

---

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

---

ARTIGO

*Régio Marcio Toesca Gimenes*

Doutor em Ciências Econômicas e Empresariais pela Universidade de León, Espanha. Professor Titular de Controladoria e Finanças da Universidade Paranaense – UNIPAR.

*Miguel Angel Uribe-Opazo*

Doutor em Estatística pelo Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo. Professor Adjunto da Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE

## RESUMO

Este artigo trata da descrição e análise comparativa de modelos de previsão de insolvência para sociedades cooperativas agropecuárias, valendo-se do instrumental estatístico da Análise Multivariada, especificamente das análises Discriminante e Probabilidade Condicional – *Logit*. A pesquisa objeto deste artigo centrou-se no setor cooperativista agropecuário paranaense, pelo fato de este ser responsável pela geração de 60% do PIB agrícola do Estado. Para a construção dos modelos de previsão de insolvência, utilizou-se as técnicas estatísticas Multivariantes, particularmente a Análise Discriminante e a Análise de Probabilidade Condicional, mais conhecida como *Logit*. O objetivo dos modelos produzidos nesta pesquisa não consiste em prever a insolvência das cooperativas agropecuárias, mas em 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:** previsão de insolvência, cooperativismo agropecuário, probabilidade condicional, análise *Logit*, solvência.

## ABSTRACT

*This article treats the description and comparative analysis of insolvency's prevision to agriculture cooperative societies, using statistical instruments of Multivariate Analysis, particularly Discriminating Analysis and Conditional Probability - Logit. The research of this article was centralized in Paraná's agriculture cooperative societies, because it is responsible for the generation of 60% of the agriculture internal production of the State, aggregating 200.000 partners that adding to 40.000 employment created by this section, involve directly or indirectly 1.200.000 persons. In many of the municipalities, agriculture cooperative societies are the ones which most employ, generate taxes and provide aid to more than 42% of the farmers of the State. It was used, for the construction of the insolvency's prevision models, multivariate statistical techniques, particularly the Discriminating Analysis and the Conditional Probability Analysis known as Logit. The purpose of the methods produced in this research do not consist in foreseeing, a priori, agriculture cooperative societies' insolvency, but to supply empirical evidence that the accountant demonstratives can furnish valuable information about the process of financial rates deterioration and, as consequence, organization's financial health, disclosing a possible tendency to unbalance.*

## 1. INTRODUÇÃO

Este artigo propõe-se a descrever e analisar a construção de modelos de previsão de insolvência específicos ao setor cooperativista agropecuário, por meio 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: solventes e insolventes.

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

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

1. Os modelos permitem estabelecer relações estatísticas significativas entre os resultados dos índices financeiros calculados por 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 um 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 levantou os dados para a elaboração deste artigo, o objetivo básico não foi construir modelos úteis para prever a insolvência de uma sociedade cooperativa, mas oferecer evidências empíricas de que as demonstrações contábeis podem fornecer informações valiosas sobre o processo de deterioração de índices financeiros.

Na realidade, trata-se de identificar, por meio 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).

## 2. 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 esses modelos:

Segundo GALLEGO, GOMÉS e YÁÑES (1997: 4):

*“La primera es orientada a la aplicación de métodos 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), particionamiento recursivo (FRYDMAN, ALTMAN 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 que proponen la utilización de variables macroeconómicas (ROSE, ANDREWS y GIROUX, 1982)”.*

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

Nos últimos anos tem-se buscado 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).

### 3. DEFINIÇÃO DE INSOLVÊNCIA EMPRESARIAL

Existem diferentes conceitos para definir o estado de insolvência empresarial, 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 a investimentos de risco similar.

Para LEV (1978), o estado de insolvência de uma empresa pode ocorrer quando esta se vê incapacitada para pagar as suas obrigações financeiras na data do 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 ha 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 bancarias, etc...), y la información sobre este tipo de empresas está públicamente disponible”.*

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

### 4. 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 caracteres quantitativos explicativos. Também permite prever, por meio de um modelo, os valores da variável que derivam dos valores tomados pelas variáveis explicativas.

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 partição 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 entre si no conjunto dos caracteres quantitativos? O objetivo da análise discriminante é responder a essa questão.

Diversos estudos foram feitos no Brasil, baseados na análise discriminante, sobre a previsão de insolvência em empresas. Entre eles, destacam-se os modelos de insolvência de ALTMAN (1968), ELIZABETSKY (1976), KANITZ (1978), MATIAS (1978) e SILVA (1996).

