



Previsão de Insolvência de Cooperativas Agropecuárias por Meio de Modelos Multivariados

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

Resumo

O presente trabalho trata da descrição e análise comparativa de modelos de previsão de insolvência para sociedades cooperativas agropecuárias. A pesquisa objeto deste artigo foi realizada no setor cooperativista agropecuário paranaense, responsável pela geração de 60% do PIB agrícola estadual. 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. 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: previsão de insolvência; cooperativismo agropecuário; modelos discriminantes; análise logit.

Abstract

This article is about description and comparative analysis of insolvency prevision models to agriculture cooperative societies. The research of this article took place in the agriculture cooperative sector of Paraná, which is responsible for the generation of 60% of the state's agricultural intern production. To the insolvency prevision models construction, statistical instruments of Multivariant Analysis were used, specifically Discriminating Analysis and Conditional Probability Analysis – Logit. The objective of the methods produced in this research do not consist of foreseeing, *a priori*, agriculture cooperative societies insolvency, but to supply empirical evidences that the accountant demonstratives can supply valuable information about the process of financial rates deterioration and, as a consequence, in the financial health of the organization, disclosing a possible tendency to unbalance.

Key words: insolvency models; agricultural cooperativism; discriminating models; Logit analysis.

*Doutor em Administração de Empresas pela Universidade de León/Espanha. Professor da Unipar - Universidade Paranaense.
E-mail: toesca@unipar.com.br

**Doutor em Estatística pela Universidade de São Paulo (USP). Professor da Unioeste - Universidade Estadual do Oeste do Paraná.
E-mail: mopazo@unioeste.br

Introdução

Este artigo propõe-se a descrever e analisar a construção de modelos de previsão de insolvência específicos para o 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, 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, p.83-86), segmentam-se da seguinte forma:

- a) os modelos permitem estabelecer relações estatísticas significativas entre os resultados dos índices financeiros calculados por meio 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;
- b) 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 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 sobre o processo de deterioração de índices financeiros.

Na realidade, trata-se de identificar, mediante 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 (GÁBAS, 1990, p.21).

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

Nas últimas três décadas, surgiu 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 et al. (1997, p.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), particionamiento 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 realizadas em diferentes países e setores de atividade.

Segundo LIZARRAGA (1996, p.875), nos últimos anos tem havido uma busca por novas formas de classificar as variáveis dependentes e independentes, mas apesar deste esforço os resultados obtidos não são superiores aos alcançados pelos autores que desenvolveram os primeiros modelos, como: Altman (1968), nos Estados Unidos, e Taffler, no Reino Unido (1982).

2 Definição de insolvência empresarial

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

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.

GALLEGO et al. (1997, p.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 bancarias, etc.), y la información sobre este tipo de empresas está públicamente disponible.

Neste trabalho, 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 A 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, as modalidades do caráter a ser explicado a partir dos valores tomados pelos caracteres 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 e 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 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 SILVA (1996).

MATARAZZO (1998, 248) apresenta uma análise comparativa entre os diversos modelos de previsão de insolvência para empresas no Brasil, com base na análise discriminante. Estes resultados são apresentados no quadro 1.

QUADRO 1 - COMPARATIVO DE DIVERSOS MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA DE EMPRESAS COM BASE NA ANÁLISE DISCRIMINANTE

MODELO	CLASSIFICAÇÃO CORRETA PELO MODELO	
	Empresas Solventes (%)	Empresas Insolventes (%)
Kanitz	80	68
Altman	83	77
Elizabetsky	74	63
Matias	70	77
Pereira	90	86

FONTE: MATARAZZO (1998)

JOHNSON e WICHERN (1982) apresentam métodos de decisões discriminantes considerando certas suposições de interesse, dentre as quais destaca-se a função discriminante de Fisher, que tem características de um modelo linear. Para ser construída, esta função 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.

3.1 Função discriminante de Fisher

Seja Π_1 e Π_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 Π_1 e n_2 medidas de X^T para Π_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:

$$\bar{X}_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{j=1}^{n_1} x_{1j} \text{ vetor (px1)};$$

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

$$\bar{X}_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{j=1}^{n_2} x_{2j} \text{ vetor (px1)};$$

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

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

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

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

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

O ponto crítico é definido por:

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

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

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

Com base no método de Fisher descrito anteriormente, tem-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;

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

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$: 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), onde são classificadas as cooperativas insolventes ou solventes, é definida pelo modelo (4) da seguinte maneira: para uma cooperativa com vetor de dados x_k , a cooperativa será alocada na população de cooperativas insolventes se $Y_k \geq 0$; 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.

