



**AgEcon** SEARCH  
RESEARCH IN AGRICULTURAL & APPLIED ECONOMICS

*The World's Largest Open Access Agricultural & Applied Economics Digital Library*

**This document is discoverable and free to researchers across the globe due to the work of AgEcon Search.**

**Help ensure our sustainability.**

Give to AgEcon Search

AgEcon Search

<http://ageconsearch.umn.edu>

[aesearch@umn.edu](mailto:aesearch@umn.edu)

*Papers downloaded from **AgEcon Search** may be used for non-commercial purposes and personal study only. No other use, including posting to another Internet site, is permitted without permission from the copyright owner (not AgEcon Search), or as allowed under the provisions of Fair Use, U.S. Copyright Act, Title 17 U.S.C.*



## **UTILIZAÇÃO DA FUNÇÃO DE ANÁLISE DISCRIMINANTE LINEAR E O MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA NA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA DE COOPERATIVAS AGRÍCOLAS DO ESTADO DO PARANÁ**

**ROBERTO MAX PROTIL; WESLEY VIEIRA DA SILVA;**

**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ**

**CURITIBA - PR - BRASIL**

**protil@ppgia.pucpr.br**

**APRESENTAÇÃO COM PRESENÇA DE DEBATEDOR**

**INSTITUIÇÕES E ORGANIZAÇÕES NA AGRICULTURA**

### **Utilização da função de análise discriminante linear e o modelo de regressão logística na previsão de insolvência de cooperativas agrícolas do estado do Paraná**

**Grupo de Pesquisa: Instituições e Organizações na Agricultura**

## **1 INTRODUÇÃO**

Uma grande variedade de técnicas estatísticas e/ou econométricas vem sendo desenvolvida com o objetivo de reduzir as perdas provenientes de concessões equivocadas de crédito ou de previsão de insolvência. Os primeiros estudos sobre previsão de insolvência foram elaborados por volta da década de 30. Contudo, esse assunto somente ganhou impulso ao longo da década de 60.

Segundo CASTRO JUNIOR (2003) as questões relativas às dificuldades financeiras de empresas têm grande importância para um público diverso como instituições financeiras fornecedoras de crédito, especialistas em investimentos, investidores em geral, auditores contábeis, consultores, gestores de empresas e empregados, acadêmicos, pesquisadores e estudantes de escolas de negócio. Portanto, modelos estatísticos de previsão tornam-se ferramentas poderosas, dado que podem ajudar a esses diversos segmentos a ter informações que levem a tomada de decisões estratégicas, podendo em alguns casos evitar a falência ou então diminuir os custos associados a esta.

O primeiro estudo realizado no sentido de prever a falência de empresas foi realizado por FITZPATRICK em 1932, utilizando-se de indicadores de desempenho de empresas solventes e comparando-os com indicadores de empresas insolventes. Este trabalho levou FITZPATRICK a concluir que os índices extraídos de demonstrações contábeis podem fornecer indicações importantes quanto ao risco de insolvência das empresas.

Outros estudos que utilizaram técnicas estatísticas no intuito de prever a falência de empresas foram realizados por BEAVER em 1966 e por ALTMAN em 1968 trabalhando com a Análise Discriminante Linear (AD). A utilização da Regressão Logística (RL) deu-se com OHLSON em 1980. A partir deste momento, a RL passou a ser o método preferido pelos pesquisadores por ter pressupostos mais simples.

Em seu estudo GIMENES e OPAZO (2001) dão a seguinte descrição sobre os modelos estatísticos de previsão de falências:

*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 Brasil, os primeiros trabalhos sobre previsões de insolvência datam dos anos 70. Notadamente a técnica empregada em grande parte desses estudos foi a análise discriminante linear multivariada. A utilização da análise discriminante permite que se avalie a importância de cada indicador financeiro numa base multivariada.

A idéia central deste trabalho é tentar modelar o fator de risco de insolvência, neste caso, índices encontrados nos demonstrativos contábeis das empresas, utilizando-se as técnicas de modelos de *Credit e Behavior Scoring*. Procura-se comparar os modelos de previsão de falências construídos por meio de técnicas estatísticas multivariadas de Análise Discriminante e Análise de Probabilidade Condicional, mais conhecida como Logit, em cooperativas agrícolas do Paraná.

ANDRADE (2004) em sua tese de doutoramento intitulada **Desenvolvimento de Modelos de Risco de Portifólio Para Carteiras de Crédito a Pessoas Físicas**, realizou um balanço dos estudos realizados ao longo do período compreendido entre 1976 e 1996 e concluiu, à exceção do trabalho de CARMO, onde foi usada a análise fatorial, que os trabalhos de ELIZABETSKY, KANITZ, MATIAS, ALTMAN-BAYDIA-DIAS, MARQUES, BRAGANÇA e BRAGANÇA, KASZNAR, NUNES e SANTOS, empregaram a análise de discriminante na estimação de modelos voltados à previsão de falência de empresas financeiras e não financeiras.

Vale salientar que não é propósito deste trabalho fazer a previsão dos custos da insolvência, ou mesmo prever o lucro gerado por uma empresa solvente. Assumiu-se como pressuposto o fato das informações contidas nos relatórios contábeis serem verídicas.

Este trabalho encontra-se estruturado em cinco seções. A segunda seção traz os aspectos metodológicos do trabalho, inserindo-se nesse contexto, a caracterização da pesquisa, a coleta dos dados e o método de análise. A terceira seção retrata a revisão de literatura

pautando-se nos trabalhos já abordados na literatura. A quarta seção trata dos resultados empíricos das estimações dos parâmetros do modelo formulado. A quinta seção enfoca as considerações finais e recomendações para trabalhos futuros.

