

Modelos de Previsão de Insolvência utilizando a Análise por Envoltória de Dados: aplicação a empresas brasileiras

SILVIA KASSAI
UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

LUCIANA MASSARO ONUSIC
UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

Resumo

Uma quantidade expressiva de trabalhos abordando modelos de previsão de insolvência é encontrada na literatura. Modelos são construídos com base em ferramentas estatísticas e matemáticas e aplicados na análise de indicadores contábeis e financeiros. O objetivo do presente artigo é desenvolver um modelo de previsão de insolvência utilizando uma técnica matemática originada da Pesquisa Operacional: a Análise por Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis – DEA*). A metodologia de pesquisa foi composta pelas seguintes etapas: (1) foram selecionadas empresas que enfrentaram processo de falência ou concordata no período de 1995 a 2003; (2) para cada empresa falida foram sorteadas empresas-espelho, entre as empresas de melhor desempenho do setor, com porte semelhante; (3) as informações contábeis das empresas da amostra, para três anos anteriores à falência/concordata, foram obtidas no banco de dados Melhores e Maiores, de Fipecafi-Exame; (4) os dados obtidos foram compilados e efetuada a análise estatística; (5) o modelo DEA foi desenvolvido e calculados os indicadores de eficiência para as empresas da amostra; (6) foi determinado um ponto de corte para discriminação das empresas que apresentariam problemas financeiros; (7) os escores de eficiência foram confrontados e a classificação obtida pela empresa pelo modelo DEA foram confrontados com a situação real da empresa, após três anos. Os resultados preliminares mostram que o modelo DEA desenvolvido foi capaz de discriminar com bom grau de acerto entre empresas solventes e insolventes. O resultado obtido com o modelo foi satisfatório, visto que classificou corretamente 90% das empresas insolventes presentes na amostra.

1. Introdução

A análise de indicadores extraídos das demonstrações financeiras é elemento importante para a tomada de decisão sobre investimento e empréstimo, auxiliando na avaliação do grau de solvabilidade de uma empresa. Investidores, credores e administradores utilizam a análise das demonstrações financeiras para extrair informações sobre a situação econômica e financeira da empresa.

Outros exemplos da utilização de informações contábeis na avaliação de empresas são os modelos de previsão de insolvência. Esses modelos são utilizados pelas instituições financeiras para verificar o risco de crédito de uma empresa ao avaliar a concessão de um empréstimo. Segundo Zavgren apud Horta e Carvalho (2002) podem ainda ser utilizados como ferramenta de apoio à contabilidade, auxiliando auditores na avaliação do desempenho das empresas-clientes em sua atividade.

O presente estudo explora o uso de uma técnica matemática na previsão da insolvência de empresas: a Análise por Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis – DEA*). Em seu surgimento, a DEA foi apresentada como uma técnica de avaliação de eficiência relativa para ser aplicada onde preços não pudessem ser atribuídos aos insumos e produtos das entidades

em estudo (CHARNES, COOPER, RHODES, 1978). Segundo KASSAI (2002) é uma técnica não paramétrica baseada em programação linear em que a eficiência de cada entidade (denominadas DMU - *Decision Making Units*) é calculada podendo-se atribuir pesos relativos a seus insumos e produtos.

O objetivo deste artigo é construir um modelo de previsão de insolvência utilizando a Análise por Envoltória de Dados.

2. Análise por Envoltória de Dados

O histórico do método de Análise Envoltória de Dados inicia com a tese de doutoramento de Edwardo Rhodes, apresentada à *Carnegie Mellow University*, em 1978, sob orientação de W. W. Cooper. A tentativa de estimação da eficiência técnica de escolas com múltiplos insumos e produtos, resultou na formulação do modelo CCR (abreviatura dos sobrenomes dos autores Charnes, Cooper e Rhodes) e com a publicação do primeiro artigo no *European Journal of Operations Research*, no mesmo ano.

