efetivamente sido realizados. Assim, a amostra de bons e maus empréstimos é tirada de um universo restrito constituído de empréstimos consumados. Não há qualquer registro de pedidos de empréstimos que foram negados.

Os modelos de avaliação de classificação de crédito baseados em empréstimos realmente aprovados introduzem uma tendenciosidade nos coeficientes dos modelos, com a subestimação da importância das variáveis nas quais os especialistas se basearam para tomar as decisões em matéria de concessão de crédito.

Em termos ideais, a amostra deveria ser extraída de populações formadas por candidatos a empréstimos que se tenham mostrado bons e maus, e a única maneira de conseguir-se isso seria financiar todos os candidatos durante um certo período, avaliando depois o modelo com base na subsequente experiência do pagamento do empréstimo.

A menos que se esteja convencido de que as vantagens do modelo de classificação de crédito seriam maiores do que os prejuízos enfrentados com a falta

achamos que nossas amostras eram pequenas para se beneficiarem desse procedimento. Seja como for, deve-se observar que nenhuma nova informação é usada com aquela técnica, para medir a validade dos modelos.

de pagamento, essa posição não constituiria uma norma bancária de sentido prático.

Ao contrário dos modelos de avaliação de classificação de crédito que utilizam outros conjuntos de dados, o uso das informações da CFP minimizou o preconceito da pré-seletividade, devido à grande proporção de empréstimos aprovados entre as solicitações feitas à CFP. Os técnicos da agência estimaram em mais de 80% a aprovação dos pedidos de empréstimo a ela encaminhados.¹¹

4. Resultados da análise empírica

Os resultados básicos dos modelos de avaliação de classificação de crédito de indústrias consideradas individualmente são apresentados na tabela 2, dela constando tanto os coeficientes padronizados da função discriminante como os não-padronizados.

Uma vez que os coeficientes padronizados são usados como unidades de mensuração, sua magnitude relativa pode ser interpretada como sendo sua importância relativa, como fatores de discriminação entre bons e maus empréstimos.

Os coeficientes não-padronizados podem ser usados para calcular o valor de Z com os dados não-trabalhados. Considerando-se que as amostras do grupo bom e do grupo mau não são iguais, atribuiu-se, *a priori*, probabilidades proporcionais à participação do grupo observado.¹²

O valor crítico de F para a inclusão de uma variável na análise discriminante múltipla foi fixado em 0,3. No caso de todas as cinco indústrias, os sistemas classificatórios foram articulados de maneira que os escores mais altos indicassem riscos maiores, isto é, os centróides dos grupos para os maus empréstimos são mais altos do que para os bons.

A variável da referência bancária e do histórico de crédito (Refban) aparece como discriminante importante em todas as cinco indústrias, e em quatro casos constitui a variável explicativa mais importante. Como também se esperava, a liquidez é encarada como discriminante importante, parecendo pelo menos uma das medidas alternativas de liquidez em todas as indústrias, em relação ao modelo de avaliação de classificação de crédito.

Por outro lado, evidenciou-se que a experiência gerencial (Expger) foi uma consideração relevante na atribuição de risco, aparecendo como importante discriminante em três das cinco indústrias, e em uma delas — produção de alimentos — mostrou ser a variável explicativa de maior importância. Em caso algum o sexo do gerente foi considerado discriminante significativo.

O montante das garantias relativas ao empréstimo é encarado também como uma consideração importante quanto a um empréstimo ser ou não suscetível de sofrer atraso em seus pagamentos. Quanto maior a garantia, menos arriscado o empréstimo, parecendo que grande parte da ênfase que o banqueiro tradicional dá às cauções não é destituída de fundamento. Elas não apenas protegem o valor do empréstimo, mas também mostram que o próprio empréstimo será menos arriscado.

¹¹ Deve-se notar, contudo, que a menos que um tomador de empréstimo em potencial mostre que dispõe de alguma garantia, sua inscrição nunca será completada.