## 2- ASPECTOS METODOLÓGICOS

### 2.1- Coleta dos Dados

Este estudo utilizará o banco de dados fornecido pelo Departamento de Autogestão da Organização das Cooperativas do Estado do Paraná (OCEPAR) para o ano de 2003. Os dados referem-se a 42 cooperativas do ramo agrário do estado do Paraná, onde 08 cooperativas foram consideradas insolventes, 26 foram consideradas como solventes e 8 não foram classificadas. Os indicadores contábeis utilizados para prever a falência foram os seguintes:

- Capital de Terceiros / Patrimônio Líquido (CT/PL) -  $X_1$ ;
- Passivo Circulante / Capital de Terceiros (PC/CT) -  $X_2$ ;
- Liquidez Geral (LG) -  $X_3$ ;
- Sobra Líquida / Vendas Líquidas (SL/V) -  $X_4$ ;
- Capital Circulante Líquido / Ativo Circulante (CCL/AC) -  $X_5$ ;
- Giro / Ativo Líquido ( $G_i$ ) -  $X_6$

Este estudo propõe utilizar a análise descritiva, calculando-se as estatísticas básicas: média, desvio padrão, valores máximos e mínimos, correlação e por fim a razão de *odds* de cada uma das seis variáveis estudadas. Estes índices darão uma idéia prévia do comportamento dos indicadores contábeis com relação à falência das cooperativas.

Cabe esclarecer que a razão de *odds* é a chance de se observar casos expostos ao fator de risco sobre a chance de se observar controles expostos ao fator de risco. Se a exposição ao fator de risco for a mesma para casos e controles o *odds ratio* vale 1. Também é chamado de *razão de chances*. Em outras palavras, pode ser definida como um valor numérico que mostra quantas vezes um fator aumenta a chance de ocorrer o fato em questão (neste caso a falência) numa determinada população.

### 2.2 Caracterização da Pesquisa

Este trabalho visa comparar os modelos de previsão de falências construídos por meio de técnicas estatísticas multivariadas de Análise Discriminante e Análise de Probabilidade Condicional, mais conhecida como Logit em cooperativas agrícolas do Paraná. Adotou-se a pesquisa aplicada como metodologia, pois tal como ressalta SALOMON (1991) esse tipo de pesquisa visa a aplicação de leis, teorias e/ou modelos, com vistas à descoberta de soluções ou diagnosticar realidades.

O método de pesquisa utilizado foi o dedutivo, que é definido por LAKATOS e MARCONI (1991) como um método no qual a busca por soluções parte de teorias ou leis previamente aceita. A falência, assim como a inadimplência, como não poderia deixar de ser, é um tema bastante debatido nos meios acadêmicos, não somente na área de economia como também na área de Administração. No que tange ao tipo de pesquisa adotado, numa primeira etapa optou-se por um estudo exploratório que nas visões de HAIR *et al.* (2005) é bastante útil quando se dispõe de pouca teoria disponível para orientar as previsões das variáveis investigadas, sendo orientadas para a descoberta.

Na etapa posterior, esta pesquisa pode ser caracterizada como causal uma vez que procura determinar qual influência as variáveis independentes ou explicativas exercem sobre a variável dependente ou explicada que é uma variável dicotômica onde indica a falência ou não da cooperativa analisada. Os estudos causais segundo HAIR *et al.* (2005) procuram testar se um evento causa um outro evento ou não. Esses estudos na visão desses autores são de grande valia para os indivíduos responsáveis pelas decisões, possibilitando prever o que acontecerá se efetuarem alguma mudança.

### 2.3 Método de Análise

O tratamento dispensado aos dados coletados se deu por meio das técnicas estatísticas de Análise Discriminante e da Regressão Logística, que são definidas como técnicas estatísticas multivariadas onde procuram levantar relacionamentos entre uma variável não-métrica, ou categoria, e um conjunto de variáveis métricas.

No estudo em questão, o uso dessas técnicas busca determinar quais as características pertinentes à previsão das falências ou das não falências de cooperativas agrícolas do Estado do Paraná.

Após a análise inicial, estimou-se o modelo de análise discriminante dos dados. Para a análise discriminante foi usada a regressão linear múltipla, pois tal como fora mencionado anteriormente, a variável dependente é dicotômica, ela tem propriedades idênticas a Análise Discriminante. Assim, a expressão que denota a análise discriminante foi dada por:

$$\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \varepsilon \quad (1)$$

Onde  $\alpha$  é uma constante de ajuste vertical,  $X_i$  são as variáveis descritas na sub-seção 2.1 e  $\varepsilon$  é um erro aleatório. Para determinar se uma empresa é insolvente foi utilizado um ponto de corte no *score* conforme descrito abaixo:

-  Cooperativa Insolvente: se *score*  $\geq 0,50$ ;
-  Cooperativa Solvente: caso contrário (c. c.)

Por outro lado, o modelo logit pode ser expresso matematicamente através da seguinte equação:

$$y = \frac{\exp(\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \varepsilon)}{1 - \exp(\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \varepsilon)} \quad (2)$$

Onde  $\alpha$  é uma constante de ajuste vertical,  $X_i$  são as variáveis descritas na subseção 2.1 e  $\varepsilon$  é um erro aleatório. Para determinar se uma empresa é insolvente foi utilizado um ponto de corte na probabilidade de falência, conforme:

-  Cooperativa Insolvente: se prob.  $\geq 0,50$ ;
-  Cooperativa Solvente: caso contrário (c.c.).

A comparação quantitativa entre os modelos foi feita pelo percentual de acerto do modelo, calculado utilizando-se a predição do modelo para as observações já conhecidas (resultado esperado) contra o resultado real. Todas as análises estatísticas foram realizadas pelo MINITAB versão 14.

## 3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 3.1 O Conceito de Risco

Risco é a possibilidade de perigo, incerto porém previsível, que ameaça de dado à pessoa ou a coisa. Na linguagem bancária, risco é o que decorre do negócio entre banqueiros ou entre o banco e os correntistas (SECURATO, 2002).