A formulação matemática do modelo CCR original pode ser assim apresentada (Ceretta & Niederauer, 2000: 3) “(...) considere-se N empresas produzindo m quantidades de produtos y a partir de n quantidades de insumos x . Uma empresa k qualquer produz y_{rk} quantidades de produtos com a utilização de x_{ik} quantidades de insumos. O objetivo da DEA é encontrar o máximo indicador de eficiência h_k onde u_r é o peso específico a ser encontrado para um produto r e v_i o peso específico de cada insumo i .” As equações de 1 a 4 representam o modelo CCR:

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

sujeito a

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} \leq 0 \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} = 1 \quad (3)$$

$$u_r, v_i \geq 0 \quad (4)$$

u = pesos dos produtos; v = pesos dos insumos; y = quantidades de produtos; x = quantidades dos insumos; h = indicador de eficiência

$r = 1, \dots, m$; $i = 1, \dots, n$; $j = 1, \dots, N$

Assim, tendo-se um conjunto de empresas e seu plano de produção realizado é construída uma curva de produção que se constitui, então, no conjunto de produção revelado. Resolvendo-se o problema de programação linear proposto para cada uma das empresas, são identificadas aquelas empresas cujo plano de produção, dados os pesos determinados para suas quantidades de produtos e insumos, não pode ser superado pelo plano de nenhuma outra empresa. As empresas são ditas eficientes e tornam-se referência para as demais. Forma-se assim a fronteira eficiente, composta pelas empresas identificadas como eficientes. O desempenho das empresas não eficientes as localiza abaixo da fronteira formada pelas empresas eficientes. Assim, as empresas não eficientes ficam “envolvidas” pela fronteira eficiente revelada. Daí deriva o nome Análise por Envoltória de Dados atribuído a técnica.

Outro modelo de DEA referenciado na literatura é chamado de BCC, abreviatura de Banker, Charnes e Cooper, que o desenvolveram e apresentaram em artigo publicado na *Management Science* em 1984. O modelo BCC pressupõe que as unidades avaliadas apresentem retornos variáveis de escala. Os retornos variáveis a escala consideram que o acréscimo em uma unidade de insumo pode gerar um acréscimo não proporcional no volume de produtos. Segundo Belloni (2000a: 68) “ao possibilitar que a tecnologia exiba propriedades de retornos à escala diferentes ao longo de sua fronteira, esse modelo admite que a produtividade máxima varie em função da escala de produção”. As equações de 5 a 8 representam o modelo BCC:

$$\text{Maximizar } \sum_{r=1}^m u_r y_{rk} - u_k, \quad (5)$$

sujeito a

$$\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} = 1 \quad (6)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} - u_k \leq 0 \quad (7)$$

$$u_r, v_i \geq 0 \quad (8)$$

u = pesos dos produtos; v = pesos dos insumos; y = quantidades de produtos; x = quantidades dos insumos; u_k = retornos variáveis de escala para empresa k

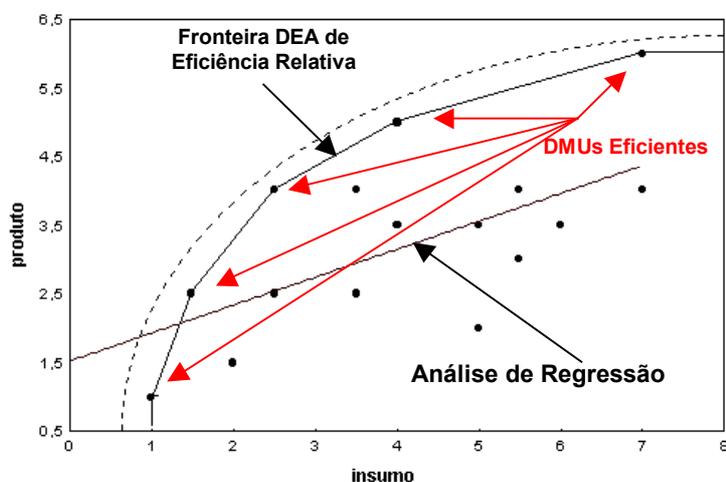
$$r = 1, \dots, m; \quad i = 1, \dots, n; \quad j = 1, \dots, N$$

Um ponto relevante é que a fronteira eficiente revelada pode não ser a fronteira eficiente efetiva, se as empresas em análise estiverem operando sob condições distantes do livre mercado. Por isso, diz-se de eficiência relativa ou Pareto-eficientes. As empresas eficientes seriam mais corretamente definidas como pontos Pareto não dominados. Os pontos abaixo da curva representam planos de produção que foram “dominados” e estão “envolvidos” pela operação das empresas eficientes. Para cada um deles há uma opção de atuação mais eficiente, representada pelas quantidades praticadas ou por uma combinação convexa das quantidades praticadas pelas unidades de referência.

Os modelos incorporam ainda orientação ao produto, que considera maximizar a produção mantido o consumo de insumos, ou orientação ao insumo, que busca manter a produção constante minimizando o consumo de recursos.