¹² A falta de informação adequada sobre o real desempenho do empréstimo tomado pela indústria impede o uso correspondente de probabilidades estabelecidas *a priori*. Em consequência, a utilização das prioridades que refletem a representação do grupo observado foi selecionada como o procedimento mais oportuno e, se não o mais apropriado.

Tabela 2

*Coefficientes do modelo de classificação de crédito, estimados
a partir da análise discriminante múltipla*

Indústria e variáveis	Coefficientes padronizados da função discriminante	Coefficientes não-padronizados da função discriminante
Produtos alimentícios		
FGREXCEMP	-0,311	-0,768
LIQ4	-0,242	-1,515
ATIV1	-0,343	-0,178
REFBAN	0,289	0,734
EXPGER	-0,700	-0,084
Constante	—	1,814
Centróide do bom empréstimo =	-0,195	
Centróide do mau empréstimo =	1,030	
Modas		
EMPPEMPC	0,481	1,182
VGREMP	-0,289	-0,033
LIQ4	-0,275	-0,016
ALAV5	-0,145	-0,106
REFBAN	0,666	1,876
EXPGER	-0,250	-0,045
EDUNIV	-0,199	-0,859
Constante	-0,199	-0,909
Centróide do bom empréstimo =	-0,172	
Centróide do mau empréstimo =	1,221	
Calçados		
EMPPEMPC	0,816	2,001
LIQ1	-0,486	-0,115
LUCR2	-0,172	-1,872
REFBAN	0,831	1,746
PROD3	-0,311	-0,868
Constante	—	-1,892
Centróide do bom empréstimo =	-0,275	
Centróide do mau empréstimo =	1,075	
Móveis		
TMO	-0,279	-0,013
VGREMP	-0,199	-0,060
LIQ4	-0,289	-1,635
LIQ5	-0,136	-3,946
ATIV3	-0,386	-0,031
ALAV3	-0,302	-0,011
REFBAN	0,800	1,827
Constante	—	0,656

Indústria e variáveis	Coeficientes padronizados da função discriminante	Coeficientes não-padronizados da função discriminante
Centróide do bom empréstimo =	-0,248	
Centróide do mau empréstimo =	1,311	
Produtos de metal		
LLAD	0,373	0,001
VGREMPC	-0,159	-0,041
FGREXCEMP	-0,434	-1,430
LIQ1	-0,352	-0,073
LIQ5	-0,263	-7,507
REFBAN	0,650	1,481
EXPGER	-0,396	-0,044
PROD2	-0,491	-0,014
Constante	—	2,603
Centróide do bom empréstimo =	-0,334	
Centróide do mau empréstimo =	1,337	

Deve-se observar que o tamanho das pequenas firmas às quais se concederam empréstimos não tende a ser importante na atribuição do risco, nos modelos de classificação de crédito. Apenas num caso — indústria de móveis — a variável referente ao porte da firma foi negativamente associada a dívidas em atraso.

No caso dos produtos de metal há mesmo certa evidência sugerindo que pequenas firmas, *ceteris paribus*, constituem-se em menor risco, no que concerne ao crédito. Em consequência, com a possível exceção da indústria de móveis, as empresas de pequeno porte não tendem, intrinsecamente, a constituir riscos maiores do que firmas um pouco maiores.

Como foi visto na tabela 1, várias medidas alternativas de produtividade foram empregadas. As relações entre o montante da produção e fatores isolados de produção conduzem a engano, porque deixam de considerar seu emprego.