3.2 Análise discriminante no estudo de insolvência em cooperativas agropecuárias

Das 42 cooperativas agropecuárias do Estado do Paraná objeto deste estudo, 8 foram consideradas cooperativas insolventes, 26 solventes e 8 não foram classificadas segundo informações obtidas junto ao Departamento de Autogestão da Organização das Cooperativas do Estado do Paraná (Ocepar).

O estudo iniciou-se com a coleta de 21 índices financeiros, dos quais, mediante testes de significância ao nível de 5% de probabilidade e estudo de não multicolinearidade dos índices, 6 foram selecionados para a construção do modelo, quais sejam: Capital de Terceiros/Patrimônio Líquido (CT/PL); Passivo Circulante/Capital de Terceiros (PC/CT); Liquidez Geral (LG); Sobra Líquida/Vendas Líquidas (SL/V); Capital Circulante Líquido/Ativo Circulante (CCL/AC); Giro sobre o ativo líquido (Gi).

Nas tabelas 1 e 2 apresentam-se as médias e desvios padrões (D.P.) dos índices financeiros no geral e por grupo (insolvente e solvente) e a matriz de correlação (R).

O modelo discriminante para cooperativas insolventes é obtido de (4) tendo 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/Venda Líquida
- X_5 = Capital Circulante Líquido/Ativo Circulante
- X_6 = Giro sobre o 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.

No quadro 2, apresentam-se os dados obtidos das 34 cooperativas que forneceram todos os índices para a determinação do modelo discriminante de insolvência e sua respectiva predição.

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, p.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 agropecuárias 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). Dessa 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. No quadro 3, pode-se observar que, das oito cooperativas consideradas pelo Departamento de Autogestão da Ocepar como insolventes, seis permaneceram nesta 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 *a priori* como solventes, vinte e quatro permaneceram nesta população e duas foram classificadas como insolventes, o que equivale a 7,69% de erro de classificação (erro tipo II).

No quadro 4 apresenta-se a percentagem de classificação correta segundo o modelo discriminante (5).

TABELA 1 - MÉDIA ARITMÉTICA E DESVIO PADRÃO DE CADA ÍNDICE FINANCEIRO NO GERAL E POR GRUPOS

ÍNDICES	GRUPOS					
	Média			D.P		
	Total	Insolvente	Solvente	Total	Insolvente	Solvente
CT/PL	193,090	336,750	139,65	148,4	276,00	82,80
PC/CT	67,588	43,875	74,885	18,43	24,17	16,43
LG	1,050	0,696	1,159	0,376	0,356	0,382
SL/V	-2,834	-9,482	-0,788	7,619	14,079	4,337
CCL/AC	-15,04	-74,099	3,130	91,10	148,00	67,00
Gi	2,432	0,766	2,944	2,474	0,548	2,784

NOTA: D.P = desvio padrão.

TABELA 2 - MATRIZ DE CORRELAÇÃO GERAL DOS ÍNDICES EM ESTUDO

ÍNDICES	CT/PL	PC/CT	LG	SL/V	CCL/AC	Gi
CT/PL	1					
PC/CT	-0,472	1				
LG	-0,524	0,450	1			
SL/V	-0,571	0,264	0,420	1		
CCL/AC	-0,297	0,314	0,684	0,450	1	
Gi	-0,222	0,552	0,553	0,288	0,349	1

QUADRO 2 - COOPERATIVAS CLASSIFICADAS NOS GRUPOS DE INSOLVÊNCIA E SOLVÊNCIA E SEUS RESPECTIVOS INDICES FINANCEIROS E PREDIÇÃO SEGUNDO O MODELO DISCRIMINANTE

