

## MODELOS MULTIVARIANTES PARA A PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA EM COOPERATIVAS AGROPECUÁRIAS: UMA COMPARAÇÃO ENTRE A ANÁLISE DISCRIMINANTE E DE PROBABILIDADE CONDICIONAL – LOGIT

Régio Marcio Toesca Gimenes\*  
Miguel Uribe-Opazo\*\*

### Resumo

O presente artigo trata da descrição e análise comparativa de modelos de previsão de insolvência para sociedades cooperativas agropecuárias. A pesquisa, objeto deste artigo, centrou-se no setor cooperativista agropecuário paranaense, pelo fato de o mesmo ser responsável pela geração de 60% do PIB agrícola do estado, agregar 200.000 cooperados que, somados aos 40.000 empregos diretos gerados pelo setor, envolvem direta e indiretamente 1.200.000 pessoas. As cooperativas agropecuárias são, em muitos municípios, as organizações que mais empregam, que mais geram tributos e providenciam assistência a mais de 42% dos produtores rurais do estado. Para a construção dos modelos de previsão de insolvência, utilizaram-se as técnicas estatísticas Multivariantes, especificamente a Análise Discriminante e a Análise de Probabilidade Condicional, mais conhecida como *Logit*. Estas técnicas têm sido as mais utilizadas nas investigações empíricas produzidas nos últimos vinte e cinco anos, mesmo não havendo ainda consenso sobre qual delas produz a maior porcentagem de acerto na classificação das organizações em solventes e insolventes. O objetivo dos modelos produzidos nesta pesquisa não consiste em prever, *a priori*, a insolvência das cooperativas agropecuárias, mas sim, proporcionar evidências empíricas de que os demonstrativos contábeis podem fornecer informações valiosas sobre o processo de deterioração dos índices financeiros e,

conseqüentemente, da saúde financeira das organizações, revelando uma possível tendência ao desequilíbrio.

**PALAVRAS-CHAVE:** Cooperativas agropecuárias, modelos multivariantes, previsão de insolvência.

### Abstract

This paper deals with the description and comparative analysis of models to predict bankruptcy in Farming and Cattle Raising cooperative societies. The research centered its focus on the farming and cattle raising cooperatives in the State of Paraná (Brazil) because this sector is responsible for 60% of the gross product of Paraná's agro-economy. It joins 200,000 members, employs 40,000 people, and involves 1,200,000 people directly and indirectly. These cooperatives are, in many municipalities, the institutions that employ the most people, that generate the most State income, and that most assist the farmers—more than 42% have been assisted. For the construction of the bankruptcy prediction models used in this research, multivariate statistics techniques were used, such as the discriminating and the conditional probability (as known as LOGIT) analyses. These techniques have been the most used in the empirical investigations produced in the last twenty-five years, even if there is no consensual opinion on which of the two produces the best percentage of accuracy in classifying companies as able and unable to pay all

\* Doutor em Administração Docente da UNIPAR

\*\*Doctor en Ciencias Económicas y Empresariales Universidad de León.

Endereço: Praça Mascarenhas de Moraes, s/nº - CEP 87.502-210 - Umuarama - Pr.

debts. The objective of the models produced in this research does not consist in predicting, *a priori*, the bankruptcy of the farming and cattle raising cooperative societies, but to make it empirically evident that the accountancy demonstratives may actually supply valuable information on the process of deterioration of the financial indices and, consequently, of the financial health of the cooperatives in order to reveal a possible tendency to unbalance.

**KEY WORDS:** Farming and Cattle Raising Cooperative Societies, Multivariant Models, Bankruptcy Prediction.

## Introdução

Este artigo propõe-se a descrever e analisar a construção de modelos de previsão de insolvência, específicos para o setor cooperativista agropecuário, através de técnicas estatísticas de Análise Multivariada, especificamente a Análise Discriminante e a Análise de Probabilidade Condicional - *Logit*. A população objeto da pesquisa compõe-se de 42 cooperativas agropecuárias localizadas no Estado do Paraná, subdivididas em dois grupos, a saber: solventes e insolventes.

Os modelos de previsão de insolvência têm sido objeto de estudo dos pesquisadores, quando procuram analisar as causas do fracasso empresarial.

O objetivo principal desses modelos pode ser definido sob dois enfoques teóricos que, segundo DIETRICH (1984:83-86), segmentam-se da seguinte forma:

- 1) Os modelos permitem estabelecer relações estatísticas significativas entre os resultados dos índices financeiros calculados através das demonstrações contábeis e a insolvência empresarial, ou seja, procuram verificar se os dados contábeis podem fornecer informações seguras sobre a situação econômico-financeira das empresas.
- 2) Os modelos constituem-se num instrumento capaz de prever o fracasso empresarial e, portanto, podem auxiliar diferentes usuários no seu processo de

tomada de decisões.

No caso da pesquisa que subsidiou os dados para a elaboração deste artigo, o objetivo básico não

foi construir modelos úteis para prever, *a priori*, a insolvência de uma sociedade cooperativa, mas sim, fornecer evidências empíricas de que as demonstrações contábeis podem fornecer informações valiosas quanto ao processo de deterioração de índices financeiros.

