

# COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DE UTILIZAÇÃO DE ANÁLISE POR ENVOLTÓRIA DE DADOS E REGRESSÃO LOGÍSTICA EM MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA: UM ESTUDO APLICADO A EMPRESAS BRASILEIRAS

---

---

Luciana Massaro ONUSIC

Professora da Universidade Presbiteriana Mackenzie  
Mestranda em Administração pela Faculdade de Economia,  
Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo – USP  
[lucianaonusic@mackenzie.com.br](mailto:lucianaonusic@mackenzie.com.br)

Silvia KASSAI

Professora do Departamento de Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo – USP.  
[sikassai@usp.br](mailto:sikassai@usp.br)

Adriana Backx Noronha VIANA

Professora do Departamento de Administração da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade do Campus de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo – USP.  
[backx@usp.br](mailto:backx@usp.br)

## Resumo

Uma quantidade expressiva de trabalhos que abordam modelos de previsão de insolvência é encontrada na literatura na tentativa de prever a “saúde financeira” das empresas. Estes modelos são construídos com o apoio de ferramentas matemáticas e aplicados para analisar indicadores contábeis e financeiros derivados das demonstrações contábeis das empresas. O objetivo deste trabalho é gerar modelos de previsão de insolvência utilizando Análise por Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis – DEA*) e Regressão Logística, comparando os resultados alcançados por estas duas técnicas. As informações das empresas incluídas neste estudo foram obtidas do banco de dados da Melhores e Maiores da Fipecafi-Exame. Os dados são do período de 1995 a 2003. O modelo desenvolvido utilizando DEA foi capaz de discriminar com maior grau de acerto as empresas insolventes quando comparado com o modelo da Regressão Logística.

**Palavras-Chave:** Previsão de Insolvência – Análise por Envoltória de Dados – Regressão Logística

## Abstract

Many studies on models of bankruptcy prediction can be found in the literature of management. These studies are created using mathematical techniques and employed to analyse accounting indicators originated from financial statements of companies. The present study explores the creation of bankruptcy prediction models using Data Envelopment Analysis (*DEA*) and Logistic Regression, and compares the results obtaining by both techniques. Information from the companies used in the present research was obtained from the data base from Melhores e Maiores of Fipecafi-Exame. The period of data used is from 1995 to 2003. The model obtained through DEA more accurately discriminated bankruptcy companies than the model obtained using Logistic Regression.

**Key-Words:** Bankruptcy prediction – Data Envelopment Analysis – Logistic Regression

## Introdução

A análise de indicadores extraídos das demonstrações financeiras colabora para a tomada de decisão sobre investimento e empréstimo, pois auxilia na avaliação do grau de solvabilidade de uma empresa. Tanto investidores quanto credores e administradores de uma organização utilizam a análise das demonstrações financeiras, buscando extrair o maior número de informações possível sobre a sua situação financeira.

Outros exemplos que podem ser dados sobre a utilização de informações contábeis na avaliação de empresas são os modelos de previsão de falência de empresas. Os bancos utilizam tais modelos para verificar o risco de crédito de uma empresa ao avaliar a concessão de um empréstimo. Segundo Zavgren (apud HORTA e CARVALHO, 2002) estes modelos podem ser utilizados como ferramenta de apoio à contabilidade, auxiliando auditores a avaliar o desempenho de seus clientes na atividade empresarial.

O presente estudo explora o uso de duas técnicas quantitativas na avaliação de risco de falência de empresas: a Análise por Envoltória de Dados (DEA) e a Regressão Logística.

O objetivo deste artigo é construir dois modelos de previsão de insolvência, o primeiro utilizando a Análise por Envoltória de Dados e o segundo utilizando a Regressão Logística, fazendo um comparativo dos resultados encontrados em cada técnica para a base de dados das empresas incluídas no estudo.

## Evolução de trabalhos na previsão de insolvência

Uma quantidade expressiva de trabalhos abordando a questão da previsão de falências pode ser encontrada na literatura. Diversas técnicas foram utilizadas para criar métodos de previsão de falência de empresas.

O primeiro estudo sobre as dificuldades financeiras em empresas foi realizado por Fitzpatrick em 1932. No entanto, a falta de ferramentas avançadas para análise dos indicadores fez com que o autor usasse métodos de observação de alguns indicadores de desempenho da empresa, classificando-os acima ou abaixo de um determinado padrão ideal, comparando-os ao longo do tempo (FITZPATRICK, 1932). Somente a partir da década de 60, com a disseminação de ferramentas estatísticas, é que este assunto ganhou impulso.

Estudos utilizando ferramentas estatísticas foram apresentados por Beaver (1966), que utilizou técnicas univariadas para previsão de falências. Em seguida, Altman (1968) explorou a análise discriminante multivariada. Seguindo estes trabalhos, a partir da década de 70, a literatura registra uma quantidade grande de estudos de previsão de insolvência com base em indicadores contábeis (BLUM, 1974; KANITZ, 1978). Foram desenvolvidos modelos de probabilidade condicionada tais como Logit (OLSON, 1980). Outros exemplos de modelos de previsão de insolvência de empresas encontrados na literatura são: estacionamento recursivo (MARAIS et al., 1984) que buscava gerar uma árvore de decisão, análise de sobrevivência (LANE, 1986), sistemas especialistas que modelam o problema de previsão de falência a partir de regras (MESSIER E HANSEN, 1988), programação matemática (GUPTA et al., 1990). Mais recentemente, começaram a serem explorados os modelos de redes neurais

(BELL et al. 1990; TAM e KIANG, 1992; ALMEIDA, 1993). Menos frequentemente, foram exploradas as chamadas abordagens de conjuntos aproximados, que geravam um modelo baseado em regras a partir de grandes conjuntos de casos (MCKEE, 2000). Abordagens como teoria do caos, aplicada à previsão de falência também foram exploradas (LINDSAY e CAMPBELL, 1996) e procuraram identificar um comportamento caótico no processo de falência.