COOP.	SITUAÇÃO	CT/PL	PC/CT	LG	SLV	CCL/AC	Gi	MODELO
1	Solvente	101	76	1,39	1,84	28,68	2,50	Solvente
2	Solvente	76	55	1,13	-4,74	37,76	1,36	Solvente
3	Insolvente	232	24	1,17	-24,38	11,22	0,50	Insolvente
5	Solvente	88	90	1,14	0,48	18,45	4,24	Solvente
6	Solvente	89	76	1,60	5,60	50,02	1,57	Solvente
7	Solvente	124	57	0,97	1,11	28,67	1,49	Solvente
8	Insolvente	363	17	0,96	0,08	4,90	0,42	Insolvente
10	Solvente	59	81	1,06	0,62	-0,66	1,41	Solvente
11	Solvente	236	71	1,08	0,87	33,93	5,70	Solvente
12	Solvente	71	100	0,99	-0,84	-1,00	2,94	Solvente
13	Solvente	105	96	1,37	0,03	27,98	3,04	Solvente
14	Solvente	244	39	1,07	0,43	51,95	1,52	Insolvente
15	Solvente	44	64	2,24	2,25	67,72	2,57	Solvente
16	Solvente	358	78	0,92	-0,55	9,28	2,56	Solvente
17	Solvente	60	100	1,46	-2,22	31,25	3,01	Solvente
18	Insolvente	195	54	1,04	-0,47	42,21	1,95	Solvente
20	Solvente	163	79	1,04	0,4	9,77	2,19	Solvente
21	Solvente	101	81	0,93	0,32	-5,08	1,31	Solvente
22	Solvente	100	48	0,79	0,78	-13,8	1,26	Solvente
23	Solvente	175	65	1,00	-1,71	19,95	1,94	Solvente
25	Insolvente	974	49	0,38	-36,26	-169,36	0,63	Insolvente
26	Insolvente	434	51	0,74	0,30	5,39	0,99	Insolvente
27	Insolvente	423	45	0,42	0,24	-24,15	0,51	Insolvente
28	Solvente	102	100	1,88	2,48	46,28	12,75	Solvente
29	Solvente	193	75	1,00	1,75	-17,04	3,34	Solvente
31	Solvente	185	85	1,01	0,12	5,40	2,25	Solvente
32	Solvente	118	70	1,52	0,59	53,98	2,50	Solvente
33	Solvente	94	74	0,63	-15,38	-257,17	1,65	Solvente
34	Insolvente	55	91	0,71	-13,98	-59,92	0,95	Solvente
37	Insolvente	258	20	0,15	-1,39	-403,08	0,18	Insolvente
38	Solvente	165	94	1,53	1,26	38,64	10,43	Solvente
39	Solvente	102	74	0,94	-7,07	-129,02	1,30	Solvente
41	Solvente	118	69	1,04	1,62	19,79	0,96	Solvente
42	Solvente	360	50	0,42	-10,55	-74,36	0,77	Insolvente

NOTA: As cooperativas número 4, 9, 19, 24, 30, 35, 36 e 40 não foram consideradas inicialmente devido à impossibilidade de sua classificação a priori pelo Departamento de Autogestão da Ocepar.

QUADRO 3 - RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO DAS COOPERATIVAS SEGUNDO O MODELO DISCRIMINANTE

GRUPOS	MODELO DISCRIMINANTE		CLASSIFICAÇÃO <i>A PRIORI</i>
	Insolventes	Solventes	
Insolventes	6	2	8
Solventes	2	24	26
TOTAL	8	26	34

QUADRO 4 - PORCENTAGEM DE ACERTO NA CLASSIFICAÇÃO DE COOPERATIVAS SEGUNDO O MODELO DISCRIMINANTE

CLASSIFICAÇÃO	GRUPOS		TOTAL
	Insolvente	Solvente	
Classificação <i>a priori</i>	8	26	34
Classificação pelo modelo	6	24	30
Porcentagem de acerto	75%	92,3%	88,2%

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

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

No quadro 5, apresenta-se o uso do modelo discriminante (5) para a previsão de cooperativas insolventes no Estado do Paraná que não foram classificadas *a priori* pelo Departamento de Autogestão da Ocepar. Destaca-se que as cooperativas 30, 35 e 40 foram classificadas como solventes pelo modelo discriminante (5).

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. Dessa forma, valora-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, na qual se pressupõe a existência destas condições.