#### 4.1. 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 no 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, por meio de testes de significância ao nível de 5% de probabilidade e do estudo de não multicolinearidade dos índices, foram selecionados 6 para a construção do modelo. Os índices selecionados foram: Capital Circulante Líquido/Ativo (CCL/AC), Capitais de Terceiros/Patrimônio Líquido (CT/PL), Giro de Ativo Líquido (Gi), Liquidez Geral (LG), Passivo Circulante/Capitais de Terceiros (PC/CT) e Sobra Líquida/ Receita Operacional Líquida (SL/V)

JOHNSON e WICHERN (1988) 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. Essa 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.

#### 4.2. Função Discriminante de Fisher

Sejam  $\Pi_1$  e  $\Pi_2$  dois grupos exclusivos entre si, de tal forma que se determine 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:

$$X_1 = [x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n_1}], \text{ matriz de } (p \times n_1); \text{ e}$$

$$X_2 = [x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n_2}], \text{ matriz de } (p \times n_2).$$

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

$$\bar{X}_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{j=1}^{n_1} x_{1j}, \text{ vetor } (p \times 1);$$

$$S_1 = \frac{1}{n_1 - 1} \sum_{j=1}^{n_1} (x_{1j} - \bar{X}_1)(x_{1j} - \bar{X}_1)^T, \text{ matriz } (p \times p);$$

$$\bar{X}_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{j=1}^{n_2} x_{2j}, \text{ vetor } (p \times 1);$$

$$S_2 = \frac{1}{n_2 - 1} \sum_{j=1}^{n_2} (x_{2j} - \bar{X}_2)(x_{2j} - \bar{X}_2)^T, \text{ matriz } (p \times p).$$

Suponha-se que as matrizes populacionais dos grupos são iguais e desconhecidas ( $\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma$ ), então, o estimador não viciado de  $\Sigma$  é uma combinação de  $S_1$  e  $S_2$  e é obtido da seguinte forma:

$$S_{pooled} = \frac{\hat{e} \frac{n_1 \mathbf{1}}{\hat{e}(n_1 - 1)(n_2 - 1)} \hat{u} S_1 + \hat{e} \frac{n_2 \mathbf{1}}{\hat{e}(n_1 - 1)(n_2 - 1)} \hat{u} S_2}{\hat{e}(n_1 - 1)(n_2 - 1) \hat{u}}$$

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

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

O ponto crítico é definido por:

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

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

$$\text{alocar } X_0 \text{ em } \Pi_1 \text{ se } Z_0 - \hat{m} \geq 0$$

$$\text{ou} \tag{3}$$

$$\text{alocar } X_0 \text{ em } \Pi_2 \text{ se } Z_0 - \hat{m} < 0.$$

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

$$Y_x = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p \tag{4}$$

onde

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

$$\beta_0 = -\hat{m} : \text{ ponto crítico definido em (2);}$$

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ : são pesos, indicam a importância relativa de cada índice considerado obtido de (1);

$X_1, X_2, \dots, X_p$ : variáveis explicativas; são os índices financeiros considerados na pesquisa.

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

Uma cooperativa com vetor de dados  $X_k$  será classificada na população de cooperativas insolventes se  $Y_k \geq 0$ ; caso contrário, a cooperativa será classificada na população de cooperativas solventes.

É importante destacar que as análises estatísticas foram realizadas aplicando-se 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 Geral;

$X_4$  = Sobra Líquida/ Receita Operacional Líquida;

$X_5$  = Capital Circulante Líquido/ Ativo Circulante;

$X_6$  = Giro do Ativo Líquido.

Segundo esse modelo, a cooperativa será classificada como insolvente se  $Y_x$  for superior a zero, e 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 de ser constatada nos estudos de finanças.

Das cooperativas que anteriormente 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 anteriormente como solventes, duas foram classificadas de forma diferente (insolventes) pelo modelo discriminante (5), cometendo-se um erro tipo II (classificar cooperativas solventes como insolventes).

Dessa forma, constata-se uma alta probabilidade (88,2%) de classificação correta das cooperativas, e uma baixa probabilidade (11,8%) de classificação incorreta das cooperativas.