Na realidade, trata-se de identificar, através de procedimentos estatísticos, a relação funcional entre os índices financeiros e o estado de solvência (lucros, fluxos de caixa, rentabilidade), ou de insolvência (falência, incapacidade de cumprir com as obrigações) de uma organização. (GABAS, 1990: 21).

### 1. Evolução dos estudos sobre os modelos de previsão de insolvência empresarial

Durante as últimas três décadas, observa-se uma série de investigações empíricas sobre modelos de previsão de insolvência. Desde o trabalho inicial de BEAVER (1966), pode-se distinguir duas linhas de pesquisa sobre estes modelos:

Segundo GALLEGO, SALA Y YAÑES (1997: 4):

*La primera es orientada a la aplicación de método que permitan mejorar la capacidad de predicción. En este sentido se han utilizado básicamente cuatro técnicas: análisis discriminante múltiple (ALTMAN, 1968), modelos de probabilidad condicional (OHLSON, 1980), particionamento recursivo (FRYDMAN, ALIMAN y KAO, 1985), y redes neuronales (ODON y SHARDA, 1990). En la segunda, la atención se ha centrado en la búsqueda empírica del conjunto de ratios financieros que minimizan los errores de predicción. Otras investigaciones apuntan a que ciertas variables cualitativas podrían mostrar señales del fracaso (KEASEY y WATSON, 1987), o que sus causas no son sólo internas por lo proponen la utilización de variables macroeconómicas (ROSE, ANDREWS y GIROUX, 1982).*

De maneira geral, constata-se um alto nível de acerto por parte dos trabalhos empíricos na classificação de empresas solventes e insolventes, realizados em diferentes países e setores de atividade.

Nos últimos anos, existe uma busca por novas formas de classificar as variáveis dependentes e independentes, mas, apesar desse esforço, os resultados obtidos não são superiores aos alcançados pelos autores dos primeiros modelos, como: ALTMAN (1968) nos Estados Unidos e TAFFLER (1982) no Reino Unido (LIZARRAGA, 1997: 875).

## 2. Definição de insolvência empresarial

Existem diferentes conceitos para definir o estado de insolvência empresarial e, portanto, é necessário adotar um critério objetivo para categorizar empresas solventes e insolventes.

Segundo ALTMAN (1968:1-2), a insolvência de uma empresa é declarada quando os acionistas recebem uma rentabilidade pelos seus investimentos menor do que a rentabilidade oferecida pelo mercado em investimentos de risco similar.

Para LEV (1978), o estado de insolvência de uma empresa pode ser a incapacidade para pagar as suas obrigações financeiras na data de seu vencimento, bem como quando seus ativos forem inferiores ao valor dos seus passivos.

GABÁS (1990: 15), citando LIZARRAGA (1997), afirma que:

*Dentro de la diversidad es frecuente la elección de la definición de fracaso basada en las situaciones concursales ya que es un concepto riguroso, ajeno a interpretaciones diversas y presente en bases de datos asequibles, que supone un plus de objetividad para cualquier investigación empírica.*

GALLEGO *et al* (1997: 5), acreditam que na classificação das empresas devem ser utilizadas normas bastante objetivas. Optaram por utilizar uma definição de insolvência empresarial que permite identificar com precisão as empresas em crise de insolvência. Utilizando suas palavras:

*Concretamente el fracaso hace referencia a la condición legal de la empresa que há sido declarada en suspensión de pagos o quiebra. No obstante, denominaremos en lo sucesivo como "quebradas" a todas las empresas fracasadas según esta definición, y "sanas" a todas las demás. esta delimitación legal ofrece indudables ventajas desde el punto de vista empírico, ya que hace el grupo de fracasadas más homogéneo que si se utilizan otros criterios más amplios (patrimonio neto negativo, pérdidas en los últimos ejercicios, impago de intereses de la deuda, descubierto en cuentas bancárias, etc...), y la información sobre este tipo de empresas está públicamente disponible.*

Nesta pesquisa, o estado de insolvência foi caracterizado como aquele onde a empresa é declarada falida, ou seja, quando não pode honrar suas dívidas com seus credores.

## 3. Análise discriminante no estudo da insolvência empresarial

A análise discriminante permite descobrir as ligações que existem entre um caráter qualitativo a ser explicado e um conjunto de aspectos quantitativos explicativos. Também permite prever através de um modelo, as modalidades do caráter a ser explicado a partir dos valores tomados pelos aspectos explicativos.

O método estatístico de análise discriminante considera um conjunto de indivíduos no qual se observa um caráter qualitativo que toma  $q$  ( $q \geq 2$ ), modalidades (BOUROCHE & SAPORTA, 1980).