O risco é algo que está presente o tempo todo no cotidiano das pessoas, seja pessoal e profissional, independente de níveis sociais ou ramos de atividades empresariais. Todos que operam com crédito têm como objetivo rentabilizar o capital empregado, ou seja, os recursos são captados com quem os têm em excesso e emprestado a quem tem falta de recursos.

SCHRICKEL (1995) diz que embora a análise de crédito deva lidar com eventos passados do tomador de empréstimos, as decisões de crédito devem considerar o futuro desse mesmo tomador. O risco situa-se no futuro; no passado encontra-se apenas história.

O risco de crédito é aquele em que a contraparte não cumpre a obrigação de transferência de fundos para a liquidação do pagamento, tanto na data acertada quanto em qualquer outra data futura. Em geral, esse risco está associado à insolvência da contraparte responsável pela transferência de fundos (LEONI, 1998).

O risco de liquidez caracteriza-se pelo atraso no recebimento de fundos, para liquidação do pagamento, em relação à data contratada. O atraso obriga o recebedor dos fundos a financiar no mercado o desequilíbrio de fluxo de caixa resultante, caso não queira causar prejuízo a sua reputação perante os credores. Até que a liquidação esteja completada, o banco não possui certeza dos fundos que receberá por meio do sistema de pagamentos e se a liquidez de seu fluxo de caixa está adequada. Essa incerteza gera ineficiências, pois eleva os encaixes precaucionais de reservas (BACEN, 2002).

Outra importante fonte de risco é a possibilidade de o pagamento contratado ser revogado ou ser condicionado a algum outro evento. Esse problema relaciona-se à base legal que fundamenta as transações no sistema de pagamentos. Para que essa fonte de incerteza seja eliminada, é importante que o desenho dos sistemas garanta a finalização dos pagamentos no momento da sua contratação, evitando a possibilidade de revogabilidade e condicionalidade (BACEN, 2002).

Cada vez que o banco concede um empréstimo ou um financiamento está assumindo o risco de não receber, ou seja, o cliente pode não cumprir a promessa de pagamento, talvez devido ao seu caráter, a sua capacidade de gestão ou a fatores externos adversos (inadimplência de seus clientes, instabilidade na economia, etc.). A boa qualidade da carteira de crédito é certamente um fator de segurança para seus acionistas e depositantes.

### **3.2 Aspectos Gerais sobre Falências**

FAMÁ E GRAVA (2000) explicam que a relação entre liquidez das empresas, liquidez dos ativos financeiros e as causas da insolvência são complexas. A baixa liquidez tanto pode ser a causa da insolvência como pode ser a consequência.

Segundo BONOMO (2002), a insolvência ocorre quando a empresa é incapaz de pagar suas obrigações em seu vencimento. Para ALTMAN (1968), a insolvência de uma empresa é declarada quando os acionistas recebem uma rentabilidade por suas ações menor que a oferecida pelo mercado, que trabalha com ações similares. Já para LEV (1978), o estado de insolvência de uma empresa pode ser a incapacidade de pagar suas obrigações financeiras em seu vencimento, assim como, quando seu ativo estiver inferior ao valor de seu passivo.

BRESSAN E BRAGA (2001) relacionam vários pontos de vista em relação às causas que podem contribuir para um estado de insolvência. Para ARAÚJO E FUNCHAL (2004), são

as condições econômicas e as medidas políticas que exercem influência para situação de solvência ou insolvência. Com relação aos bancos, destaca que a insolvência é devido a fatores como fraude, imprudência administrativa, ocorrência de prejuízos consecutivos, além da influência dos aspectos macroeconômicos. LEMES JR (2002) aponta causas de origem externa como forte queda de demanda, fase depressiva da economia, crises econômicas, políticas governamentais, mudanças sociais radicais e significantes. Destaca também causas internas, como ineficácia da direção, estratégias errôneas e inadequadas, além de sistema produtivo ineficiente, endividamento excessivo, alta morosidade, entre outros. COPELAND e WESTON (1992) consideraram como parâmetros para insolvência a análise de debêntures, crédito comercial e empréstimos bancários. A Figura 1 apresenta dois gráficos com os números de falências requeridas e falências decretadas nos últimos 10 anos.