É indispensável medir a produtividade abrangendo a totalidade dos fatores e essa medida pressupõe, necessariamente, uma função de produção. As funções de produção de Cobb-Douglas foram calculadas para as cinco indústrias a partir da *cross-section* interfirmas dos dados arquivados no fichário de empréstimos, usando-se o conhecido modelo de estimação de regressão simples *OLS log-log*.¹³

¹³ Os resultados desse exercício, apresentados no apêndice da tabela 1, mostram bons ajustes, ao longo de valores razoáveis e significativos para os coeficientes. A adequação da fórmula da função Cobb-Douglas foi indicada, ou antes, não pôde ser rejeitada devido aos resultados dos testes para ajustamento das fórmulas das funções CES e *translog*. Para uma discussão dos procedimentos e dos testes empregados, ver Griliches, Z. & Ringstad, V. *Economies of scale and the form of the production function*. Amsterdam, North Holland Publishing, 1971.

Admitiu-se que os residuais que aparecem no modelo refletem diferenças interfirmas em matéria de eficiência técnica. Nos termos desse pressuposto, podem ser usados como medida de produtividade abrangendo a totalidade dos fatores (PROD4).

A introdução da PROD4 na análise discriminante não esclareceu muita coisa, pois essa medida não foi considerada um discriminante significativo entre bons e maus empréstimos.

Foi tentada também a incorporação de outras medidas de produtividade mas, na maior parte dos casos, nada produziram de grande interesse ou de particular relevância. Duas explicações são possíveis para esse fato: primeiro, nossa medida específica de eficiência técnica da firma pode não ser boa ou significativa; segundo, graças a imperfeições do mercado, talvez não haja verdadeira relação positiva entre eficiência técnica e bom desempenho do empréstimo.

Importante conclusão tirada da análise discriminante foi a de que os critérios dos banqueiros tradicionais são determinantes significativos para o desempenho do empréstimo. Não obstante, essa conclusão deve ser ressalvada devido à impossibilidade de incorporar outros critérios na análise empírica. Se outros tipos de informação fossem coletados pela CFP no processo de avaliação do empréstimo, tais como, por exemplo, informações mais detalhadas sobre as características empresariais, esse dado poderia ser um importante discriminante.

Os pesos que se refletem nos coeficientes da função discriminante podem ser usados para calcular os escores individuais de todos os empréstimos presentes na amostra. Com base nesses escores, pode-se empregar regras alternativas de decisão para simular resultados classificadores.

Uma dessas regras de decisão seria o estabelecimento de um marco intermediário, entre os centróides dos grupos para bons e maus empréstimos. Nessas condições, os empréstimos ou seriam aceitos ou rejeitados, se se classificassem abaixo ou acima desse único ponto específico. É claro que esse constitui um exemplo de regra de decisão extrema, que não deixa lugar para opinião ou julgamento do especialista em empréstimo.

O resultado desse exercício de classificação, que utilizou os dados originais com base nos quais os modelos de classificação de crédito foram avaliados, é apresentado na tabela 3. A eficiência classificatória dessa regra de decisão extrema fica entre 87 e 91% de todos os empréstimos corretamente classificados, dependendo da indústria. Poucos erros do Tipo II, envolvendo classificação de empréstimos que acabaram sendo bons, foram cometidos, mas são abundantes os erros do Tipo I, mais onerosos.

Uma regra de decisão mais razoável, compatível com o sistema discutido no item 2, envolveria dois marcos e, portanto, três níveis de escore. Abaixo de um certo escore, o projeto seria aceito, e acima de um resultado mais alto, o empréstimo seria rejeitado por ser demasiado arriscado.¹⁴ Para ilustrar, os marcos foram colocados ao nível de probabilidade de 0,95, correspondente às causas nas diferentes distribuições observadas.

¹⁴ Alternativamente, os escores poderiam variar, no decorrer de um período experimental, o que envolveria, necessariamente, a incorporação de considerações relativas a custo, como discutido acima, na determinação dos escores.