Recentemente, alguns estudos propuseram a conjugação entre Análise por Envoltória de Dados e a análise de balanços. O precursor foi o trabalho de P. Smith e A. Fernandez-Castro que aplicaram o modelo de Análise por Envoltória de Dados (DEA) utilizando indicadores contábeis como insumo ao modelo. Em 1997, Paul C. Simak estudou a possibilidade de utilizar DEA como ferramenta para prever a insolvência corporativa futura e comparou este modelo com o modelo *Z Score* de Altman et al. (1977). O mesmo autor, em 2000 apresentou uma metodologia utilizando DEA para fornecer uma medida exata de avaliação de risco de crédito das empresas. E, finalmente, em 1998, Zhu publicou um modelo de desempenho de empresas utilizando o ranking da Fortune 500. Neste caso, o modelo DEA foi utilizado para obter o desempenho geral das empresas utilizando oito fatores financeiros obtidos na Fortune 500. No Brasil, o estudo pioneiro relacionando DEA e Análise de Balanços foi apresentado por Ceretta em 1999. O estudo aplica DEA em empresas do setor de alimentos brasileiro com base em dados da revista *Exame* – Melhores e Maiores.

## Descrição das técnicas utilizadas

### Regressão Logística

A partir de Ohlson (1980) a Regressão Logística ou modelo LOGIT tem sido usado frequentemente para a avaliação de riscos de inadimplência. Ohlson criticou o uso de análise discriminante tal como o modelo proposto por Altman et al. (1977) por suas limitações: necessidade de normalidade da distribuição e sensibilidade à multicolinearidade entre as variáveis, além da necessidade de igualdade das matrizes de covariância entre os grupos, o que torna os coeficientes da função discriminante instáveis. Raramente os dados observados para as empresas seguem uma distribuição normal. A regressão logística não exige que a distribuição seja normal.

A Regressão Logística está mais próxima do procedimento de regressão múltipla, mas se diferencia desta por identificar diretamente a probabilidade de ocorrência de um evento (HAIR JR. et al. 1998), no caso deste estudo a identificação da probabilidade de insolvência.

O valor de probabilidade pode variar de 0 a 1. Para assumir uma relação entre zero e um, a regressão logística assume uma relação entre as variáveis independentes e a variável dependente que tem a forma de uma curva em S gerada por uma função sigmoideal:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-Z}} \quad (1)$$

Ao estimar o modelo logístico para cada observação pode-se determinar um Escore Z:

$$Z = b_0 + \sum_{i=1}^p b_i * X_i$$

(2)

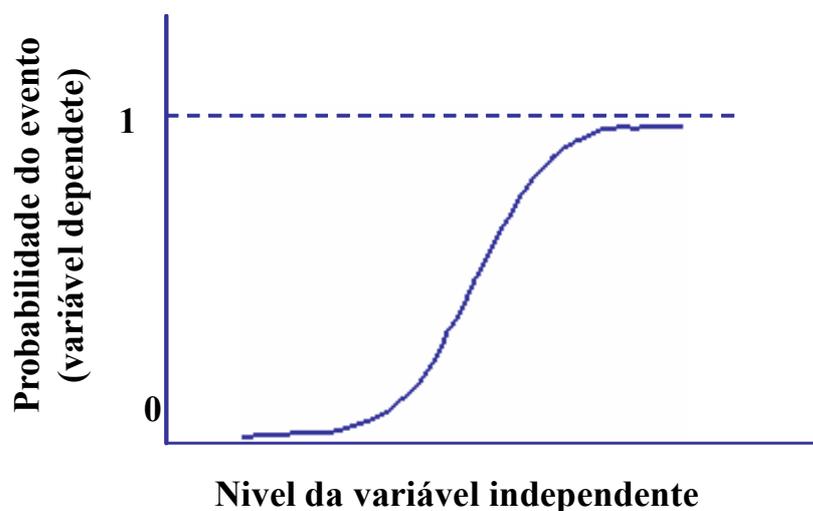
em que  $X_i$  é o valor da  $i$ -ésima variável (i.e. indicadores contábeis-financeiros)

Uma vez que  $P$  sempre se situa entre zero e um, o *Escore Z* é freqüentemente

interpretado como a probabilidade de inadimplência (ALMEIDA e SIQUEIRA, 1997).

A estimação dos coeficientes da regressão logística é feita através do procedimento de máxima verossimilhança de maneira iterativa. A fim de estimar o modelo de regressão logística, os dados são ajustados à curva logística.