QUADRO 5 - PREVISÃO DE COOPERATIVAS INSOLVENTES POR MEIO DO MODELO DISCRIMINANTE

COOP.	CT/PL	PC/CT	LG	SL/V	CCL/AC	Gi	Y _x	MODELO
4	288	42	1,29	3,08	67,41	3,49	0,1887	Insolvente
30	106	100	0,62	0,25	-62,60	3,69	-3,0724	Solvente
35	192	100	1,43	0,38	29,89	1,31	-5,6393	Solvente
40	77	20	1,63	1,89	62,14	0,39	-0,3044	Solvente

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

4 Análise Logit no estudo da insolvência empresarial

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

4.1 Modelo Logit

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 os mais objetivos possíveis.

A variável dependente foi definida sob duas categorias de cooperativas: solventes e insolventes; as variáveis independentes foram definidas calculando-se um total de 17 variáveis (“índices”) econômico-financeiras 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 em nível multivariado, aplicou-se a técnica de Análise de Componentes Principais (JOHNSON e 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 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 *a priori*. (LIZARRAGA, 1996).

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

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

X_i), é representado da seguinte forma:

onde $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$ é o vetor de valores explicativos para a cooperativa i e β 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,

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

é dada por:

$$\text{Tal que } p_i + q_i = 1.$$

A forma mais conveniente de expressar o modelo

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

Logit é usar a transformação logística, obtendo-se:

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 comparar a probabilidade obtida com uma probabilidade estandar utilizada como ponto de corte. LIZARRAGA (1996) e GALLEGO et al. (1997) consideram o ponto de corte de p igual a 0,5.

O processo de análise foi realizado em cada uma das etapas a seguir:

- a) seleção das variáveis explicativas por meio da Análise de Componentes Principais;
- b) estimação do modelo Logit.

4.2 Seleção das variáveis explicativas

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, fosse evitada 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. CT/PL: Capital de Terceiros/Patrimônio líquido
2. PC/CT: Passivo Circulante/Capital de Terceiros
3. LG: Liquidez Geral
4. SL/V: Sobra Líquida/Vendas Líquidas
5. CCL/AC: Capital Circulante Líquido/Ativo Circulante
6. Gi: Giro sobre o Ativo Líquido
7. SO/V: Sobra Operacional/Vendas Líquidas
8. T-tes: Tesouraria
9. ML: Margem Líquida
10. RSAL: Retorno sobre o Ativo Líquido
11. CDG: Capital de Giro Próprio
12. CCP: Capital e Giro Próprio
13. CF: Ciclo Financeiro
14. TSF: Termômetro da Situação Financeira
15. SA/PL: Sobras Acumuladas/Patrimônio Líquido
16. AP/PL + EL: Ativo Permanente/Patrimônio Líquido + Exigível a longo prazo
17. EMPT + F/AT: Empréstimos e Financiamentos

Bancários/Ativo Total.

Na realização da análise de componentes principais, utilizou-se o *software* MINITAB 12.0. Para os critérios de escolha e exclusão de componentes principais adotou-se o critério de KAISER (1958), e para a regra de descartar variáveis, seguiram-se as recomendações de Jolliffe (1972), citados por MARDIA et al. (1979).

Os fatores relevantes segundo a análise fatorial de componentes principais são os seguintes: $X_2 = PC/CT$; $X_7 = SO/V$; $X_8 = T$ -tes; $X_9 = ML$; $X_{10} = RSAL$; $X_{11} = CDG$; $X_{12} = CCP$.

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

4.3 Estimação do modelo Logit

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.

Na tabela 3 demonstra-se a análise Logit inicial com as variáveis selecionadas pelo análise fatorial de componentes principais.

Pode-se notar que os pequenos valores dos coeficientes das variáveis são devidos, meramente, ao fato de estas variáveis estarem expressas em valores grandes, não sendo menor ou mais importantes que as outras. Cabe observar que, com exceção das variáveis PC/CT e RSAL, um aumento nas outras variáveis indica maior probabilidade de insolvência. Ao analisar a estatística T-razão (ou p-valor), pode-se fazer o teste de significância do coeficiente. Assim, fica claro que as variáveis PC/CT e RSAL são as mais significativas e que as variáveis SO/V, T-test, Margem, CDG e CCP não têm poder preditivo significativo, o que não justifica a inclusão. Finalmente, a matriz de correlação linear de Pearson apresentada na tabela 4 fornece informação de associação entre os estimadores.