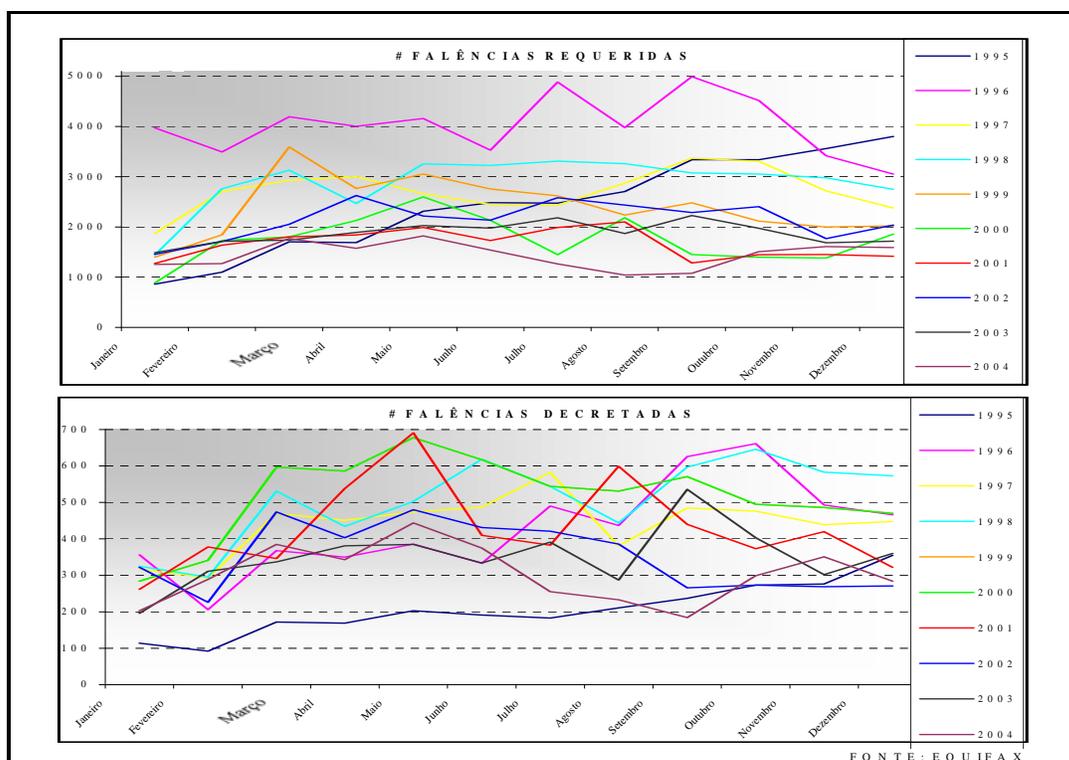


Figura1: Número de falências decretadas e requeridas no Brasil nos últimos 10 anos.

Em seu trabalho CASTRO JUNIOR (2003) diz que apesar de não existir uma teoria definitiva sobre a previsão de falências, estudos têm sido realizados com o objetivo de se conhecer antecipadamente se uma empresa corre o risco de se tornar insolvente. O primeiro foi realizado por BEAVER (1966) com empresas que não haviam cumprido suas obrigações financeiras nas datas de vencimento. Foram estudados seis indicadores financeiros: Fluxo de Caixa / Total de Endividamento; Lucro Líquido / Ativo Total;

Passivo Circulante + Exigível a Longo Prazo / Ativo Total; Capital de Giro / Ativo Total; Intervalo sem Crédito. Os indicadores foram estudados separadamente e utilizou-se uma escala dicotômica, onde os índices foram ordenados e um ponto de corte foi escolhido de modo que resultasse em um menor número de classificações incorretas. Neste estudo BEAVER chegou à conclusão que o Fluxo de Caixa / Total de Endividamento era o melhor índice para discriminar empresas solventes de empresas insolventes.

Em 1976 KANITZ testou a eficiência da análise de índices financeiros para a previsão de falências em empresas brasileiras. Foram estudadas por meio da técnica de diferença de médias 21 empresas insolventes contra 21 solventes. Este estudo concluiu que 81 indicadores financeiros tinham poder discriminatório para a previsão de falências.

O modelo apresentado por ALTMAN em 1968 provou que o uso da técnica multivariada, ou seja, a combinação dos indicadores financeiros tem maior poder preditivo do que as técnicas univariadas utilizadas anteriormente para prever falências. ALTMAN modelou cinco índices pela Análise Discriminante Linear, são eles: Ativo Corrente – Passivo corrente (Capital de Giro) / Ativo Total ( $X_1$ ); Lucros Retidos/ Ativo Total ( $X_2$ ); Lucros antes de Juros e Impostos / Ativo Total ( $X_3$ ); Valor de Mercado do Equity / Exigível Total ( $X_4$ ); Vendas/ Ativo Total ( $X_5$ ). O Modelo Z-Score foi muito mais contributivo com os estudos de previsão de falência. Ele demonstrou que a Análise Discriminante Linear era mais adequada e robusta em suas conclusões que a Análise Univariada.

O Modelo ZETA foi desenvolvido em 1977 por ALTMAN, HALDEMAN & NARAYANAN, em CAQUETE, ALTMAN & NARAYANAN (2000). Uma diferença com o modelo anterior proposto por ALTMAN foi a escolha de empresas de maior porte para a amostra de dados. Foram selecionados empresas com ativos totais, dois anos antes da falência, na faixa de U\$100 milhões.

Em 1979 foi publicado o primeiro estudo brasileiro a utilizar as técnicas propostas por ALTMAN para resolver a questão da previsão de problemas financeiros em empresas (CASTRO JUNIOR, 2003). A amostra dos dados foi composta por 23 empresas com problemas financeiros e 35 empresas aparentemente saudáveis. Os indicadores contábeis modelados foram os mesmos utilizados por ALTMAN em 1968.

Em 1980 OHLSON apresentou um modelo de previsão de falências gerado com as técnicas de Análise de Regressão Linear. Esta técnica foi escolhida basicamente por dois aspectos: (a) Análise Discriminante Linear possui uma série de pressupostos que dificultam o estudo, tais como normalidade dos resíduos, independência das variáveis preditoras, etc.; (b) o resultado da análise discriminante é um *score*, enquanto que o resultado da regressão logística é uma probabilidade de falha.

### 3.3 O Cooperativismo no Brasil: O caso do Paraná

No Congresso realizado em comemoração ao Centenário da Aliança Cooperativa Internacional, em setembro de 1995, os congressistas, representando cooperativistas do mundo inteiro, consubstanciaram os princípios básicos do Cooperativismo, como sendo (OCEPAR, 2005):

- Adesão voluntária e livre; gestão democrática e livre; participação econômica dos membros; autonomia e independência; educação, formação e informação; intercooperação e o interesse pela comunidade.

O Brasil fechou o ano de 2003 com aproximadamente 6 milhões de cooperados distribuídos em 7.355 cooperativas singulares agrupadas em 81 cooperativas centrais. As cooperativas brasileiras geraram 182 mil empregos e movimentaram um saldo equivalente a 6% do PIB nacional. Algumas curiosidades a respeito desse tema:

- 11 milhões de brasileiros são usuários das cooperativas médicas; 3 milhões de brasileiros são usuários das cooperativas odontológicas; a frota própria das cooperativas de transporte é de 5.000 veículos; 11.000 alunos frequentam escolas-cooperativas, 10 mil unidades residenciais estão sendo construídas pelas cooperativas habitacionais, 2.137 é o número de pontos de atendimento das Cooperativas de Crédito, 115.000 quilômetros é a extensão da rede elétrica das Cooperativas de Infra-Estrutura e 1.902 foi o ano de fundação da mais antiga cooperativa em funcionamento no país.