**Figura 1:** Modelo de Regressão Logística



### **Análise por envoltória de dados**

A Análise por Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis – DEA*) foi apresentada como uma técnica de avaliação de eficiência relativa para ser aplicada onde preços não pudessem ser atribuídos a insumos e produtos nas entidades em estudo (CHARNES, COOPER, e RHODES, 1978). Segundo Kassai (2002), é uma técnica não paramétrica baseada em programação linear em que a eficiência de cada unidade (denominadas DMU- *Decision Making Units*) é calculada podendo-se atribuir pesos relativos a seus insumos e produtos.

O histórico de desenvolvimento do método DEA teve início com a tese de doutorado apresentada à Carnegie Mellon University

de Edwardo Rhodes, orientado por W.W.COOPER em 1978, com o objetivo de comparar o desempenho de um conjunto de alunos que participaram de um programa de acompanhamento de alunos carentes em instituições públicas americanas com um conjunto de alunos que não participaram do programa. Este trabalho resultou na formulação do modelo CCR (abreviatura dos sobrenomes dos autores Charnes, Cooper e Rhodes), publicado em 1978. Tem como base múltiplos produtos e insumos que atendam a construção de um único produto “virtual” e um único insumo “virtual” (CHARNES, COOPER, LEWIN e SEIFORD, 1997, p.3).

A formulação matemática do modelo CCR original pode ser assim apresentada (Ceretta

& Niederauer, 2000, p. 3): “*Considere-se N empresas produzindo m quantidades de produtos y a partir de n quantidades de insumos x. Uma empresa k qualquer produz yrk quantidades de produtos com a utilização de xik quantidades de insumos. O objetivo da DEA é encontrar o máximo indicador de eficiência hk onde ur é o peso específico a ser encontrado para um produto r e vi o peso específico de cada insumo i*”.

$$\text{Maximizar } h_k = \sum_{r=1}^s u_r y_{rk}$$

Sujeito a

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} \leq 0 \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} = 1$$

$$u_r, v_i \geq 0$$

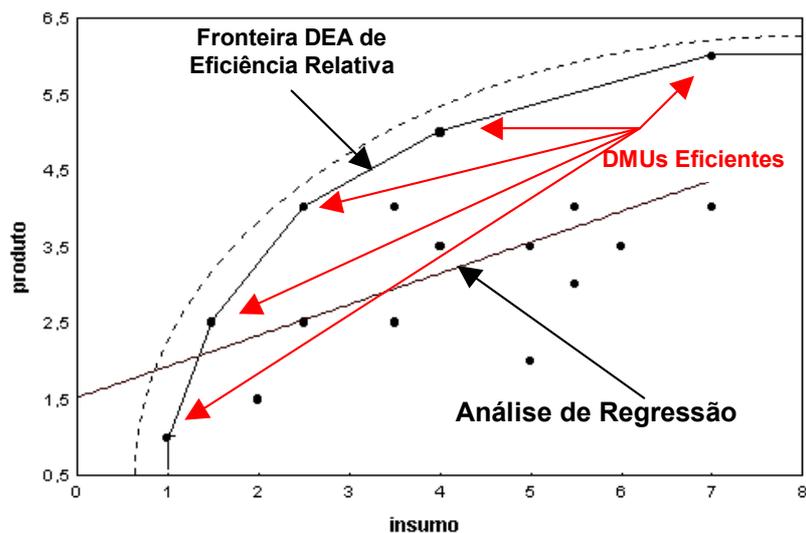
y = produtos; x = insumos; u, v = pesos

r = 1,...,m; i = 1,...,n; j = 1,...,N

Para uma melhor compreensão da DEA, tome um conjunto de empresas e seu plano de produção. Resolvendo-se o problema de programação linear para cada uma das empresas, pode-se determinar a empresa que não será superada por outra em seu plano de produção. Esta empresa é considerada eficiente e utilizada como modelo para as demais (KASSAI, 2002).

A Figura 2 mostra a curva de eficiência resultante da Análise DEA, definida pelas empresas eficientes. Os pontos abaixo da curva representam as empresas cuja operação não é eficiente (indicador de eficiência < 1). A fronteira eficiente é dita “revelada” porque se refere às DMUs incluídas na análise e às condições de mercado consideradas. Distingue-se da fronteira de eficiência efetiva que considera condições de produção ideais (concorrência perfeita). A reta apresentada na Figura 2 é resultante da utilização da Análise de Regressão. É possível, portanto, comparar os resultados da aplicação das duas técnicas.

**Figura 2:** Análise DEA para um Conjunto de Empresas



Fonte: NIEDERAUER, (1998).

## Metodologia

### Seleção da amostra

As informações contábeis das empresas utilizadas no presente estudo foram obtidas na base de dados Melhores e Maiores, de Fipecafi/*Exame*. Nesta base foram localizadas empresas que deixaram de publicar suas demonstrações financeiras por terem entrado em concordata ou falência. A situação de insolvência destas empresas foi confirmada por meio de pesquisas realizadas em jornal de grande circulação e junto ao Fórum de Falência e Concordata da Cidade de São Paulo.

Dessa forma foram obtidos dados contábeis de 60 empresas para o período de 1995 a 2003, de diversos setores. Dez destas

empresas estiveram com problemas financeiros (concordata/falência), enquanto as 50 empresas restantes foram selecionadas entre as 15 melhores por setor em 2003 de acordo com o Anuário Melhores e Maiores, da revista *Exame*, fator que pode colaborar em evidenciar que estas empresas têm tido boa saúde financeira nos últimos anos. As empresas não serão identificadas por terem sido incluídas na amostra empresas de capital fechado e limitadas, que não publicam demonstrações contábeis.