Pode-se observar no Quadro 01 que das oito cooperativas consideradas como insolventes pelo Departamento de Autogestão da OCEPAR, seis permaneceram nessa população e duas foram classificadas como pertencentes à outra população (solventes), o que equivale a 25% de erro de classificação (erro tipo I). Já das cooperativas classificadas anteriormente como solventes, vinte e quatro permaneceram nessa população e duas foram classificadas como insolventes, o que equivale a 7,69% de erro de classificação (erro tipo II).

**Quadro 01: Resultados da classificação das cooperativas segundo o modelo discriminante**

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

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

Observa-se que, do total de cooperativas classificadas anteriormente como insolventes, 75% foram classificadas corretamente, e do total das cooperativas classificadas anteriormente como solventes, 92,3% foram classificadas corretamente. Dessa forma, o modelo discriminante apresenta um nível de acerto de 88,2%.

**Quadro 02: Porcentagem de acerto na classificação de cooperativas segundo o modelo discriminante**

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

Ao se fazer uma análise comparativa, observa-se que o modelo de previsão de insolvência desenvolvido 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 baseada nos índices tradicionais, mas serem usados apenas para complementar as conclusões destes últimos.

## 5. 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 de cooperativas (5), e a segunda será descrita e aplicada a seguir.

A técnica da análise *Logit* aplica-se para a 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 apresentar um valor compreendido entre 0 e 1. O valor 0 significa que a cooperativa é solvente, e o valor 1, que a cooperativa é insolvente. Dessa 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 à normalidade multivariada na distribuição das variáveis independentes, nem à igualdade das matrizes de covariância dos dois grupos, como ocorre na análise discriminante, onde se pressupõe a existência dessas condições.

### 5.1. Base de dados e metodologia

A amostra tomada para a estimação do modelo *Logit* foi composta de 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 o mais objetivos possível.

A variável dependente foi definida de acordo com duas categorias de cooperativas: “solventes” e “insolventes”, e como variáveis independentes calculou-se um total de 16 variáveis (“índices”) econômico-financeiras a partir dos estados contábeis disponíveis para cada cooperativa. Todas as variáveis foram selecionadas entre o material pesquisado na literatura, e 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 e WICHERN, 1988), para levar a cabo provas de redução que permitissem a

utilização de um menor número de variáveis independentes na estimação, evitando-se a possibilidade da presença de multicolinearidade.

A análise *Logit* é uma técnica de probabilidade condicional que é utilizada 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 anteriormente (LIZARRAGA, 1997).

Para realizar a análise *Logit*, considera-se  $Y_i$  uma variável binária, que assume os valores 0 ou 1 dependendo de os dados procederem de uma cooperativa solvente ou insolvente respectivamente, e tem, portanto, uma distribuição Bernoulli. O modelo *Logit* (ou regressão logística conhecida na literatura) tem como objetivo ser um modelo explicativo para o comportamento da probabilidade de insolvência ( $p$ ) 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 representada da seguinte forma:

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

onde  $X_i^T = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$  é o vetor de valores explicativos para a cooperativa  $i$  e  $\mathbf{b}$  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 sua situação econômico-financeira, é representada por:

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

tal que  $p_i + q_i = 1$ .

A forma mais conveniente de expressar o modelo *Logit* é usar a transformação logística, obtendo-se:

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

Isso 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 a comparação da probabilidade obtida com uma probabilidade *standard* 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. Estimação do modelo *Logit*.

## 5.2. 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-se ao modelo um reduzido número de variáveis representativas de tais categorias, se evitassem 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 circulante próprio

Na realização da análise de componentes principais utilizou-se o *software* MINITAB 12.0. Os critérios de escolha e exclusão de componentes principais foram selecionados com base no critério de KAISER (1958), e para a regra de descartar variáveis utilizou-se as recomendações de JOLLIFFE (1972) *apud* MARDIA *et al.* (1979).

O conjunto de fatores relevantes, segundo a análise fatorial de componentes principais, é o seguinte:

- $X_1 = PC/CT$
- $X_2 = SO/V$
- $X_3 = T\text{-tes}$
- $X_4 = MI$
- $X_5 = RSAL$
- $X_6 = CDG$
- $X_7 = CCP$

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

### 5.3. Estimação do modelo

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

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

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

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

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

A classificação de insolvência dada pelo modelo *Logit* segue o critério de LIZARRAGA (1997) e GALLEGO *et al.* (1994), que compara a

probabilidade de insolvência de cada cooperativa  $p_i$  com o valor 0,5.