Verifica-se na tabela 4 que o coeficiente de correlação das variáveis PC/CT e RSAL, consideradas as mais significativas do modelo Logit, é de 0,117. Ao realizar o teste de hipótese da ausência de um relacionamento linear entre estas duas variáveis, constata-se a não indicação de existência de uma relação linear entre os índices PC/CT e RSAL (p-valor = 0,508)

ao nível de 5% de significância. Ao observar o teste de significância do modelo (teste Qui-Quadrado), pode-se verificar que, apesar da estatística $G = 22,504$ ser significativa ($p = 0,00$), é necessário diminuir o número de variáveis não significativas. Com essa idéia constrói-se um novo modelo com as mesmas sete variáveis, mas utilizando uma forma escalonada (LIZARRAGA, 1997, p.892). O novo modelo Logit estimado sob essa forma permite trabalhar somente com as variáveis PC/CT e RSAL, conforme apresentado na tabela 5.

Assim, o Modelo logit construído pode ser expresso por:

$$\log \left(\frac{p_i}{1 - p_i} \right) = 5,079 - 0,09896 X_2 - 0,12773 X_{10}$$

Conseqüentemente, a probabilidade p_i é escrita da seguinte maneira:

$$P_i = \Pr[Y_i = 1 | X = X_i] = \frac{e^{5,079 - 0,09896 X_2 - 0,12773 X_{10}}}{1 + e^{5,079 - 0,09896 X_2 - 0,12773 X_{10}}}$$

No quadro 6, apresentam-se os resultados concernentes à classificação de cada uma das cooperativas como pertencentes, segundo o modelo Logit, a um ou a outro grupo em estudo: cooperativas insolventes e cooperativas solventes. A classificação de insolvência dada pelo modelo Logit segue o critério de LIZARRAGA (1997) e GALLEGO et al. (1994), que comparam a probabilidade de insolvência de cada cooperativa p_i com o valor 0,5.

Observa-se que das cooperativas classificadas *a priori* como insolventes pelo Departamento de Autogestão da Ocepar apenas as cooperativas 18, 26, 27 e 34 foram classificadas de modo diferente (solvente) pelo modelo Logit, o que redundava no erro tipo I, qual seja, classificar cooperativas insolventes como solventes. É importante mencionar que as cooperativas 18 e 34 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 a cooperativa 14 foi classificada de forma diferente (insolvente) pelo modelo Logit, cometendo-se um erro tipo II, qual seja, classificar cooperativas solventes como insolventes. Esta

TABELA 3 - RESULTADOS DA ANÁLISE LOGIT NA PRIMEIRA ETAPA

PREDICTOR	Coef β	D.P	T-razão	p-valor	Rc	IC de Rc 95%	
						Linf	Lsup
Constante	5,649	3,3520	1,69	0,092			
PC/CT	-0,1131	0,0554	-2,04	0,041	0,89	0,80	1,00
SO/V	0,2213	0,2762	0,80	0,423	1,25	0,73	2,14
T- test	0,0037	0,0046	0,80	0,426	1,00	0,99	1,01
ML	0,0682	0,2123	0,32	0,748	1,07	0,71	1,62
RSAL	-0,4171	0,3102	-1,34	0,179	0,66	0,36	1,21
CDG	0,0023	0,0023	1,00	0,316	1,00	1,00	1,01
CCP	0,000024	0,00002	1,29 0,197	1,00	1,00	1,00	

Log-Verossimilhança = -7,298

Teste Qui-Quadrado do modelo: G = 22,504; grau de liberdade = 7; p-valor = 0,002

NOTA: D.P = desvio padrão; T-razão = estatística do teste de significância de Wald; p-valor = nível descritivo;

Rc = razão de chance e IC de Rc 95%= intervalo de 95% de confiança da razão de chance.