Cada indivíduo é marcado por uma única modalidade desse caráter, definindo-se, assim, uma divisão do conjunto de indivíduos em  $q$  classes distintas. Além disso, medem-se  $p$  ( $p \geq 2$ ) caracteres quantitativos nos mesmos indivíduos. Propõe-se o seguinte problema: as  $q$  classes diferem no conjunto dos caracteres quantitativos? O objetivo da análise discriminante é responder a essa questão.

Diversos estudos foram feitos no Brasil sobre a previsão de insolvência em empresas com base na análise discriminante. Entre eles, destacam-se os modelos de insolvência de ALTMAN (1968), ELIZABETSKY (1976), KANITZ (1978),

MATIAS (1978) e PEREIRA (1983).

### 3.1 Análise discriminante no Estudo de Insolvência em Sociedades Cooperativas

Das 42 cooperativas agropecuárias do Estado do Paraná, que foram objeto desta pesquisa em 1998, 8 foram consideradas cooperativas insolventes; 26 solventes; e 8 não foram classificadas segundo informações obtidas junto ao Departamento de Autogestão da OCEPAR (Organização das Cooperativas do Estado do Paraná).

O estudo iniciou-se com a coleta de 21 índices financeiros, dos quais, através de testes de significância ao nível de 5% de probabilidade, e do estudo de não multicolinearidade dos índices, foram selecionados 6 índices financeiros para a construção do modelo. Os índices selecionados foram: CCL/AC, CT/PL, Giro de Ativo Líquido-Gi, LG, PC/CT e SL/V.

JOHNSON & WICHERN (1982) apresentam métodos de decisões discriminantes, considerando certas suposições de interesse. Entre eles, destaca-se a função discriminante de Fisher, que tem características de um modelo linear. Esta função, para ser construída, considera que nenhuma variável discriminante deve ser combinação linear de outras variáveis discriminantes. As matrizes de covariância de cada grupo devem ser aproximadamente iguais; e as variáveis discriminantes devem ter uma distribuição normal multivariada.

### 3.2 Função discriminante de Fisher

Seja  $\Pi_1$  e  $\Pi_2$ , dois grupos exclusivos entre si, de tal forma que se deseja determinar um mecanismo que melhor discrimine os dois grupos. Supondo-se  $n_1$  observações de um vetor de variáveis aleatório  $X^T = [X_1, X_2, \dots, X_p]$  para  $\Pi_1$  e  $n_2$  medidas de  $X^T$  para  $\Pi_2$ , as respectivas matrizes de dados são:

$$X_1 = [x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n_1}]$$

matriz de  $(p \times n_1)$ ; e

$$X_2 = [x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n_2}]$$

matriz de  $(p \times n_2)$ .

Para estas matrizes de dados, o vetor de médias amostrais e matrizes de covariância amostrais são definidos da seguinte forma:

$$\bar{X}_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{j=1}^{n_1} x_{1j}$$

vetor  $(p \times 1)$ ;

$$S_1 = \frac{1}{n_1 - 1} \sum_{j=1}^{n_1} (x_{1j} - \bar{X}_1)(x_{1j} - \bar{X}_1)^T$$

matriz  $(p \times p)$

$$\bar{X}_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{j=1}^{n_2} x_{2j}$$

vetor  $(p \times 1)$ ;

$$S_2 = \frac{1}{n_2 - 1} \sum_{j=1}^{n_2} (x_{2j} - \bar{X}_2)(x_{2j} - \bar{X}_2)^T$$

matriz  $(p \times p)$

Suponha-se que as matrizes populacionais dos grupos são iguais e desconhecidas

Então o estimador não viciado de  $S$  é uma combinação de  $S_1$  e  $S_2$  é obtido da seguinte forma

$$S_{pooled} = \left[ \frac{n_1 \mathbf{1}}{(n_1 - 1)(n_2 - 1)} \right] S_1 + \left[ \frac{n_2 \mathbf{1}}{(n_1 - 1)(n_2 - 1)} \right] S_2$$

Assim, a função discriminante linear de Fisher pode ser escrita da seguinte forma:

$$Z = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)^T S_{pooled}^{-1} X \quad (1)$$

O ponto crítico é definido por:

$$\hat{m} = \frac{1}{2} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)^T S_{pooled}^{-1} (\bar{X}_1 + \bar{X}_2) \quad (2)$$

A regra de classificação da função discriminante de Fisher obedece as seguintes condições:

$$\begin{aligned} &\text{alocar } X_0 \text{ em } \Pi_1 \text{ se } Z_0 - \hat{m} \geq 0 \\ &\text{ou} \\ &X_0 \text{ em } \Pi_2 \text{ se } Z_0 - \hat{m} < 0. \end{aligned} \quad (3)$$

Com base no método de Fisher descrito acima, conclui-se que o modelo discriminante de insolvência das cooperativas pode ser escrito da forma linear como segue:

$$Y_x = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p \quad (4)$$

onde:

$Y_x$ : variável dependente; reflete o total de pontos alcançado pela cooperativa;

ponto crítico definido em (2);

são pesos; indicam a importância relativa de cada índice considerado obtido de (1);  $X_1, X_2, \dots, X_p$ : são variáveis explicativas, são os índices financeiros considerados na pesquisa.