Todas as informações anteriores foram retiradas do site da Organização Brasileira de Cooperativas - OCB. O ramo agropecuário é composto por cooperativas de produtores rurais, agropastoris e de pesca. Este é um dos ramos com maior número de cooperativas e cooperados no Brasil, pois o leque de atividades econômicas abrangidas por esse ramo é enorme e sua participação no PIB em quase todos os países é significativa. Essas cooperativas geralmente cuidam de toda a cadeia produtiva, desde o preparo da terra até a industrialização e comercialização dos produtos.

No Paraná, o cooperativismo teve origem nos pioneiros esforços cooperativistas nas comunidades de imigrantes europeus, que procuraram organizar suas estruturas de compra e venda em comum, além de suprir suas necessidades de educação e lazer, através de sociedades cooperativistas.

A partir de 1983 o cooperativismo paranaense realizou uma experiência altamente positiva, pioneira no Brasil, no que concerne ao desatrelamento da ingerência estatal nas cooperativas. Após ampla discussão entre governo, entidades de representação e cooperativas foi implantado o Projeto Piloto de autofiscalização que permitiu alicerçar os primeiros passos rumo à autogestão das cooperativas no Paraná. Com a finalidade de viabilizar condições de participação e integração de um maior número de lideranças cooperativistas nas discussões sobre temas do interesse comum do sistema, promover um relacionamento maior entre os diversos segmentos de cooperativas filiadas à OCEPAR, implantar as bases para a autogestão do sistema cooperativista através da discussão e intercâmbio de experiências e procedimentos técnicos e administrativos adotados em nível regional e estadual, entre outras, a OCEPAR criou, em 1991, os Núcleos Regionais Cooperativistas. Para tanto, o Estado foi dividido em 05 Núcleos, de acordo com a localização geográfica e área de ação de todas as cooperativas (OCEPAR, 2005).

#### 4- RESULTADOS EMPÍRICOS

Este estudo propõe utilizar a análise descritiva, calculando-se as estatísticas descritivas: média aritmética, desvio padrão, valores máximos e mínimos, correlação e, por fim, a razão de *odds* de cada uma das seis variáveis estudadas. Estes índices darão uma idéia prévia do comportamento dos indicadores contábeis com relação à falência das cooperativas. O Quadro 1 a seguir evidencia as estatísticas descritivas usadas na avaliação das variáveis pesquisadas.

**Quadro 1: Análise descritiva das seis variáveis envolvidas no estudo**

Índices	Situação	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
CT/PL	Solvente	139,700	82,800	44,000	360,000

	Insolvente	366,800	276,000	55,000	974,000
	Total	193,100	175,800	44,000	974,000
<b>PC/PT</b>	Solvente	74,880	16,460	39,000	100,000
	Insolvente	43,880	24,170	17,000	91,000
	Total	67,590	22,530	17,000	100,000
<b>LG</b>	Solvente	1,160	0,382	0,420	2,240
	Insolvente	0,696	0,356	0,150	1,170
	Total	1,051	0,421	0,150	2,240
<b>SL/V</b>	Solvente	-0,789	4,337	-15,380	5,600
	Insolvente	-9,480	14,080	-36,260	0,300
	Total	-2,830	8,390	-36,260	5,600
<b>CCL/AC</b>	Solvente	3,130	67,000	-257,200	67,700
	Insolvente	-74,100	148,000	-403,100	42,200
	Total	-15,000	95,700	-403,100	67,700
<b>GI</b>	Solvente	2,945	2,784	0,770	12,750
	Insolvente	0,766	0,548	0,180	1,950
	Total	2,432	2,611	0,180	12,750

Por outro lado, o Quadro 2 retrata os valores dos coeficientes de correlação linear de Pearson para as variáveis utilizadas no modelo. Observa-se que a maior correlação é a do CCL/AC com a LG de 0,684 e a menor é a do GI com o CT/PL. Este quadro mostra que as variáveis em geral não possuem uma correlação acentuada.

**Quadro 2: Análise de correlação entre as seis variáveis envolvidas no estudo**

Índices	CT/PL	PC/CT	LG	SL/V	CCL/AC	GI
<b>CT/PL</b>	1,000					
<b>PC/CT</b>	-0,472	1,000				
<b>LG</b>	-0,524	0,450	1,000			
<b>SL/V</b>	-0,571	0,264	0,420	1,000		
<b>CCL/AC</b>	-0,297	0,314	0,684	0,450	1,000	
<b>GI</b>	-0,222	0,552	0,553	0,288	0,309	1,000

Analisando cada uma das seis variáveis separadamente, através do Quadro 3 pode-se inferir que: As cooperativas que possuem CT/PL acima de 232 mi possuem 80% mais chances de falir do que as outras empresas. As com PC/CT menores que 50 têm 90% mais chances de vir a se tornarem insolventes, já as que possuem mais que 81 têm 177% mais probabilidade de continuar solvente. A LG da cooperativa deve ser maior que 0,80 para que ela não corra risco alto de falência. Se a SL/V for negativa, a chance de falência aumenta em 50% com relação às outras cooperativas estudadas, enquanto que um CCL/VC negativo faz aumentar a probabilidade em 38%. A empresa com GI negativo está praticamente fadada ao fracasso. A chance de insolvência aumente em 98%.

É conveniente ressaltar que este estudo mostra o que as características individuais ocasionam às empresas, no entanto somente o conjunto dessas variáveis em atuação pode levar a uma situação de falência. Portanto, estes índices servem como ótimos indicativos de alerta, mas não como “profecias”.