TABELA 4 - MATRIZ DE CORRELAÇÃO LINEAR DE PEARSON DAS VARIÁVEIS

VARIÁVEL	PC/CT	SO/V	T-test	ML	RSAL	CDG	CCP
PC/CT	1						
SO/V	-0,151	1					
T-test	0,205	-0,008	1				
ML	-0,511	0,728	0,041	1			
RSAL	0,117	0,577	0,184	0,527	1		
CDG	-0,129	-0,408	0,029	-0,213	-0,133	1	
CCP	-0,249	0,145	0,066	0,232	-0,034	0,011	1

TABELA 5 - RESULTADOS DA ANÁLISE LOGIT A PARTIR DA FORMA ESCALONADA

PREDICTOR	Coef β	D. P	T-razão	p-valor	Rc	IC de Rc 95%	
						Linf	Lsup
Constante	5,079	2,271	2,24	0,025			
X ₂ =PC/CT	-0,09896	0,038	-2,61	0,009	0,91	0,84	0,98
X ₁₀ =RSAL	-0,12773	0,081	-1,59	0,113	0,88	0,75	1,03

Log-Verossimilhança = -10,611

Test Qui-quadrado do modelo: G = 15,878; grau de liberdade = 2; p-valor= 0,000

NOTA: D.P = desvio padrão; T-razão = estatística do teste de significância de Wald; p-valor = nível descritivo; Rc = razão de chance e IC de Rc 95% = intervalo de 95% de confiança da razão de chance.

QUADRO 6 - CALIBRAÇÃO DOS DADOS SEGUNDO O MODELO LOGIT

COOPERATIVA	CLASSIFICAÇÃO DE INSOLVÊNCIA <i>A PRIORI</i>	PROBABILIDADE DE INSOLVÊNCIA <i>P</i>	CLASSIFICAÇÃO DO MODELO LOGIT
1	0	0,006132	0
2	0	0,276907	0
3	1	0,941988	1
5	0	0,004483	0
6	0	0,027437	0
7	0	0,316040	0
8	1	0,863703	1
10	0	0,027052	0
11	0	0,070422	0
12	0	0,003663	0
13	0	0,004938	0
14	0	0,748080	1**
15	0	0,120019	0
16	0	0,078762	0
17	0	0,018671	0
18	1	0,413697	0*
20	0	0,018835	0
21	0	0,016407	0
22	0	0,398862	0
23	0	0,099655	0
25	1	0,691351	1
26	1	0,212707	0*
27	1	0,485401	0*
28	0	0,000057	0
29	0	0,006638	0
31	0	0,033356	0
32	0	0,115527	0
33	0	0,461599	0
34	1	0,096566	0*
37	1	0,924219	1
38	0	0,001246	0
39	0	0,255942	0
41	0	0,124769	0
42	0	0,134867	0

NOTA: 1= Cooperativa Insolvente; 0 = Cooperativa solvente ; * = Erro tipo I e ** = Erro tipo II.

cooperativa também foi classificada de modo diferente pelo modelo discriminante definido na equação (5).

No quadro 7, observa-se que, das oito cooperativas classificadas pelo Departamento de Autogestão da Ocepar como insolventes, apenas quatro permaneceram nesta população; as outras quatro foram classificadas como pertencentes à outra população (solventes), o que equivale a 50% de erro na classificação (erro tipo I). Já, das cooperativas classificadas *a priori* como solventes, 25 permaneceram nesta população e outras 4 foram classificadas como insolventes, o que equivale a 7,7% de erro na classificação (erro tipo II).

Pode-se observar no quadro 8 que, do total de cooperativas classificadas *a priori* como insolventes e solventes, 50% e 96,2% estavam corretamente

enquadradas na respectiva categoria. Dessa forma, o modelo Logit obtido produz um nível de acerto de 85,3%.

5 Análise comparativa dos modelos discriminante e Logit

Realizando-se uma análise comparativa entre os modelos discriminante e Logit, constata-se, pelo quadro 9, que o modelo discriminante classificou de forma correta 75% das cooperativas insolventes; 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,

QUADRO 7 - RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO SEGUNDO O MODELO LOGIT

GRUPOS A <i>PRIORI</i>	MODELO LOGIT		TOTAL A <i>PRIORI</i>
	Insolventes	Solventes	
Insolventes	4	4	8
Solventes	1	25	26
Total do Modelo	5	29	34

QUADRO 8 - PORCENTAGEM DE ACERTO NA CLASSIFICAÇÃO DE COOPERATIVAS SEGUNDO O MODELO LOGIT

DESCRIÇÃO	GRUPOS		TOTAL
	Insolventes	Solventes	
Total <i>a priori</i>	8	26	34
Classificação pelo modelo	4	25	29
Porcentagem de acerto	50%	96,2%	85,3%

QUADRO 9 - 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	96,2	50,0

apresenta um melhor desempenho, com 96,2% 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 85,3% das cooperativas componentes da população pesquisada.