Observa-se no Quadro 03 que, das cooperativas anteriormente classificadas como insolventes pelo Departamento de Autogestão da OCEPAR, apenas quatro foram classificadas de modo diferente (solventes) pelo modelo *Logit*, ocorrendo, nesse caso, um erro tipo I (classificou-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 anteriormente como solventes pelo Departamento de Autogestão da OCEPAR, apenas uma foi classificada de forma diferente (insolvente) pelo modelo *Logit*, ocorrendo, nesse caso, um erro tipo II (classificou-se cooperativas solventes como insolventes). Observa-se que essa 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 nessa população, enquanto outras quatro foram classificadas como pertencentes à outra população (solventes); isso equiivale a 50% de erro na classificação (erro tipo I). Já das cooperativas classificadas anteriormente como solventes, vinte e cinco permaneceram nessa população e outras quatro foram classificadas como insolventes; isso equiivale a 7,69% de erro na classificação (erro tipo II).

**Quadro 03: Resultados da classificação segundo o modelo *Logit***

Grupos	Modelo <i>Logit</i>		Total
	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 anteriormente como insolventes, 50% foram classificadas corretamente, enquanto das cooperativas classificadas anteriormente como solventes, 96,16% foram classificadas corretamente. Dessa forma, o modelo *Logit* obtido produz um nível de acerto de 85,29%.

**Quadro 04: Porcentagem de acerto na classificação de cooperativas segundo o modelo *Logit***

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

### 5.3. Análise comparativa dos Modelos Discriminante e *Logit*

Realizando-se uma análise comparativa entre os modelos discriminante e *Logit* constata-se, pelo Quadro 05, que o modelo discriminante classificou 75% das cooperativas insolventes de forma correta; o modelo *Logit*, por sua vez, 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*, nesse 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.

**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%
<i>Logit</i>	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 o foram, ocorrendo o mesmo tipo de erro, ou seja, cooperativas insolventes foram classificadas como solventes. Esse erro é de grande importância para o estudo da eficiência dos modelos, pois a idéia é minimizar o erro tipo I (MORA, 1994: 208-209).

**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
<i>Logit</i>	4	1

## 6. CONCLUSÕES GERAIS SOBRE OS MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA E SUAS METODOLOGIAS

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

De acordo com investigações empíricas realizadas em diferentes setores da atividade empresarial, as porcentagens de acerto foram superiores a 90% nos anos mais próximos da insolvência, e superiores a 80% três anos antes dela, e os erros de classificação do tipo I foram os mais

comuns, ou seja, classificam-se como empresas solventes aquelas que de fato caminham para a insolvência.

As variáveis mais frequentemente utilizadas, por sua capacidade de previsão, 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 argumenta que não é necessário um grande número de índices financeiros para que se alcance 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, no que se refere à precisão na classificação de empresas como solventes ou insolventes, não se encontram grandes diferenças entre as técnicas das análises discriminante e *Logit*, e os resultados encontrados tendem a ser mais favoráveis para os modelos construídos com base no modelo *Logit*. Na realidade, não há uma metodologia única para a construção de modelos de previsão de insolvência; muito 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 e o seu grau de insolvência, ou seja, os dados contábeis podem fornecer informações valiosas e seguras para que se antecipem 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 dois erros do tipo I relativamente à classificação das cooperativas, no

modelo *Logit*, esse tipo de erro ocorreu com relação à 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, nesse caso específico, apresentou um melhor desempenho da capacidade de antecipar situações de insolvência empresarial.

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 melhora 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.

## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALTMAN, E. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of business Failure. *Journal of Finance*, Chicago: American Finance Association, p. 589-609, 1968.
- BARNIV, R. Accounting Procedures, Market Data, Cash Flow Figures and Insolvency Classification: The Case of the Insurance Industry. *The Accounting Review*, p. 578-604, 1990.
- BEAVER, W. Financial Ratios as Predictors of Failure. Empirical Search in Accounting: Selected Studies. *Journal of Accounting Research*, p. 123-127, 1966, Supplement.
- BIALOSKORSKI, S.N. Governança e perspectivas do cooperativismo. In: WORKSHOP INTERNACIONAL DE TENDÊNCIAS DO COOPERATIVISMO, I, *Anais*. São Paulo: PENSEA /FUNDACE/FEARP-USP, 1998. p. 17-35.
- BOUROCHE, J.M, SAPORTA, G. *Análise de dados*. Rio de Janeiro: Zahar, 1980. 117 p.