É comum na literatura consultada a comparação dos resultados de Análise por Envoltória de Dados com os obtidos pela Análise de Regressão. As conclusões apontadas são que a Análise de Regressão resulta em uma função que determina a reta, no caso da Análise de Regressão Linear, que minimiza a soma dos erros quadrados (ou reta dos mínimos quadrados). É, portanto, uma reta que não representa necessariamente o desempenho de nenhuma das unidades analisadas. Essa comparação pode ser demonstrada pela Figura 1.

Figura 1 – Comparação entre DEA e Análise de Regressão



Fonte: NIEDERAUER, Carlos Alberto Pittaluga (1998)

As observações individualmente estão representadas pelos pontos no gráfico. A reta traçada na Figura 1 é obtida da função resultante da Análise de Regressão Linear. Pode-se notar que apenas algumas observações posicionam-se próximas à reta de regressão.

A Análise por Envoltória de Dados define a curva de eficiência (ou de máxima produtividade), considerando a relação ótima insumo/produto. Assim, são identificadas as unidades que obtiveram a alocação ótima entre insumos e produtos, que são, então, chamadas de eficientes e estão posicionadas na curva de máxima eficiência relativa. É importante notar que as demais unidades, não eficientes, estão posicionadas abaixo da curva, “envolvidas” pelo desempenho das unidades eficientes. O método define então unidades de referências para cada observação, o que permite calcular os aumentos de produtos ou diminuição de insumos necessários para que a atuação seja otimizada.

Aos modelos iniciais foram acrescentados outros com possibilidades de aplicação distintas, formando uma família de modelos DEA. Os mais largamente utilizados são os modelos CCR, que supõe retornos constantes de escala, e o BCC. Estes serão os modelos utilizados no presente artigo.

3. Evolução de Trabalhos na Previsão de Insolvência

Uma quantidade expressiva de trabalhos abordando a questão da previsão de falências é encontrada na literatura. Diversas técnicas foram utilizadas para criar modelos de previsão de insolvência 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 e comparando-os ao longo do tempo (FITZPATRICK, 1932). No entanto, somente a partir da década de 60, com a disseminação de ferramentas estatísticas, é que este tema de estudo ganhou impulso.

Estudos utilizando ferramentas estatísticas foram apresentados por Beaver (1966), com a utilização 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 o Modelo Logit (OHLSON, 1980). Outros exemplos de modelos de previsão de insolvência de empresas encontrados na literatura são: paracionamento 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 ser explorados os modelos baseados em 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 aplicou o modelo DEA utilizando indicadores contábeis como insumo. Em 1997 Paul C. SIMAK estudou a possibilidade de utilizar DEA como ferramenta para prever a insolvência corporativa futura e comparou os resultados do modelo desenvolvido 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 8 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 no estudo de empresas do setor de alimentos brasileiro com base em dados da revista Exame – Melhores e Maiores.

4. Metodologia

4.1 Amostra e Coleta de Dados

As informações contábeis das empresas utilizadas no presente estudo foram obtidas na base de dados Melhores e Maiores, de Fipecafi-Exame. Foram localizadas empresas que deixaram de publicar suas demonstrações financeiras por terem entrado em processo de 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. Foram identificados dez casos de empresas em processo de concordata ou falência para o período de 1995 a 2003. Para cada empresa insolvente, foram sorteadas cinco empresas-espelho, entre as melhores empresas do setor em 2003, com o mesmo porte. O critério de selecionar entre as melhores empresas do setor em 2003 assegurar que essas empresas tenham boa saúde financeira nos últimos anos. Assim, foi obtida uma amostra de 60 empresas, sendo dez empresas insolventes e 50 empresas-espelho, para o período em análise. As informações contábeis das empresas da amostra foram obtidas na base de dados Melhores e Maiores, de Fipecafi-Exame, para três anos antes da falência/concordata. As empresas não serão identificadas por terem sido incluídas na amostra empresas de capital fechado e limitadas, que não publicam demonstrações contábeis. A Tabela 1 resume as informações das empresas selecionadas para estudo.

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
Eletrônico	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

A dificuldade de obtenção dos dados foi um dos grandes fatores limitadores na seleção dos indicadores para o estudo. Assim, o critério para definição dos indicadores a serem utilizados no estudo foi sua disponibilidade para as empresas da amostra, no período em estudo. No entanto, não

Os indicadores usados para desenvolvimento do modelo DEA foram:

Variáveis de Inputs:

- 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): 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.