**Quadro 3: Razão de odds para as 6 variáveis envolvidas no estudo**

CT/PL	Solvente	Insolvente	Total	% S	% I	% TOT	odds
ate 1,00	8	1	9	30,8%	12,5%	26,5%	2,46
1,00 - 1,24	9		9	34,6%	0,0%	26,5%	-
1,63 - 1,95	5	1	6	19,2%	12,5%	17,6%	1,54
>= 2,32	4	6	10	15,4%	75,0%	29,4%	0,21
<b>Total</b>	<b>26</b>	<b>8</b>	<b>34</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	

PC/CT	Solvente	Insolvente	Total	% S	% I	% TOT	odds
<= 5,0	3	5	8	11,5%	62,5%	23,5%	0,18
5,1 - 7,0	6	2	8	23,1%	25,0%	23,5%	0,92
7,1 - 8,0	8		8	30,8%	0,0%	23,5%	-
>= 8,1	9	1	10	34,6%	12,5%	29,4%	2,77
<b>Total</b>	<b>26</b>	<b>8</b>	<b>34</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	

LG	Solvente	Insolvente	Total	% S	% I	% TOT	odds
<= 0,80	3	5	8	11,5%	62,5%	23,5%	0,18
0,81 - 1,00	7	1	8	26,9%	12,5%	23,5%	2,15
1,01 - 1,13	7	1	8	26,9%	12,5%	23,5%	2,15
>= 1,14	9	1	10	34,6%	12,5%	29,4%	2,77
<b>Total</b>	<b>26</b>	<b>8</b>	<b>34</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	

SL/V	Solvente	Insolvente	Total	% S	% I	% TOT	odds
< 0,00	8	5	13	30,8%	62,5%	38,2%	0,49
0,00 - 0,90	10	3	13	38,5%	37,5%	38,2%	1,03
> 1,00	8		8	30,8%	0,0%	23,5%	-
<b>Total</b>	<b>26</b>	<b>8</b>	<b>34</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	

CCL/AC	Solvente	Insolvente	Total	% S	% I	% TOT	odds
< 0,00	8	4	12	30,8%	50,0%	35,3%	0,62
ate 3,0	9	3	12	34,6%	37,5%	35,3%	0,92
> 3,0	9	1	10	34,6%	12,5%	29,4%	2,77
<b>Total</b>	<b>26</b>	<b>8</b>	<b>34</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	

GI	Solvente	Insolvente	Total	% S	% I	% TOT	odds
<= 0,99	2	7	9	7,7%	87,5%	26,5%	0,09
1,00 - 1,99	10	1	11	38,5%	12,5%	32,4%	3,08
>= 2,00	14		14	53,8%	0,0%	41,2%	-
<b>Total</b>	<b>26</b>	<b>8</b>	<b>34</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	<b>100,0%</b>	

A análise discriminante utilizada nesse estudo procurou determinar os pesos dos indicadores que foram selecionados. É importante salientar que na análise discriminante, bem como em 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 (GIMENES E OPAZO, 2001). Assim, o modelo estimado a partir da técnica de análise discriminante encontra-se no Quadro 4 a seguir:

**Quadro 4: Estimação da Função Discriminante para as Cooperativas Agropecuárias**

$\hat{Y}_x = \alpha + x^* \beta_i$					
		Coef	SE Coef	T	P-Value
$\beta_i$	CONS	0,768200	0,405700	1,890000	0,069000
	CT/PL	0,000490	0,000518	0,950000	0,352000
	PC/CT	-0,007886	0,003597	-2,190000	0,037000
	LG	-0,128100	0,254200	-0,500000	0,619000
	SL/V	-0,009205	0,009624	-0,960000	0,347000
	CCL/AC	-0,000012	0,000936	-0,010000	0,990000
	GI	0,005660	0,032430	0,170000	0,863000

**S = 0,342022    R-Sq = 48,4%    R-Sq (adj) = 36,9%**

NOTA: SE Coef = Coeficientes ajustados ; T-razão = estatística do teste de significância de Wald ; P - Value = nível descritivo

O modelo estimado por meio do método dos mínimos quadrados ordinários forneceu um coeficiente de explicação ( $R^2$ ) em torno de 0,484, o que equivale em termos percentuais a 48,4% dos dados ajustados pelo modelo. Isso indica que 51,6% das variações não foram captadas pelas variáveis avaliadas e podem ser atribuídas a fatores aleatórios. A Figura 2 evidencia o gráfico onde mostra a análise de resíduos do modelo estimado. Os resíduos atendem os pressupostos de normalidade.