A regra de decisão (3), onde são classificadas as cooperativas insolventes ou solventes, é definida pelo modelo (4), da seguinte maneira:

Uma cooperativa com vetor de dados  $X_k$  será alocada na população de cooperativas insolventes se

Caso contrário, a cooperativa será alocada na população de cooperativas solventes.

É importante destacar que as análises estatísticas foram realizadas usando os programas SPSS (*Statistical Package for Social Sciences*) e MINITAB 12.0.

O modelo discriminante para cooperativas insolventes é obtido de (4), e tem a seguinte forma:

$$Y_x = 6,7435 + 0,0031X_1 - 0,0819X_2 - 3,5827X_3 - 0,1044X_4 + 0,0052X_5 + 0,1676X_6 \quad (5)$$

sendo:

$X_1$  = Capitais de Terceiros/Patrimônio Líquido;

$X_2$  = Passivo Circulante/Capitais de Terceiros;

$X_3$  = Liquidez Corrente;

$X_4$  = Sobra Líquida/Receita Operacional Líquida;

$X_5$  = Capital Circulante Líquido/Ativo Circulante;

$X_6$  = Giro do Ativo Líquido;

Segundo este modelo, a cooperativa será classificada como insolvente, se  $Y_x$  for superior a zero; e será solvente, se  $Y_x$  for inferior a zero.

É importante destacar que, para o modelo (5), a suposição de igualdade das matrizes de covariâncias das duas populações não foi confirmada pelo teste M de Box (MARDIA *et al* 1979: 140).

Para a Análise Discriminante, bem como para outros métodos multivariados, existe a necessidade de suposições que nem sempre podem ser verificadas. Por exemplo, a multinormalidade requerida em alguns testes, além de difícil constatação nas situações gerais, torna-se às vezes impossível constatar nos estudos de finanças.

Das cooperativas que, *a priori*, foram classificadas como insolventes pelo Departamento de Autogestão da OCEPAR, apenas duas foram classificadas de modo diferente (solventes), pelo

modelo discriminante (5), cometendo-se um erro tipo I (classificar cooperativas insolventes como solventes).

Por outro lado, das cooperativas classificadas a priori, como solventes, duas foram classificadas de forma diferente (insolventes) pelo modelo discriminante (5), cometendo-se um erro tipo II (classificar cooperativas solventes como insolventes).

Desta forma, constata-se uma alta probabilidade (88,2%), para a classificação correta das cooperativas; e uma baixa probabilidade (11,8%), para a classificação incorreta das cooperativas.

Pode-se observar que, das oito cooperativas consideradas pelo Departamento de Autogestão da OCEPAR como insolventes, só seis permaneceram nessa situação, e duas foram classificadas como pertencentes à outra situação (solventes), o que equivale a 25% de erro de classificação (erro tipo I).

Já das cooperativas classificadas, a priori, como solventes, vinte e quatro permaneceram nesta situação, e duas foram classificadas como insolventes, isto equivale a 7,69% de erro de classificação (erro tipo II).

Grupos	Modelo Discriminante		Classificação a Priori
	Insolventes	Solventes	
Insolventes	6	2	8
Solventes	2	24	26
Total	8	26	34

No **Quadro 02**, apresenta-se a percentagem de classificação correta segundo o modelo discriminante (5).

Observa-se que, do total de cooperativas classificadas a priori como insolventes, 75% foram

classificadas corretamente, e das cooperativas classificadas a priori como solventes, 92,3% foram classificadas corretamente. Assim, o modelo discriminante apresenta um nível de acerto de 88,2%.

**QUADRO 02 – Percentagem de acerto na classificação de cooperativas segundo o modelo discriminante**

	Grupos		Total
	Insolvente	Solvente	
Classificação a priori	8	26	34
Classificação pelo modelo	6	24	30
Porcentagem de acerto	75%	92,3%	88,2%

Ao fazer-se uma análise comparativa, observa-se que o modelo desenvolvido de previsão de insolvência especificamente para cooperativas e dado pela equação (5), apresenta 92,3% de cooperativas classificadas corretamente como solventes e 75% de cooperativas classificadas corretamente como insolventes.

Na literatura financeira existe a advertência de que os modelos discriminantes não devem substituir a análise dos demonstrativos contábeis através dos índices tradicionais, mas devem ser usados apenas para complementar as conclusões destes últimos.

#### 4. A análise *logit* no estudo da insolvência empresarial

Existem duas técnicas estatísticas, multivariadas, muito utilizadas na elaboração de modelos de previsão de insucesso empresarial: a análise discriminante e o modelo de probabilidade condicional, a análise *Logit*. A primeira técnica foi utilizada na construção do modelo de previsão de insolvência para cooperativas (5), e a segunda será descrita e aplicada a seguir.