Para cada empresa em dificuldade financeira foram selecionadas cinco empresas saudáveis de mesmo porte e setor. Os dados das empresas são de três anos antes da falência/concordata. Assim, para cada empresa com dificuldades financeiras têm-se cinco empresas saudáveis do mesmo setor e mesmo ano como mostra a Tabela 1:

**Tabela 1** – Resumo das características das empresas da amostra

Setor	Ano da concordata/ falência	Dificuldades Financeiras (Ano utilizado no modelo)	Empresas espelho
Alimentos	2000	1 empresa em 1997	5 empresas 1997
	2002	1 empresa em 1999	5 empresas 1999
Química e Petroquímica	2000	1 empresa em 1997	5 empresas 1997
Siderurgia e Metalurgia	1999	1 empresa em 1996	5 empresas 1996
Eletroeletrônico	2000	1 empresa em 1997	5 empresas 1997
Construção	1998	1 empresa em 1995	5 empresas 1995
Comércio Varejista	2002	1 empresa em 1999	5 empresas 1999
Confecções e Têxtil	2000	1 empresa em 1997	5 empresas 1997
Automotivo	1998	1 empresa em 1995	5 empresas 1995
Atacado e Comércio Exterior	1998	1 empresa em 1995	5 empresas 1995

Os indicadores usados para a construção dos modelos DEA e Regressão Logística foram:

- Endividamento Geral (Endiv. Geral): é a soma do passivo circulante, incluindo-se as duplicatas descontadas, com o exigível a longo prazo dividido pelo ativo total ajustado;
- Endividamento de longo prazo (Endiv. LP): Segundo a classificação da Revista *Exame* é um indicador derivado, obtido da multiplicação do ativo total ajustado pelo

índice de endividamento a longo prazo, sendo o resultado dividido por 100;

- Composição do endividamento (Comp. Endiv.): é o endividamento de longo prazo menos 100. É a quantidade de dívida que está no curto prazo.
- Crescimento de vendas (Cresc. Vendas): é o crescimento da receita bruta de vendas e serviços em reais, descontada a inflação média do exercício social da empresa, medida pela variação do IGP-M;

- Retorno sobre o ativo (ROA): É composto do lucro líquido dividido pelo ativo total ajustado;
- Giro do Ativo (GIRO): Total da receita bruta dividida pelo ativo total ajustado.

A dificuldade de obtenção dos dados foi um dos grandes fatores limitadores na seleção dos indicadores para o estudo. Assim, um dos determinantes da escolha de indicadores foi sua acessibilidade.

### Determinação do modelo DEA

Foi efetuada uma análise de correlação de *Pearson* entre os indicadores. A correlação

foi estatisticamente significativa entre os indicadores em negrito.

As variáveis Endividamento Geral e Endividamento de Longo Prazo se mostraram correlacionadas (0.532) o que pode indicar a possibilidade de apenas uma das variáveis compor o modelo. Os indicadores Endividamento de Longo Prazo e Composição do Endividamento mostraram-se negativamente correlacionadas (-0.747), ambas consideradas como *input*. No entanto, a variável Composição do Endividamento se mostrou correlacionada com o indicador Giro do Ativo (variável de *output*) em 0.359, a maior correlação entre *inputs* e *outputs*. Os índices de liquidez não foram utilizados por representarem uma divisão do ativo pelo passivo (*input/output*).

**Tabela 2** – Correlação entre os Indicadores

		Cresc. Vendas	Endivid. Geral	Endivid. LP	ROA	Comp. Endivid.
Cresc. Vendas	Correlação					
	Valor <i>P</i>					
Endivid. Geral	Correlação	0.024				
	Valor <i>P</i>	0.856				
Endivid. LP	Correlação	-0.061	<b>0.532</b>			
	Valor <i>P</i>	0.642	<b>0.000</b>			
ROA	Correlação	0.279	-0.171	0.024		
	Valor <i>P</i>	0.031	0.192	0.856		
Comp. Endivid	Correlação	0.078	-0.042	<b>-0.747</b>	-0.124	
	Valor <i>P</i>	0.552	0.749	<b>0.000</b>	0.346	
GIRO	Correlação	0.089	0.194	-0.225	0.080	<b>0.359</b>
	Valor <i>P</i>	0.500	0.137	0.083	0.546	<b>0.005</b>

Para construir o modelo DEA, utilizou-se, então, a variável Composição do Endividamento como *input* por estar correlacionada com a variável de *output* Giro. Foram utilizadas também as variáveis Cresc. Vendas e ROA como *outputs*. Porém, o resultado alcançado não foi satisfatório, pois somente uma empresa foi considerada eficiente.

Foram então acrescentadas ao modelo DEA as variáveis Endiv. Geral, Endiv. LP e Comp. Endiv, como *input*. Assim, o critério de

seleção de variáveis baseou-se nos resultados do processamento do modelo DEA. A entrada dos três indicadores de endividamento foi determinante para se construir o modelo mais eficiente para os objetivos propostos neste trabalho. O modelo foi construído com as seguintes variáveis:

### **Variáveis de *Inputs*:**

- Endividamento Geral (Endiv. Geral);
- Endividamento de longo prazo (Endiv. LP);
- Composição do endividamento (Comp. Endiv.).