Tabela 3

*Classificação de dupla troca do modelo de avaliação do crédito
com dados originais e com um marco**

Indústria e classificação real do empréstimo	Número de empréstimos (N)	Classificação prevista para o empréstimo		Porcentagem de empréstimos corretamente classificados com um marco
		Boa	Má	
Produtos alimentícios				87,0
Bom	58	57	1	
Mau	11	8	3	
		(72,7%)	(27,3%)	
Modas				91,0
Bom	78	76	2	
		(97,4%)	(2,6%)	
Mau	11	6	5	
		(54,5%)	(45,5%)	
Calçados				87,0
Bom	43	41	2	
		(95,3%)	(4,7%)	
Mau	11	5	4	
		(45,5%)	(54,5%)	
Móveis				90,9
Bom	37	35	2	
		(94,6%)	(5,4%)	
Mau	7	2	5	
		(28,6%)	(71,4%)	
Produtos de metal				90,0
Bom	32	31	1	
		(96,9%)	(3,1%)	
Mau	8	3	5	
		(37,5%)	(62,5%)	

* Nota: o marco é o ponto intermediário entre centróides do grupo.

Os resultados do exercício de classificação, ainda uma vez executado com os dados originais, são apresentados na tabela 4.

Como se esperava, a eficiência classificatória desse processo, usando os dois marcos de probabilidade ao nível de 0,95 é maior do que se utilizássemos um único ponto. Em três das cinco indústrias não houve erros. O resultado das outras duas indústrias mostrou que a eficiência classificatória dos modelos de avaliação de classificação de crédito é maior na prevenção dos erros do Tipo II do que do Tipo I. Em consequência, esses modelos podem ser de maior utilidade na identificação de projetos muito bons, permitindo, então, seu financiamento sem maiores ônus.

Tabela 4

Erros e classificações corretas resultantes do uso de modelos de avaliação da classificação de créditos com dados originais e dois marcos colocados no nível 0,95

Indústria	Erros		Empréstimos corretamente classificados	Porcentagem dos empréstimos corretamente classificados
	Tipo I	Tipo II		
Produtos				
alimentícios	0	0	22	100
Modas	3	0	55	95
Calçados	2	0	24	92
Móveis	0	0	27	100
Produtos de metal	0	0	23	100

Se: a) os modelos de classificação de crédito fossem conhecidos e usados e b) os empréstimos situados na zona intermediária tivessem sido corretamente classificados pelos especialistas — já que disporiam de maior tempo para uma análise mais cuidadosa do empréstimo, possível mediante a classificação do crédito — teria sido poupado um total de aproximadamente ... US\$ 210 mil aplicados a maus empréstimos, no que se refere aos casos da amostra.

5. Observações finais

Ao avaliar os resultados razoavelmente satisfatórios em ambos os exercícios de classificação, é preciso ter em mente a necessidade de qualificá-los. Como salientamos, os dados utilizados para as simulações de classificação são dados originais, à base dos quais os modelos de classificação de crédito foram avaliados.

A validação dos modelos não pode ser feita com os mesmos dados. Para uma medida verdadeiramente significativa da eficiência classificatória como prognóstico teríamos que utilizar uma amostra significativa, ou seja, uma validação. Infelizmente, neste estudo isso não foi possível.

A despeito de nossa incapacidade para avaliar o poder de previsão dos modelos de classificação de crédito avaliados, os resultados práticos são encorajadores. Parece que há, efetivamente, diferenças significativas entre bons e maus empréstimos, e essas diferenças podem ser usadas para fins de prognóstico.

As estimativas de coeficiente da função discriminante estão de acordo com expectativas e as hipóteses estabelecidas *a priori*. As simulações desenvolvidas com os modelos de classificação avaliados, embora necessariamente baseadas nos dados originais, mostraram razoável eficiência classificatória.

Se modelos desse tipo continuaram a ser testados, como é necessário, e posteriormente se tornaram operacionais para uso no processo de avaliação de empréstimo, a economia potencial, em termos de redução dos custos administrativos e de rejeição de alguns maus empréstimos, pode ser considerável.