A técnica da Análise *Logit* aplica-se à obtenção da probabilidade de que uma observação pertença a um conjunto determinado, em função do comportamento das variáveis independentes. Nesse caso, as variáveis independentes são os índices econômico-financeiros das cooperativas em estudo; e a variável dependente pode tomar o valor compreendido entre 0 e 1. O valor 0 significa que a cooperativa é solvente; e o valor 1, que a cooperativa é insolvente. Desta forma, valoriza-se a probabilidade de que uma cooperativa pertença ao grupo de cooperativas solventes ou de cooperativas insolventes (MORA, 1994).

É importante destacar que, na Análise *Logit*, não existem restrições com relação à normalidade multivariada na distribuição das variáveis independentes, nem com relação à igualdade das matrizes de covariâncias dos dois grupos, como ocorre na análise discriminante, onde se pressupõe a existência destas condições.

##### 4.1 Base de dados e metodologia

A amostra tomada para a estimação do

modelo *Logit* foi composta por 34 cooperativas agropecuárias divididas em dois grupos: “cooperativas solventes” e “cooperativas insolventes”. A classificação de solvência e insolvência foi realizada pelo Departamento de Autogestão da OCEPAR com critérios mais objetivos possíveis.

A variável dependente foi definida sob duas categorias de cooperativas: “solventes” e “insolventes”; e como variáveis independentes, calculou-se um total de 16 variáveis (“índices”) econômico-financeiros a partir dos estados contábeis disponíveis para cada cooperativa. Todas as variáveis foram selecionadas a partir do material pesquisado na literatura e da sua relevância apresentada nos estudos de previsão de insolvência de empresas.

Como passo prévio ao processo de estimação do modelo *Logit* de insolvência a nível multivariado, aplicou-se a técnica de Análise de Componentes Principais (JOHNSON & WICHERN, 1982), para levar a cabo provas de redução que permitissem a utilização de um menor número de variáveis independentes na estimação, evitando a possibilidade da presença de multicolinearidade.

A Análise *Logit* é uma técnica de probabilidade condicional que se utiliza para estudar a relação entre uma série de características de um indivíduo e a probabilidade de que o indivíduo pertença a um, entre dois grupos estabelecidos a priori. (LIZARRAGA, 1997).

Para realizar a Análise *Logit*, considera-se  $Y_i$  uma variável binária, que assume os valores 0 ou 1, dependendo de que os dados procedam de uma cooperativa solvente ou insolvente respectivamente, e tenham, portanto, uma distribuição Bernoulli. O modelo *Logit* (ou regressão logística conhecida na literatura) tem como objetivo encontrar um modelo explicativo para o comportamento da probabilidade de insolvência ( $p$ ) em termos do vetor de variáveis independentes

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_k).$$

O modelo *Logit* especifica que a probabilidade  $p_i$  de que a cooperativa  $i$  seja insolvente, dada sua situação econômico-financeira (representada pelo vetor  $X_i$ ), é representado da seguinte forma:

$$p_i = \Pr[Y_i = 1 \mid X = X_i] = \frac{e^{X_i^T \beta}}{1 + e^{X_i^T \beta}} \quad (6)$$

onde:

$X_i^T = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$  é o vetor de valores explicativos para a cooperativa  $i$  e é um vetor de  $k+1$  parâmetros desconhecidos a serem estimados

pelo método de Máxima Verossimilhança (RAO, 1973).

A probabilidade  $q_i = (1 - p_i)$  de que a cooperativa  $i$  seja solvente dada a sua situação econômico-financeira, é dada por:

$$q_i = \Pr[Y_i = 0 \mid X = X_i] = \frac{1}{1 + e^{X_i^T \beta}}$$

Tal que:  $p_i + q_i = 1$ .

A forma mais conveniente de expressar o

modelo *Logit* é usar a transformação logística, obtendo-se:

$$\log\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = X_i^T \beta$$

Isto mostra que o modelo depende linearmente da situação econômico-financeira da cooperativa  $i$ .

Posteriormente, cada uma das observações é classificada como cooperativa insolvente ou solvente, após comparar a probabilidade obtida com uma probabilidade modelo utilizada como ponto de corte. LIZZARRAGA (1997) e GALLEGO et al. (1997) consideram o ponto de corte de  $p$  igual a 0,5.

O processo de análise foi levado a cabo em cada uma das etapas, a seguir:

- i) Aplicação da Análise de Componentes Principais;
- ii) Estimativa do modelo *Logit*.

#### 4.2 Seleção de regressores ótimos

A utilização da análise fatorial de componentes principais é realizada com o propósito de localizar, de forma objetiva, categorias

independentes de variáveis (“índices”), de forma que, incorporando ao modelo um reduzido número de variáveis representativas de tais categorias, evitasse a redundância informativa e os problemas que a existência de multicolinearidade pode provocar no resultado da análise. As variáveis econômico-financeiras estudadas são as seguintes:

1. EMPT + F/AT: Empréstimos e financiamentos bancários/Ativo total;
2. CT/PL: Capital de terceiros/Patrimônio líquido;
3. PC/CT: Passivo circulante/Capital de terceiros;
4. AP/PL + EL: Ativo Permanente/Patrimônio líquido + Exigível a longo prazo;
5. LG: Liquidez geral;
6. SO/V: Sobra operacional/Vendas líquidas;
7. SL/V: Sobra líquida/Vendas líquidas;
8. SA/PL: Sobras acumuladas/Patrimônio líquido;
9. T-tes: Tesouraria;
10. TSF: Termômetro da situação financeira;
11. Gi: Giro sobre o ativo líquido;



12. MI: Margem líquida;  
 13. CF: Ciclo financeiro;  
 14. RSAL: Retorno sobre o ativo líquido;  
 15. CDG: Capital de giro próprio;  
 16. CCP: Capital e giro próprio;

Na realização da análise de componentes principais utilizou-se o software MINITAB 12.0. Os critérios de escolha e exclusão de componentes principais foi realizado utilizando-se o critério de KAISER (1958), e para a regra de descartar variáveis, utilizou-se as recomendações de JOLLIFFE (1972), citadas por MARDIA (1979).

As referencias utilizam-se de fatores relevantes segundo a análise fatorial de componentes principais são as seguintes:

$$X_1 = PC/CT$$

$$X_2 = SO/V$$

$$X_3 = T\text{-tes}$$

$$X_4 = MI$$

$$X_5 = RSAL$$

$$X_6 = CDG$$

$$X_7 = CCP$$

Após esta análise, verificou-se que a insolvência das cooperativas estava relacionada com os sete índices econômico-financeiros mencionados acima.

#### 4.3 Estimação do modelo

Nesta etapa, planejou-se a busca do modelo *Logit* que apresentasse a maior eficiência segundo a análise estatística, procurando minimizar o número de variáveis com a finalidade de evitar redundâncias ou pouca significância.

$$\log\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = 5,079 - 0,09896X_1 - 0,12773X_5$$

Assim, o modelo *Logit* construído através da pesquisa pode ser expresso por:

$$p_i = \Pr[Y_i = 1 | X = X_i] = \frac{e^{5,079 - 0,09896X_1 - 0,12773X_5}}{1 + e^{5,079 - 0,09896X_1 - 0,12773X_5}}$$

Conseqüentemente, a probabilidade  $p_i$  é escrita da seguinte maneira:

A classificação de insolvência dada pelo modelo *Logit* segue o critério de LIZARRAGA (1997) e GALLEGO *et al* (1994), a qual compara a probabilidade de insolvência de cada cooperativa  $p_i$  com o valor 0,5.

Observa-se, no **Quadro 03**, que das cooperativas a priori classificadas como insolventes pelo Departamento de Autogestão da OCEPAR, apenas quatro foram classificadas de modo diferente (solventes) pelo modelo *Logit*, cometendo-se, neste caso, um erro tipo I (classificaram-se cooperativas insolventes como solventes). É importante mencionar que duas cooperativas também foram classificadas de modo diferente pelo modelo discriminante,

definido na equação (5).

Por outro lado, das cooperativas classificadas a priori como solventes pelo Departamento de Autogestão da OCEPAR, apenas uma foi classificada de forma diferente (insolvente) pelo modelo *Logit*, cometendo-se, neste caso, um erro tipo II (classificaram-se em cooperativas solventes como insolventes). Observa-se que esta cooperativa também foi classificada de modo diferente pelo modelo discriminante definido na equação (5).

Ainda no **Quadro 03**, observa-se que, das oito cooperativas classificadas pelo Departamento de Autogestão da OCEPAR como insolventes, só quatro permaneceram nesta situação, enquanto outras quatro foram

classificadas como pertencentes à outra situação (solventes), isto equívale a 50% de erro na classificação (erro tipo I). Já das cooperativas classificadas a priori como solventes, vinte e cinco

permaneceram nesta situação, e outras quatro foram classificadas como insolventes, isto equívale a 7,69% de erro na classificação (erro tipo II).

#### O QUADRO 03 - Resultados da classificação segundo o modelo Logit

Grupos a Priori	Modelo Logit		Total a Priori
	Insolventes	Solventes	
Insolventes	4	4	8
Solventes	1	25	26
Total do Modelo	5	29	34

Pode-se observar no Quadro 04 que, do total de cooperativas classificadas a priori como insolventes, 50% foram classificadas corretamente; das cooperativas classificadas a

priori como solventes, 96,16% foram classificadas corretamente. Desta forma, o modelo Logit obtido produz um nível de acerto de 85,29%.

#### O QUADRO 04 - Porcentagem de acerto na classificação de cooperativas segundo o modelo Logit

	Grupos		Total
	Insolventes	Solventes	
Total a priori	8	26	34
Classificação pelo modelo	4	25	29
Porcentagem de acerto	50%	96,16%	85,29%

#### Análise comparativa dos modelos discriminante e Logit

Realizando-se uma análise comparativa entre os modelos discriminante e Logit constata-se, através do Quadro 05, que o modelo discriminante classificou 75% das cooperativas insolventes de forma correta; já o modelo Logit classificou corretamente 50% das cooperativas insolventes.