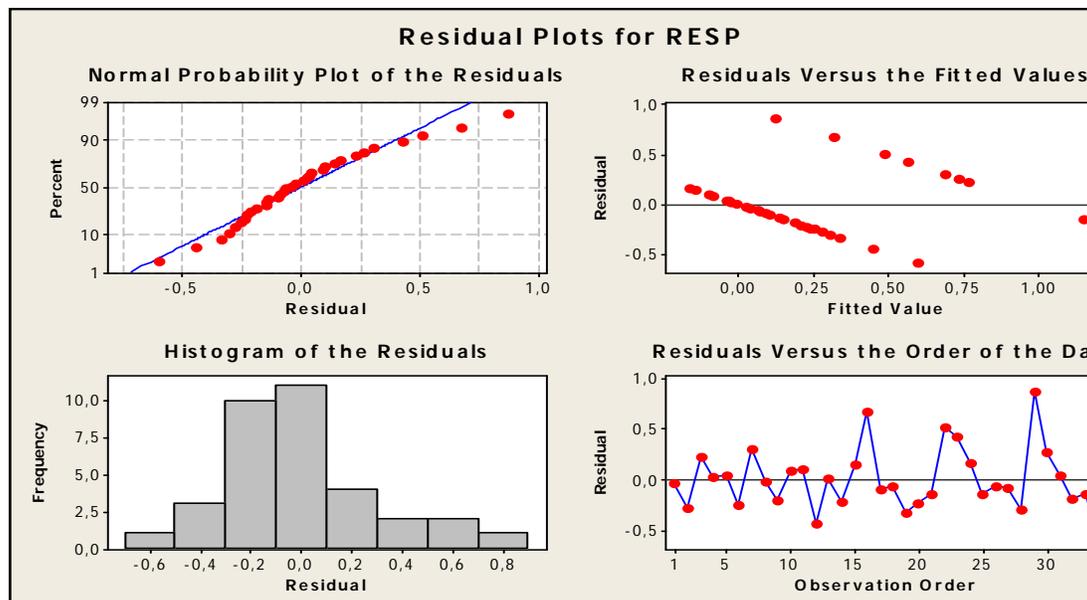


Figura 2: Gráficos de análise dos resíduos

Ademais, 4 das 8 empresas não classificadas pela OCEPAR foram classificadas valendo-se do modelo discriminante que se encontra exposto no Quadro 4.

Quadro 4: Previsão para quatro das empresas não classificadas pela OCEPAR

Cooperativas	$Y_i$	Previsões
4	0,403	Solvente
30	-0,029	Solvente
35	-0,106	Solvente
40	0,423	Solvente

Por outro lado, o Quadro 5 mostra a *performance* do modelo estimado, onde é apresentada a comparação entre a classificação prevista pelo modelo e a classificação definida, *a priori*:

Quadro 5: Previsão esperada *versus* real do Modelo Discriminante

Grupos	Modelo Linear		Classificação (a priori)	% de Acerto do Modelo
	Insolventes	Solventes		
Insolventes	5	3	8	62,5%
Solventes	1	25	26	96,2%
Total	6	28	34	88,2%

Observa-se, também, por meio do quadro anterior que o modelo obteve um percentual de sucesso de 88,2%, sendo que o grupo de cooperativas solventes foi discriminado 96,2% e o grupo de insolventes 62,5%. Por outro lado, utilizou-se também a técnica de previsão por meio da regressão logística. Tal método procura classificar as cooperativas avaliadas numa escala de zero até a unidade [0; 1], estabelecendo de forma direta, uma relação entre o valor obtido através do *logit* e a probabilidade da empresa ser solvente ou insolvente, relacionando esse valor ao risco de não recebimento do empréstimo. O Quadro 6 evidencia os resultados obtidos para a regressão logística.

Quadro 6: Estimação do Modelo de Regressão Logística

$Yx = \exp(\alpha + x \cdot \beta_i) / 1 - \exp(\alpha + x \cdot \beta_i)$		Coef	SE Coef	Z	P-Value	odds
$\alpha$	CONS	1,158400	6,368810	0,18	0,856	
	CT/PL	0,005741	0,008041	0,71	0,475	1,01
$\beta_1$	PC/CT	-0,012481	0,047734	-0,26	0,794	0,99
	LG	-0,043670	4,513590	-0,01	0,992	0,96
	SL/V	-0,075293	0,116499	-0,65	0,518	0,93
	CCL/AC	0,001716	0,010057	0,17	0,865	1,00
	GI	-2,140360	1,768010	-1,21	0,226	0,12

Log-Verossimilhança = -8,118

Teste Qui-Quadrado do modelo: G = 20,865, Grau de Liberdade = 6, P-Value = 0,002

NOTA: SE Coef = Coeficientes ajustados ; Z = Teste de Pearson ; P - Value = nível descritivo

Por meio do Quadro 6 percebe-se que nenhum dos parâmetros estimado foi estatisticamente significativo. Porém, o modelo formulado consegue fornecer previsões acuradas. Além disso, o Quadro 7 mostra a comparação entre as classificações apresentadas através do modelo formulado e as classificações definidas, *a priori*.

Quadro 7: Previsão esperada versus real do Modelo Logístico

Grupos	Modelo Linear		Classificação (a priori)	% de Acerto do Modelo
	Insolventes	Solventes		
Insolventes	6	2	8	75,0%
Solventes	1	25	26	96,2%
Total	7	27	34	91,2%

O quadro 7 mostra que o modelo estimado a partir da regressão logística obteve um percentual de sucesso de 91,2%, sendo que o grupo de cooperativas solventes foi discriminado 96,2% e o grupo de insolventes 75,0%. Comparando-se os dois modelos estimados, vê-se através do Quadro 8 o percentual de acertos Tipo I e Tipo II para cada um dos modelos determinados.

Quadro 8: Comparação percentual entre o Modelo Discriminante e o Modelo Logístico com relação aos acertos Tipo I e Tipo II

Grupos	Modelo Linear	Modelo Logit
Insolventes	62,5%	75,0%
Solventes	96,2%	96,2%
Total	88,2%	91,2%

Percebe-se através dos resultados expostos que o modelo *Logit* além de ter o maior percentual de acerto geral, também teve um percentual consideravelmente maior de acerto Tipo II do que o modelo linear. Outra forma de se interpretar o quadro anterior é observar não o percentual de acertos, mas o percentual de erros, tal como encontra especificado no Quadro 8.

Quadro 9: Comparação percentual entre o Modelo Discriminante e o Modelo Logístico com relação aos erros Tipo I e Tipo II

Erros	Modelo Linear	Modelo Logit
Erro Tipo I	2,9%	2,9%
Erro Tipo II	8,8%	5,9%
Total	2,9%	7,4%

O quadro 9 mostra que o modelo *Logit* foi mais eficiente tanto para o grupo de cooperativas solventes quanto para o grupo insolvente. Na análise de erros os modelos

tiveram o mesmo grau de erro tipo I, ou seja, prever incorretamente que uma empresa será considerada falida quando na verdade ela é sadia. Ambos os percentuais ficaram em 2,9%. No entanto, o erro tipo II – classificar uma cooperativa falida como solvente - o modelo *Logit* teve uma *performance* melhor que a análise discriminante linear. O percentual de acerto tipo II do modelo *Logit* foi de 94,1 % enquanto que o modelo discriminante ficou em 91,2%.