### **Variáveis de *Output*:**

- Crescimento de vendas (Cresc. Vendas);
- Retorno sobre o ativo (ROA);
- Giro do Ativo (GIRO).

### **Determinação do modelo de regressão logística**

Para a construção do modelo de Regressão Logística, foram introduzidas as mesmas seis variáveis utilizadas para a construção da curva de eficiência com a DEA. Dois

métodos de retenção das variáveis foram empregados na construção do modelo logístico: o método *stepwise Forward Wald* que retém apenas as variáveis estatisticamente significativas e não correlacionadas e o método *Enter* que mantém todas as variáveis introduzidas dentro do modelo para retenção das variáveis no modelo de regressão logística. Das seis variáveis iniciais, com o método *stepwise*, apenas o endividamento geral (Endiv Geral) foi retido no modelo.

### **Resultados**

#### **Utilizando o modelo DEA**

O modelo DEA foi aplicado aos dados para verificar como qual a classificação das empresas da amostra. Foi escolhido o modelo DEA com minimização de *inputs* e retornos de escala constante. Os escores das empresas foram calculados conforme mostrado na Tabela 3.

**Tabela 3** – Escores de Eficiência das empresas da amostra

Empresa	Escore calculado	Grupo de Origem	Empresa	Escore calculado	Grupo de Origem
Empresa 11	100	Solvente	Empresa 28	57.11	Solvente
Empresa 18	100	Solvente	Empresa 57	57.11	Solvente
Empresa 22	100	Solvente	Empresa 15	54.91	Solvente
Empresa 23	100	Solvente	Empresa 33	54.44	Solvente
Empresa 41	100	Solvente	Empresa 24	54.19	Solvente
Empresa 44	100	Solvente	Empresa 14	53.97	Solvente
Empresa 45	100	Solvente	Empresa 50	53.57	Solvente
Empresa 56	100	Solvente	Empresa 19	47.23	Solvente
Empresa 58	100	Solvente	Empresa 4	46.46	Insolvente
Empresa 59	100	Solvente	Empresa 9	45.53	Insolvente
Empresa 26	96.74	Solvente	Empresa 13	45.18	Solvente
Empresa 42	85.78	Solvente	Empresa 27	45.01	Solvente
Empresa 20	83.22	Solvente	Empresa 2	42.08	Insolvente
Empresa 51	82.83	Solvente	Empresa 60	41.96	Solvente
Empresa 31	81.61	Solvente	Empresa 3	41.12	Insolvente
Empresa 52	78.72	Solvente	Empresa 49	40.20	Solvente
Empresa 43	78.63	Solvente	Empresa 54	40.01	Solvente
Empresa 21	77.69	Solvente	Empresa 17	38.43	Solvente
Empresa 40	77.61	Solvente	Empresa 1	38.27	Insolvente
Empresa 38	75.89	Solvente	Empresa 25	37.79	Solvente
Empresa 36	74.73	Solvente	Empresa 8	36.36	Insolvente
Empresa 37	74.45	Solvente	Empresa 32	36.17	Solvente
Empresa 35	69.44	Solvente	Empresa 5	35.22	Insolvente
Empresa 7	69.14	Insolvente	Empresa 55	35.10	Solvente
Empresa 29	67.58	Solvente	Empresa 48	34.29	Solvente
Empresa 16	65.98	Solvente	Empresa 34	31.83	Solvente
Empresa 46	63.34	Solvente	Empresa 53	27.44	Solvente
Empresa 39	63.21	Solvente	Empresa 10	18.96	Insolvente
Empresa 12	58.85	Solvente	Empresa 30	17.84	Solvente
Empresa 47	58.26	Solvente	Empresa 6	12.78	Insolvente

A determinação do ponto de corte ideal considera a melhor discriminação entre as empresas com boa saúde financeira e as empresas com dificuldades financeiras. Foi escolhido de maneira a minimizar os erros de

classificação conforme critérios estabelecidos no estudo de Simak (1997). O ponto definido foi *escore* de eficiência igual ou inferior a 46.46%. A Tabela 4 resume os resultados obtidos.

**Tabela 4** – Resultados obtidos

Índices de Eficiência	Número de empresas
Eficientes 100%	10
Acima de 46.47% e menores que 100%	28
Abaixo e igual a 46.46%	22

Pode-se notar na análise dos dados que, escolhido o ponto de corte 46,46%, o número de classificações corretas relação às empresas insolventes é de 9 entre as 10 empresas com

dificuldades financeiras (90% de acerto das empresas insolventes serem mesmo insolventes). Esse ponto de corte determina também um erro de classificação das

empresas em boa situação financeira de 13 entre as 50 empresas solventes (26% de erro), ou seja, empresas classificadas como

insolventes sendo solventes. A Tabela 5 mostra os resultados da classificação das empresas utilizando esse ponto de corte.