Por outro, lado em cooperativas

solventes, o modelo discriminante classificou 92,3% das cooperativas de forma correta, enquanto o modelo Logit, neste caso, apresenta um melhor desempenho com 96,16% de acerto na classificação.

De forma geral, o modelo discriminante obtido classificou corretamente 88,2% das cooperativas, enquanto o modelo Logit apresentou uma porcentagem de acerto de 85,29% das cooperativas componentes da população pesquisada.

#### O QUADRO 05 - Comparativo da porcentagem de acerto na classificação de cooperativas segundo os modelos discriminante e Logit

Modelo	Classificação correta pelo modelo	
	Cooperativas Solventes	Cooperativas Insolventes
Discriminante	92,3%	75,0%
Logit	96,16%	50,0%

No **Quadro 06**, observa-se que, enquanto no modelo discriminante duas cooperativas foram classificadas de forma incorreta (erro tipo I), no modelo *Logit*, quatro cooperativas foram classificadas, cometendo-se o mesmo tipo de erro,

ou seja, cooperativas insolventes foram classificadas como solventes. Tal erro é de grande importância para estudar a eficiência dos modelos, pois a idéia é minimizar o erro tipo I. (MORA, 1994: 208 e 209).

#### O QUADRO 06 - Comparativo do número de erros tipo i e ii utilizando-se o modelo discriminante e Logit

Modelo	Erros de Classificação	
	Erro Tipo I	Erro tipo II
Discriminante	2	2
Logit	4	1

### Conclusão

A informação contida nos demonstrativos contábeis permite classificar as sociedades cooperativas insolventes daquelas consideradas solventes com um alto índice de precisão.

De acordo com investigações empíricas realizadas em diferentes setores de atividade empresarial, as percentagens de acerto foram superiores a 90% nos anos mais próximos da insolvência, e superiores a 80% três anos antes da mesma, sendo os erros de classificação do tipo I os mais comuns, ou seja, classificam-se como empresas solventes aquelas que de fato caminham para a insolvência.

As variáveis mais freqüentemente utilizadas pela sua eficiência preditiva nos modelos de previsão de insolvência, analisados na fundamentação teórica da pesquisa objeto deste artigo, foram a rentabilidade e o endividamento.

A maioria dos investigadores argumentam que não é necessário um grande número de índices financeiros para alcançar uma maior eficiência nas previsões de insolvência. Um índice só deve compor o modelo, se de fato ele puder melhorar o nível de acerto nas previsões, ou seja, se existir uma real capacidade explicativa do índice quanto à situação financeira da empresa.

Estudos empíricos têm demonstrado que, em termos de precisão na classificação de empresas como solventes ou insolventes, não se encontram grandes diferenças entre as técnicas da análise discriminante e *Logit*, sendo que os resultados encontrados tendem a ser mais favoráveis para os

modelos construídos através do modelo *Logit*. Na realidade, não há uma metodologia única para a construção de modelos de previsão de insolvência, quanto menos existe um consenso teórico sobre qual das metodologias é a melhor.

Quanto aos modelos de previsão de insolvência desenvolvidos especificamente para sociedades cooperativas, pode-se concluir que existe uma relação estatística importante entre os resultados dos índices financeiros calculados através de suas demonstrações contábeis e o seu grau de insolvência, ou seja, os dados contábeis podem fornecer informações valiosas e seguras para antecipar-se situações de desequilíbrio financeiro.

Na classificação de cooperativas insolventes, o modelo discriminante apresentou um nível de acerto de 75% contra 50% do modelo *Logit*. Por outro lado, na classificação de cooperativas solventes, o modelo *Logit* obteve um nível de acerto de 96,16%, contra 92,3% do modelo discriminante.

Observou-se que, enquanto no modelo discriminante ocorreram na classificação das cooperativas dois erros do tipo I, no modelo *Logit* este tipo de erro ocorreu na classificação de quatro cooperativas.

Como o erro tipo I (classificar como solvente uma cooperativa insolvente) é o pior, deve-se tentar minimizá-lo; portanto, o modelo discriminante, neste caso específico, apresentou um melhor desempenho preditivo.

Conclui-se, também, que os esforços para minimizar os problemas metodológicos inerentes à construção desse tipo de modelo (distribuição

normal de variáveis independentes, igualdade de matrizes de covariância dos dois grupos e não multicolinearidade), não conduziram a uma melhoria no nível de acerto de suas previsões.

Finalmente, destaca-se que os modelos estudados mostram uma alta correlação entre os dados contábeis e a futura situação econômico-financeira das cooperativas, validando a hipótese da qualidade informativa desses demonstrativos.