Com estes dados chega-se a conclusão que o Modelo de Regressão Logística tem um poder de previsão de falências nas Cooperativas do Ramo Agrário do Paraná melhor que o modelo discriminante.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES

Esse trabalho teve como objetivo realizar uma comparação em termos de eficiência dos modelos de previsão de falências do fator de risco de insolvência que, neste caso, foram os índices encontrados nos demonstrativos contábeis das cooperativas agrícolas do Estado do Paraná, utilizando-se as técnicas de modelos de *Credit* e *Behavior Scoring*. Procurou-se comparar os modelos de previsão de falências construídos por meio de técnicas estatísticas multivariadas de Análise Discriminante e Análise de Probabilidade Condicional, mais conhecida como *Logit*.

À luz dos modelos estatísticos de Análise Discriminante e de Regressão Logística comprovou-se que a informação contida nos demonstrativos contábeis permite classificar as cooperativas insolventes daquelas consideradas solventes com um alto índice de precisão.

Comparativamente o modelo *Logit* foi superior ao modelo discriminante tanto no percentual de previsão geral como no percentual de acerto tipo II. Mas é preciso observar que, como este trabalho destinava-se a comparar as duas técnicas utilizando exatamente a mesma base de dados, não foi possível atender a todos os pressupostos iniciais da análise discriminante.

A previsão do modelo logístico chegou a 91,2%, número inferior ao encontrado por OHLSON em 1980, mas superior ao modelo formulado por ALTMAN (1968) e ao Modelo ZETA *Analisis*.

Recomenda-se, para trabalhos futuros, estudos no sentido de determinar padrões que identifiquem pontos de corte ótimos para os modelos de previsão, análises levando em consideração um número maior de indicadores contábeis e também estudos para outros ramos de cooperativas brasileiras.

## 6 REFERÊNCIAS

ALTMAN, E. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of business failure. **Journal of Finance**, Chicago, n. 23, p. 589-609, set. 1968.

ANDRADE, F. W. M. **Desenvolvimento de Modelos de Risco de Portifólio Para Carteiras de Crédito a Pessoas Físicas**, São Paulo: 2004. Tese (Doutorado em Administração de Empresas), FGV/EAESP.

ARAÚJO, A.; FUNCHAL, B. **Análise da Influência da Lei de Falências e da Eficiência do Judiciário no Desenvolvimento do Mercado de Crédito**, Rio de Janeiro, 2004.

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.



- BONOMO, M. **Finanças aplicadas ao Brasil**. São Paulo: Editora FGV, 2002.
- BRESSAN, V. G. F.; BRAGA, M. J.; BRESSAN A. A. **Análise do Risco de Insolvência pelo Modelo de Cox: uma Aplicação nas Cooperativas de Crédito Rural do Estado de Minas Gerais**. Minas Gerais, 2001.
- CAQUETE, J. B.; ALTMAN, E.; NARAYANAN, P. **Gestão do risco de crédito: o próximo desafio financeiro**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000;
- CASTRO JUNIOR, F. H. F. **Previsão de Insolvência de Empresas Brasileiras Usando Análise Discriminante, regressão Linear e Redes Neurais**. São Paulo, 2003. Dissertação de (Mestrado em Administração) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo.
- COPELAND, T. E.; WESTON, J. F. **Financial theory and corporate policy**. Addison Wesley Publishing Company, Inc., 1992;
- FAMÁ, R.; GRAVA, J. W. Liquidez e a Teoria dos Elementos Causadores da Insolvência. **Caderno de Pesquisas em Administração**, São Paulo, v.01, nº12, 2º trim/2000.
- FITZPATRICK P. A. Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises With Those of Failed Companies. **The Accountants Publishing Company**, 1932.
- GIMENES, R.M.T.; OPAZO, M. A. U. Previsão de Insolvência de Cooperativas Agropecuárias por Meio de Modelos Multivariados. **Revista. FAE**, Curitiba, v.4, n.3, p.65-78, set./dez. 2001.
- HAIR, J.F.; BABIN, B.; ARTHUR, H. M.; SAMOUEL, P. **Fundamentos de pesquisa em Administração**. Porto Alegre; Bookman, 2005.
- KANITZ, S. C. **Como Prever Falências**. São Paulo: McGraw-Hill, 1978.
- LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. A. **Fundamentos da metodologia científica**. 3a. ed. São Paulo: Atlas, 1991, 190p.
- LEMES JR, A.B.; RIGO, C. M.; CHEROBIM, A. P. **Administração financeira: princípios, fundamentos e práticas brasileiras**. São Paulo: Campus, 2002.
- LEONI, G. **Cadastro, crédito e cobrança**. 3ª ed. São Paulo: Atlas, 1998;
- LEV, B. **Análisis de estados financieros, un nuevo enfoque**. Madrid: Esic, 1978.
- OHLSON, James A., Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, **Journal of Accounting Research**, Vol. 18, No. 1, (Spring 1980), pp 109-131.
- SALOMON, D. V. **Como fazer uma monografia**. São Paulo: Martins Fontes, 1991.
- SANTOS, J. O. **Análise de Crédito: Empresas e Pessoas Físicas**. Atlas;
- SCHRICKEL, W. **Análise de Crédito: Concessão e Gerência de Empréstimos**. São Paulo: Atlas, 1995.
- SECURATO, J. R. **Crédito - Análise e Avaliação do Risco - Pessoas Físicas e Jurídicas**. São Paulo: Saint Paul, 2002.