Com base em nossos resultados, há razões para crer que os modelos de classificação de crédito são uma promessa considerável, como meio de facilitar a avaliação do empréstimo comercial às empresas de pequeno porte.

Summary

The most apparent way to promote small scale industry in developing countries is to increase its access to credit. In most developing countries, however, small scale enterprises can not obtain credit through the commercial banking system, mainly because the administrative costs involved in such lending are high.

If available, the provision and use of efficient and simple evaluation criteria for small scale lending would reduce the concomitant administrative costs and thereby serve to increase commercial lending to small business enterprises. This paper examines the viability of such an alternative procedure for loan evaluation, involving the use of credit scoring techniques with Colombian data. The Author's conclusion is that such evaluation techniques, at least for the Colombian industries included in his data set, offer considerable promise for lending institutions.

While many bankers have resisted the adoption of commercial loan credit scoring techniques, there is a growing literature suggesting, in large part, that their adoption makes sense. This paper contributes to that empirical evidence based upon the estimation of credit scoring models for small scale loans for five manufacturing industries in Colombia.

Section II of the paper discusses the credit scoring framework and estimating procedures. The models estimated are largely circumscribed by data availability, and the data employed in the study are described in Section III. The empirical results of the model estimation are discussed in Section IV, along with an examination of the classificatory efficiency for the models. Section V provides some concluding remarks.

Bibliografia

- Altman, E. I. *Corporate bankruptcy in America*. Lexington, Massachusetts, D. C. Heath, 1971.
- Altman, E. I.; Haldeman, R. G. & Narayanan, Seta analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, (1): 29-54, June 1977.
- Altman, E. I.; Margaine, M.; Schlosser, M. & Vernimmen, P. Financial and statistical analysis for commercial loan evaluation: a French experience. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, p. 195-214, Mar. 1974.
- Bates, T. An econometric analysis of lending to black businessman. In: *Review of Economics and Statistics*, p. 272-83. Aug. 1973.
- Beaver, W. H. Alternative accounting measures as predictors of failure. In: *The Accounting Review*, 33, Jan. 1968.
- Edmister, R. O. An empirical test of financial ratio analysis for small business prediction. In: *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, p. 1477-93, March 1972.
- . Financial ratios and credit scoring for small business loans. In: *Journal of Commercial Banking Lending*, p. 10-23, Sept. 1971.
- Eisenbeis, R. A. Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance and economics. In: *Journal of Finance*, 32, (3): 875-900, June 1977.

Griliches, Z. & Ringstad, V. *Economics of scale and the form of the production function*. Amsterdam, North Holland Publishing, 1971.

Halperin, M., Blackwelder, W. C. & Verter, J. I. Estimation of the multivariate logistic risk function: a comparison of the discriminant function and maximum likelihood approaches. In: *Journal of Chronic Diseases*, 24: 125-58, 1971.

Joy, O. M. & Tollefson, J. O. On the financial applications of discriminant analysis. In: *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 10 (5): 723-39, Dec. 1975.

Lechenbruch, P. An almost unbiased method of obtaining confidence intervals for the probability of misclassification in discriminant analysis. In: *Biometrics*, Dec. 1967.

Martin, Daniel. Early warning of bank failure: a logit regression approach. In: *Journal of Banking and Finance*, 1 (3): 249-76, Nov. 1977.

Orgler, Y. E. *Analytical methods in loan evaluation*. Lexington, Massachusetts, DC Heath, 1975.

Orgler, Y. E. A credit-scoring model for commercial loans. In: *Journal of Money, Credit and Banking*, p. 435-45, Nov. 1970.

**Faça e renove suas assinaturas
nas livrarias da
Fundação Getulio Vargas.
Anote aí os endereços:**

**No Rio, Praia de
Botafogo, 188
Em São Paulo,
Av. Nove de Julho,
2029. Em Brasília,
CLS 104, Bloco A,
Loja 37.**