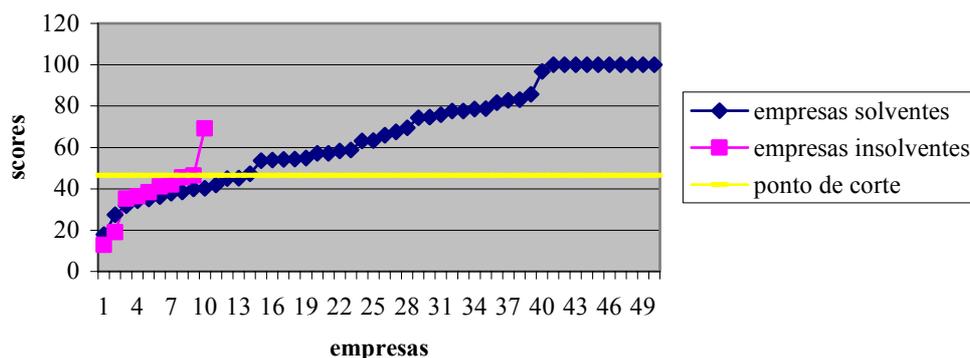
**Tabela 5** – Classificação das empresas com o modelo DEA

Grupo de origem	Classificadas como		Total
	Insolventes	Solventes	
Insolventes	9	1	10
Insolventes (%)	90%	10%	100%
Solventes	13	37	50
Solventes (%)	26%	74%	100%

Observando a Figura 3, pode-se notar a distribuição das empresas nos grupos

(solvente e insolvente), considerando os *escores* de eficiência e o ponto de corte.

**Figura 3** – *Escores* obtidos das empresas solventes e insolventes e ponto de corte



### Utilizando modelo de regressão logística

O modelo utilizando Regressão Logística foi aplicado aos dados para verificar qual a classificação das empresas da amostra. O primeiro modelo criado utilizou o método *Stepwise Forward Wald*. Das seis variáveis utilizadas foi retida apenas a de Endividamento Geral. O modelo foi definido pela seguinte equação:

$$\text{Situação} = - 2,1553 + 1,3657 * \text{Endiv Geral} \quad (4)$$

A porcentagem de classificação correta do modelo foi de 70% conforme a tabela abaixo:

**Tabela 6:** Classificação das empresas com o primeiro modelo de Regressão Logística

Grupo de origem	Classificadas como		Total
	Insolventes	Solventes	
Insolventes	7	3	10
Insolventes (%)	70%	30%	100%
Solventes	15	35	50
Solventes (%)	30%	70%	100%

O número de classificações corretas em relação às empresas insolventes é de 7 entre as 10 empresas com dificuldades financeiras (70% de acerto das empresas insolventes serem mesmo insolventes). Quinze entre as 50 empresas solventes foram classificadas como insolventes (30% de erro).

Optou-se então pela construção de outro modelo LOGIT, utilizando o método *Enter*, e incluindo os seis indicadores utilizados no modelo DEA. A equação resultante do modelo foi:

$$\text{Situação} = -2.3644 - 0.7851 * \text{Cres. Vendas} + \text{Endiv. Geral} +$$

$$0.5634 * \text{Endiv. LP} - 0.1659 * \text{ROA} + 0.6701 * \text{Comp. Endiv.} - 0.5950 * \text{GIRO} \quad (5)$$

Este modelo classificou melhor as empresas solventes tendo 78% de acerto. Porém as variáveis utilizadas são correlacionadas, o que pode levar a instabilidade nos coeficientes da equação.

A Tabela 7 mostra os resultados de classificação das empresas conforme o segundo modelo de Regressão Logística.

**Tabela 7:** Classificação das empresas com o segundo modelo de Regressão Logística

Grupo de origem	Classificadas como		Total
	Insolventes	Solventes	
Insolventes	7	3	10
Insolventes (%)	70%	30%	100%
Solventes	11	39	50
Solventes (%)	22%	78%	100%

Conclui-se que o modelo construído utilizando a Análise por Envoltória de Dados classificou corretamente 90% das empresas insolventes enquanto que o modelo utilizando a Regressão Logística teve 70% de classificações corretas. No entanto, o modelo LOGIT classificou teve 78% de acerto na classificação das empresas solventes contra 74% de acerto do modelo DEA.

## Conclusões

Os modelos de previsão de insolvência são de grande auxílio na avaliação de risco, sendo utilizados como uma ferramenta importante na análise de desempenho das empresas.

Este trabalho teve como proposta a formulação de modelos utilizando a Análise por Envoltória de Dados e Regressão Logística para aplicação na previsão de insolvência de empresas. A pequena

quantidade de indicadores contábeis foi uma das limitações da pesquisa. Outra limitação do estudo é que as conclusões referem-se ao grupo de empresas selecionado, não podendo ser extrapoladas.

Os dados analisados foram de 3 anos antes a insolvência das empresas e os resultados obtidos com os modelos foram satisfatórios. O Modelo DEA classificou corretamente 90% das empresas insolventes presentes na amostra e 74% das empresas solventes. O modelo de Regressão Logística classificou corretamente 78% das empresas solventes e as das empresas insolventes atingiu 70% de classificações corretas. Uma vez que o custo de classificação incorreta de empresas insolventes é maior que o de empresas solventes, o fato de o modelo DEA mostrar um desempenho superior para este grupo sugere um interesse de aplicação da técnica para análise de insolvência. O poder de classificação com informações contábeis de 3 anos antes da data da falência/concordata mostra que o modelo conseguiu captar a deterioração da situação financeira das empresas, classificando corretamente de 90% dos casos de insolvência. O presente estudo limitou-se à comparação dos resultados de cada uma das técnicas em termos classificatórios. Outros estudos poderiam explorar aspectos como o impacto de cada índice na classificação das empresas e compreender de que maneira o modelo DEA é levado a classificar certas empresas como eficientes a partir desses índices.