## Bibliografia

- ALTMAN, E. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of business Failure. *Journal of Finance*, n. 43 1968: 589-609.
- BARNIV, R. **Accounting Procedures, Market Data, Cash Flow Figures and Insolvency Classification: The Case of the Insurance Industry.** *The Accounting Review*, 1990: 578-604.
- BEAVER, W. **Financial Ratios as Predictors of Failure.** *Empirical Research in Accounting: Selected Studies. Supplement of Journal of Accounting Research*, 1966: 71.
- BIALOSKORSKI, S.N. **Governança e perspectivas do cooperativismo.** I Workshop Internacional de Tendências do Cooperativismo, PENZA/FUNDACE/FEARP-USP, 1998: 17-35
- BOUROCHE, J.M, SAPORTA, G. **Análise de dados.** Rio de Janeiro: Zahar, 1980. 117.
- BULGARELLI, Waldirio. **Cooperativas ainda em Crise.** V. 26, n.º 241. São Paulo: Coopercotia, 1969: 55-56.
- DIETRICH, J. R. **Discussion of Methodological Issues Relation to the Estimation of Financial Distress Prediction Models.** *Journal of Accounting Research*, supplement. 1984: 83-86.
- ELIZABETSKY, R. **Um modelo matemático para a decisão no banco comercial.** (Trabalho apresentado ao Depto. de Engenharia de Produção da Escola Politécnica da USP), 1976.
- FERNÁNDEZ FERNÁNDEZ, J. M. **Del cuadro de financiación al estado de flujos de tesorería.** *Actualidade Financiera*. n.º 7. 1992: C-23 a C-61.
- FRYDMAN, H.; ALTMAN E. y KAO, D. Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress. *Journal of Finance*. March. 198: 269-291.
- GABÁS, F. **Técnicas Actuales de Análisis Contable. Evaluación de la Solvencia Empresarial.** Instituto de Contabilidad y Auditoria de Cuentas, Madrid. 1990.
- GALLEGO, A.M., y GÓMEZ, J.S. y YÁÑES, L. **Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras.** *Actualidad Financiera*, n.5. 1997.
- HING LING LAU, A. A five State Financial Distress Prediction Model. *Journal of Accounting Research*, Spring. 1987: 127-138
- JOHNSON, R.A., WICHERN, D.W. **Applied multivariate statistical analysis.** Prentice-hall, Inc., 1982: 593
- KANITZ, S. C. **Como prever falências.** São Paulo: McGraw-Hill do Brasil, 1978.
- KAISER, H.F. **The varimax criterion for analytic rotation in factoranalysis.** *Psychometrika*, 23, 1958: 187-200.
- KEASEY, K., y WATSON, R. The Prediction of Small Company Failure Some Behavioural Evidence for the UK. *Accounting and Business Research*, Invierno, 1986: 49-57.
- LAFFARGA, J. Panorama de las técnicas de predicción de la solvencia. *Cuadernos de Investigación Contable*, vol. 5, núm. 1 y 2. Sevilla, 1993: 105-113.
- LEV, B. Análisis de estados financieros, um nuevo enfoque. *Esic. Madrid*. 1978.
- LIZARRAGADALLO, F. Modelos multivariantes de previsión del fracaso empresarial: una aplica-

ción a la realidad de la información contable Española. **Tesis Doctoral, Pamplona. 1996.**

LO, A. W. Logit versus discriminant analysis. **Journal of Econometrics**, 31, 1986: 151-178.

MARDIA, K.V., KENT, J.T., BIBBLY, J.M. **Multivariate analysis**. Academic Press, 1979. 518 p.

MATARAZZO, D. C. **Análise financeira de balanços: abordagem básica e gerencial**. São Paulo: Atlas, 1998.

MATIAS, A. B. Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito. **(Trabalho apresentado ao Depto. de Administração da Faculdade de Economia e Administração da USP.)**, 1978.

MORA, A. **Los modelos de predicción del fracaso empresarial: Una aplicación empírica del Logit**. Revista Española de Financiación y Contabilidad. vol XXIII, núm. 78, enero-marzo, 1994. pp. 203-233.

ODOM, M. y SHARDA, R. A neural Network Model for Bankruptcy Prediction. en **Trippi, R. y Turban E. (eds.). Neuronal Networks in Finance and Accounting** Probus Publishing. Chicago, 1992.

PINA, V. La información contable en la predicción de la crisis bancaria: 1977-1985. **Revista Española de Financiación y Contabilidad**. núm. 58, enero-marzo, 1989. pp. 309-338.

RAO, C.R. **Linear Statistical Inference and its applications**. (Second edition), John Wiley and Sons, New York, 1973.

REQUEJO, Luis M. H. **Desafios para o gerenciamento financeiro das cooperativas brasileiras**. XI Congresso Brasileiro de Cooperativismo. Organização das cooperativas Brasileiras-OCB. Brasília: 1997. pp. 96-111.

ROSE, P.; ANDREWS, W. y GIROUX, G. Predicting Business Failure: A Macroeconomic Perspective. **Journal of Accounting, Auditing and Finance n.º 6. Fall**, 1992. pp. 20-31.

SILVA, J. P. **Análise financeira das empresas**. São Paulo: Atlas, 1995.

SINKEY, J. F. A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks. **The Journal of finance**. Marzo, 1975.

ZAVGREN, C. V. **A Probabilistic Model of Financial Distress**. Unpublished Ph.D. dissertation. University of Nebraska. Lincoln, 1980.