No quadro 10, observa-se que, enquanto no modelo discriminante duas cooperativas foram classificadas de forma incorreta (erro tipo I), no modelo Logit quatro cooperativas o foram, cometendo-se este mesmo tipo de erro, ou seja, cooperativas insolventes classificadas

como solventes. Esse erro é de grande importância para estudar a eficiência dos modelos, pois o objetivo é minimizar o erro tipo I. (MORA, 1994, p.208-209).

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 porcentagens 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 frequentemente 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.

QUADRO 10 - 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

A maioria dos pesquisadores argumenta 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, 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 pelo 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 por meio de suas demonstrações contábeis e o seu grau de insolvência, ou seja, os dados

contábeis podem fornecer informações valiosas e seguras para antecipar 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 96,2% 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 menos desejável, 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 deste tipo de modelo (distribuição normal de variáveis independentes, igualdade de matrizes de covariância dos dois grupos e ausência de 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 destes demonstrativos.

Referências

- ALTMAN, E. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of business failure. **Journal of Finance**, Chicago, n. 23, p. 589-609, set. 1968.
- BEAVER, W. Financial ratios as predictors of failure: empirical search in accounting: selected studies. **Journal of Accounting Research**, n.4, p. 71-111, jan. 1966. Suplemento.
- BOUROCHE, J.M.; SAPORTA, G. **Análise de dados**. Rio de Janeiro: Zahar, 1980.
- DIETRICH, J. R. Discussion of methodological issues relation to the estimation of financial distress prediction models. **Journal of Accounting Research**,. New Hampshire, v. 2, n. 67,. p. 83-86, nov. 1984. Suplemento.
- ELIZABETSKY, R. **Um modelo matemático para a decisão no banco comercial**. São Paulo, 1976. Trabalho apresentado ao Departamento de Engenharia de Produção da Escola Politécnica da USP.
- FRYDMAN, H.; ALTMAN E.; KAO, D. Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress. **Journal of Finance**, New York, v. 1, n.86, p. 269-291, mar. 1985.
- GABÁS, F. **Técnicas actuales de análisis contable**: valuación de la solvencia empresarial. Madrid: Instituto de Contabilidad y Auditoria de Cuentas, 1990.
- GALLEGO, A. M. ; GÓMEZ, J.S.; YÁÑES, L. Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras. **Actualidad Financiera**, Alicante, n. 5, p. 3-13, maio 1997.
- JOHNSON, R.A.; WICHERN, D.W. **Applied multivariate statistical analysis**. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1982.
- KANITZ, S. C. **Como prever falências**. São Paulo: McGraw-Hill, 1978.

KAISER, H.F. The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. **Psychometrika**, v. 23, p. 187-200, jan. 1958.

LEV, B. **Análisis de estados financieros, un nuevo enfoque**. Madrid : Esic, 1978.

LIZARRAGA D. F. **Modelos multivariantes de previsión del fracaso empresarial**: una aplicación a la realidad de la información contable Española. Pamplona, 1996. Tese (Doutorado) - Departamento Gestión Empresas, Universidad Pública de Navarra, Julio.

MARDIA, K. V.; KENT, J. T.; BIBBLY, J.M. **Multivariate analysis**. London: Academic Press, 1979.

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. São Paulo, 1978. Trabalho apresentado ao Departamento. de Administração da Faculdade de Economia e Administração da USP, 1978.

MORA, A. E. Los modelos de predicción del fracaso empresarial: una aplicación empírica del Logit. **Revista Española de Financiación y Contabilidad**, Valencia, v. 23, n. 78, p. 203-233, jan.-mar. 1994.

RAO, C.R. **Linear statistical inference and its applications**. 2. ed New York: John Wiley and Sons, 1973.

SILVA, J. P. **Análise financeira das empresas**. São Paulo: Atlas, 1996.