É importante destacar que qualquer técnica de previsão é passível de erros. A utilização em conjunto destas duas técnicas possibilita uma complementação dos resultados para uma melhor análise. Outro ponto a ser explorado é a situação das empresas solventes com escore inferior ao ponto de corte. Este baixo valor pode significar não um erro de classificação da técnica, mas um sinal de que a empresa hoje solvente pode estar prenunciando problemas no futuro.

## Referências

ALMEIDA, F. C. L'évaluation des risques de défaillance des entreprises à partir des réseaux de neurones insérés dans les systèmes d'aide à la décision. **Thèse de doctorat en sciences de gestion. Ecole Supérieure des Affaires, Université Pierre Mendès France de Grenoble**, outubro, 1993.

\_\_\_\_\_. F. C. e SIQUEIRA, J. O. Comparação entre Regressão Logística e Redes Neurais na Previsão de Falência de Bancos Brasileiros. **Anais do III Congresso Brasileiro de Redes Neurais**, Florianópolis, 20-24 de julho, 1997.

ALTMAN, E. L. Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy. **Journal of Finance**, v. 23, n. 4, p. 589-609, 1968.

\_\_\_\_\_.; HALDEMAN, R.; NARAYANAN, P. Zeta Analysis. **Journal of Banking and Finance**, p. 29-54, junho, 1977.

\_\_\_\_\_.; BAIDYA, T. K. N.; DIAS, L. M. R., Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de Empresas**, v. 19, n. 1, 1979.

\_\_\_\_\_.; MARCO, G.; VARETTO, F. Corporate Distress Diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks. **Journal of Banking and Finance**, p. 505-529, 1994.

BEAVER, W. Financial ratios as predictors of failure. **Journal of Accounting Research 4: supplement**, p. 71-111, 1966.

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, v. 30, n. 9, September, 1984.

BELL, B.T.; RIBAR, G. R.; VERCHIO, J. R. Neural nets vs. Logistic regression: a comparison of each model's ability to predict commercial bank failures. **Actes du Congrès**

- International de Comptabilité.** Tome I, Nice, dezembro, 1990.
- BLUM, M. Failing company discriminant analysis. **Journal of Accounting Research, Spring**, p.1-25, 1974.
- CERETTA, P. S. Investigação empírica da eficiência do setor de alimentos. **Gestão e Produção**, v. 6, n. 3, pp. 162-169, 1999.
- \_\_\_\_\_. ; NIEDERAUER, C. A. P. Rentabilidade do Setor Bancário. 24º **Encontro da ANPAD. Florianópolis**, 10-13 set./2000.
- \_\_\_\_\_. Rentabilidade e eficiência do setor bancário brasileiro. **Revista de Administração Contemporânea**, v. 5, n. 3, set./dez, 2001.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W. e RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, n. 2, p. 429-444, 1978.
- EXAME*. Melhores e Maiores. São Paulo, Julho/2003.
- FERNANDES-CASTRO, A. SMITH, P. Towards a general nonparametric model of corporate performance. **Omega – International Journal of Management Science**, n. 22, vol. 3, p. 237-249, 1994.
- FITZPATRICK, P. A. **A Comparison of the Ratios of the Successful Industrial Enterprises with those of Failed Companies**. The Accountants Publishing Company, 1932.
- GUPTA, Y. P.; RAO, R. P.; BAGGI, P. K. Linear goal programming as an alternative to multivariate discriminant analysis: a note. **Journal of Business, Finance, and Accounting**, p. 593-598, 1990.
- KANITZ, S. C. **Indicadores Contábeis e Financeiros de Previsão de Insolvência: a experiência na pequena e média empresa brasileira**. Tese de livre docência. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. São Paulo: Universidade de São Paulo, 1976.
- \_\_\_\_\_. **Como prever falências**. São Paulo: Mc-Graw-Hill, 1978.
- KASSAI, S. **Utilização da Análise por Envoltória de Dados (DEA) na Análise de Demonstrações Contábeis**. Tese de doutorado. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. São Paulo: Universidade de São Paulo, 2002.
- LANE, W. R.; LOONEY, S. W.; WANSLEY, W. An application of the Cox proportional hazards model to bank failure. **Journal of Banking and Finance**, v. 10., pp. 511-531, 1986.
- LO, A. Logit versus discriminant analysis: a specification test and application to corporate bankruptcies. **Journal of Econometrics**, n. 31, 1986.
- MACKEE, T.E. Developing a Bankruptcy Prediction Model via Rough Sets Theory. **International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management**, v. 9, p. 159-173, 2000.
- MARAIS, M.; PATELL, J.; WOLFSON, M. The experimental design of classification models: an application of recursive partitioning and bootstrapping to commercial bank loan classification. **Journal of Accounting Research**, suplemento, 1984.
- MATARAZZO, D. C. **Análise Financeira de Balanços: abordagem básica e gerencial**. 5 ed. São Paulo: Atlas, 1998.
- MESSIER, W. F., HANSEN, J. V. Inducing rules for expert system development: an example using default and bankruptcy data. **Management Science**, v. 34, n. 12, 1998.
- NIEDERAUER, C. A. P. 1998. **Avaliação dos bolsistas de Produtividade em Pesquisa da Engenharia da Produção utilizando Data Envelopment Analysis**. Dissertação de Mestrado – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da

Universidade Federal de Santa Catarina.  
Florianópolis: UFSC.