- BULGARELLI, W. Cooperativas ainda em Crise. *Coopercotia*, São Paulo: Coopercotia, v. 26, n. 241, p. 55-56, 1969.
- DIETRICH, J. R. Discussion of Methodological Issues Relation to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, p. 83-86, 1984. Supplement.
- ELIZABETSKY, R. *Um modelo matemático para a decisão no banco comercial*. (Trabalho apresentado ao Depto. de Engenharia de Produção da Escola Politécnica da USP), São Paulo: Universidade de São Paulo, 1976.
- FERNÁNDEZ FERNÁNDEZ, J. M. Del cuadro de financiación al estado de flujos de tesorería. *Actualidade Financiera*. León, n. 7, p. C23-C61, 1992.
- FRYDMAN, H., ALTMAN E. e KAO, D. Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress. *Journal of Finance*, Chicago: American Finance Association, p. 269-291, Mar. 1985.
- GABÁS, F. *Técnicas Actuales de Análisis Contable. Evaluación de la Solvencia Empresarial*. Madrid: Instituto de Contabilidad y Auditoria de Cuentas, 1990.
- GALLEGO, A.M., GÓMEZ, J.S. e YÁÑES, L. Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras. *Actualidad Financiera*, Alicante, n. 5, p. 3-13, 1997.
- HING LING LAU, A. A five State Financial Distress Prediction Model. *Journal of Accounting Research*, p. 127-138, Spr. 1987.
- JOHNSON, R.A., WICHERN, D.W. *Applied multivariate statistical analysis*. Englewood Cliffs, N.J: Prentice-hall, 1988. 593 p.
- KANITZ, S. C. *Como prever falências*. São Paulo: McGraw-Hill do Brasil, 1978.
- KAISER, H.F. The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Psychometrika*, Colorado Springs: Psychometric Society, n. 23, p.187-200, 1958.
- KEASEY, K., e WATSON, R. The Prediction of Small Company Failure Some Behavioral Evidence for the UK. *Accounting and Business Research*, p. 49-57, Win. 1986.
- LAFFARGA, J. Panorama de las técnicas de predicción de la solvencia. *Cuadernos de Investigación Contable*, Sevilla, v. 5, n. 1 e 2, p. 105-113, 1993.
- LEV, B. *Análisis de estados financieros, un nuevo enfoque*. Madrid: Esic, 1978.
- LIZARRAGA DALLO, F. *Modelos multivariantes de predicción del fracaso empresarial: una aplicación a la realidad de la información contable Española*. Tese (Doutorado). Pamplona: Universidade Pública de Navarra, 1996.
- LO, A. W. Logit versus Discriminate Analysis. *Journal of Econometrics*, Amsterdam, n. 31, p. 151-178, 1986.
- MARDIA, K.V., KENT, J.T. e BIBBLY, J.M. *Multivariate analysis*. New York: 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). São Paulo: Universidade de São Paulo, 1978.
- MORA, A. Los modelos de predicción del fracaso empresarial: Una aplicación empírica del Logit. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, Valencia, v. XXIII, n. 78, p. 203-233, jan/mar. 1994.
- ODOM, M. e SHARDA, R. A Numeral Network Model for Bankruptcy Prediction. In: TRIPPI, R. e TURBAN E. (eds.). *Neuronal Networks in Finance and Accounting* Probus Publishing. Chicago: Probus Pub. Co., 1992.

- PINA, V. La información contable en la predicción de la crisis bancaria: 1977-1985. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, n. 58, p. 309-338, jan/mar. 1989.
- RAO, C.R. *Linear Statistical Inference and its applications*. 2.ed. New York: John Wiley and Sons, 1973.
- REQUEJO, L.M.H. Desafios para o gerenciamento financeiro das cooperativas brasileiras. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE COOPERATIVISMO, XI, *Anais*. Brasília: Organização das Cooperativas Brasileiras – OCB, 1997, p. 96-111.
- ROSE, P., ANDREWS, W. e GIROUX, G. Predicting Business Failure: A Macroeconomic Perspective. *Journal of Accounting*, n. 6, p. 20-31, Outono 1992. Auditing and Finance.
- SILVA, J.P. *Análise financeira das empresas*. 3. ed. São Paulo: Atlas, 1996. 482p.
- SINKEY, J. F. A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks. *Journal of finance*, Chicago: American Finance Association, Mar. 1975.
- ZAVGREN, C. V. *A Probabilistic Model of Financial Distress*. Dissertação (Ph.D.). Lincoln: University of Nebraska, 1980.