OHLSON, J. A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. **Journal of Accounting Research**, v. 18, n. 1, primavera 1980.

PINCHES, G. E.; MINGO, K. A.; CARUTHERS, J. K.; EUBANK, A. The hierarchical classification of financial ratios. **Journal of Business Research**, p. 295-310, outubro, 1975.

SIMAK, P.C. **DEA based analysis of corporate failure**. Thesis (Master of Applied Science) – Graduate Department of Mechanical and Industrial Engineering, University of Toronto. Toronto: University of Toronto, 1997.

SIMAK, P. C. **Inverse and Negative DEA and Their application to credit risk evaluation**. Thesis (Doctor of Philosophy) –

Graduate Department of Mechanical and Industrial Engineering, University of Toronto. Toronto (Canadá): University of Toronto, 2000.

TAM, K. Y.; KING, M.Y. Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions. **Management Science**, v. 38, n. 7, 1992.

ZAVGREN, C. Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis. **Journal of Business Finance and Accounting**, v. 12, n. 3, p.19-46, 1985.

ZHU, Joe. Multi-factor performance measure model with an application to Fortune 500 companies. **European Journal of Operational Research**, n. 123, p. 105-124, 2000.

#### Anexo1 – Número das empresas, setor e grupo de origem (solvente ou insolvente)

Empresa	Setor	Grupo de Origem
Empresa 1	Alimentos, Bebidas e Fumo	Insolvente
Empresa 2	Alimentos, Bebidas e Fumo	Insolvente
Empresa 3	Química e Petroquímica	Insolvente
Empresa 4	Siderurgia e Metalurgia	Insolvente
Empresa 5	Eletroeletrônico	Insolvente
Empresa 6	Construção	Insolvente
Empresa 7	Comércio Varejista	Insolvente
Empresa 8	Confecções e Têxtil	Insolvente
Empresa 9	Automotivo	Insolvente
Empresa 10	Atacado e Comércio Exterior	Insolvente
Empresa 11	Alimentos, Bebidas e Fumo	Solvente
Empresa 12	Alimentos, Bebidas e Fumo	Solvente
Empresa 13	Alimentos, Bebidas e Fumo	Solvente
Empresa 14	Alimentos, Bebidas e Fumo	Solvente
Empresa 15	Alimentos, Bebidas e Fumo	Solvente
Empresa 16	Alimentos, Bebidas e Fumo	Solvente
Empresa 17	Alimentos, Bebidas e Fumo	Solvente
Empresa 18	Alimentos, Bebidas e Fumo	Solvente
Empresa 19	Alimentos, Bebidas e Fumo	Solvente
Empresa 20	Alimentos, Bebidas e Fumo	Solvente
Empresa 21	Química e Petroquímica	Solvente

Empresa 22	Química e Petroquímica	Solvente
Empresa 23	Química e Petroquímica	Solvente
Empresa 24	Química e Petroquímica	Solvente
Empresa 25	Química e Petroquímica	Solvente
Empresa 26	Siderurgia e Metalurgia	Solvente
Empresa 27	Siderurgia e Metalurgia	Solvente
Empresa 28	Siderurgia e Metalurgia	Solvente
Empresa 29	Siderurgia e Metalurgia	Solvente
Empresa 30	Siderurgia e Metalurgia	Solvente
Empresa 31	Eletroeletrônico	Solvente
Empresa 32	Eletroeletrônico	Solvente
Empresa 33	Eletroeletrônico	Solvente
Empresa 34	Eletroeletrônico	Solvente
Empresa 35	Eletroeletrônico	Solvente
Empresa 36	Construção	Solvente
Empresa 37	Construção	Solvente
Empresa 38	Construção	Solvente
Empresa 39	Construção	Solvente
Empresa 40	Construção	Solvente
Empresa 41	Comércio Varejista	Solvente
Empresa 42	Comércio Varejista	Solvente
Empresa 43	Comércio Varejista	Solvente
Empresa 44	Comércio Varejista	Solvente
Empresa 45	Comércio Varejista	Solvente
Empresa 46	Confecções e Têxteis	Solvente
Empresa 47	Confecções e Têxteis	Solvente
Empresa 48	Confecções e Têxteis	Solvente
Empresa 49	Confecções e Têxteis	Solvente
Empresa 50	Confecções e Têxteis	Solvente
Empresa 51	Automotivo	Solvente
Empresa 52	Automotivo	Solvente
Empresa 53	Automotivo	Solvente
Empresa 54	Automotivo	Solvente
Empresa 55	Automotivo	Solvente
Empresa 56	Atacado e Comércio Exterior	Solvente
Empresa 57	Atacado e Comércio Exterior	Solvente
Empresa 58	Atacado e Comércio Exterior	Solvente
Empresa 59	Atacado e Comércio Exterior	Solvente
Empresa 60	Atacado e Comércio Exterior	Solvente