Variáveis de Output:

- 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.

Foi efetuada uma análise de correlação de *Pearson* entre os indicadores. A correlação foi estatisticamente significativa entre os indicadores em negrito na Tabela 2.

As variáveis Endividamento Geral e Endividamento de Longo Prazo se mostraram correlacionadas (0.532) o que pode indicar a possibilidade de considerar apenas uma das variáveis para compor o modelo DEA. Os indicadores Endividamento de Longo Prazo e Composição do Endividamento mostraram-se negativamente correlacionados (-0.747) e ambos são considerados como variáveis de input. No entanto, a 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, sendo assim selecionadas para compor o modelo DEA.

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	0.532			
	Valor <i>P</i>	0.642	0.000			
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	-0.747	-0.124	
	Valor <i>P</i>	0.552	0.749	0.000	0.346	
GIRO	Correlação	0.089	0.194	-0.225	0.080	0.359
	Valor <i>P</i>	0.500	0.137	0.083	0.546	0.005

O modelo utilizou, então, a variável Composição do Endividamento como input e a variável Giro, como output. Foram utilizadas também as variáveis Cresc. Vendas e ROA como outputs. Porém, o resultado alcançado não foi satisfatório, pois somente uma empresa foi considerada como eficiente.

Foram acrescentadas ao modelo então as variáveis Endiv. Geral e Endiv. LP como inputs. 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 um modelo mais eficiente para os objetivos propostos neste trabalho.

4.2 Resultados

O modelo DEA foi aplicado aos dados para cálculo dos indicadores de eficiência 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
Empresa 1	38.27
Empresa 2	42.08
Empresa 3	41.12
Empresa 4	46.46
Empresa 5	35.22
Empresa 6	12.78
Empresa 7	69.14
Empresa 8	36.36
Empresa 9	45.53
Empresa 10	18.96
Empresa 11	100
Empresa 12	58.85
Empresa 13	45.18
Empresa 14	53.97
Empresa 15	54.91
Empresa 16	65.98
Empresa 17	38.43
Empresa 18	100
Empresa 19	47.23
Empresa 20	83.22
Empresa 21	77.69
Empresa 22	100
Empresa 23	100
Empresa 24	54.19
Empresa 25	37.79
Empresa 26	96.74
Empresa 27	45.01
Empresa 28	57.11
Empresa 29	67.58
Empresa 30	17.84
Empresa 31	81.61
Empresa 32	36.17
Empresa 33	54.44
Empresa 34	31.83
Empresa 35	69.44
Empresa 36	74.73
Empresa 37	74.45
Empresa 38	75.89
Empresa 39	63.21
Empresa 40	77.61
Empresa 41	100

Empresa	Escore calculado
Empresa 42	85.78
Empresa 43	78.63
Empresa 44	100
Empresa 45	100
Empresa 46	63.34
Empresa 47	58.26
Empresa 48	34.29
Empresa 49	40.2
Empresa 50	53.57
Empresa 51	82.83
Empresa 52	78.72
Empresa 53	27.44
Empresa 54	40.01
Empresa 55	35.1
Empresa 56	100
Empresa 57	57.11
Empresa 58	100
Empresa 59	100
Empresa 60	41.96

Para determinação do ponto de corte foi considerado o escore de eficiência que resultava na melhor discriminação entre as empresas com boa saúde financeira e as empresas com dificuldades financeiras. Ou seja, o ponto de corte foi escolhido de maneira a minimizar os erros de classificação, conforme proposto no estudo de SIMAK (1997). As empresas foram primeiramente classificadas por ordem decrescente de escore de eficiência. Depois, foi verificado qual o escore que melhor segregava as empresas insolventes das empresas com boa saúde financeira. Os resultados podem ser verificados na Tabela 4.

Tabela 4 – Escores de Eficiência versus situação financeira

Empresa	Escore calculado	Grupo de Origem
Empresa 11	100	Solvente
Empresa 18	100	Solvente
Empresa 22	100	Solvente
Empresa 23	100	Solvente
Empresa 41	100	Solvente
Empresa 44	100	Solvente
Empresa 45	100	Solvente
Empresa 56	100	Solvente
Empresa 58	100	Solvente
Empresa 59	100	Solvente
Empresa 26	96.74	Solvente
Empresa 42	85.78	Solvente
Empresa 20	83.22	Solvente
Empresa 51	82.83	Solvente

Empresa	Escore calculado	Grupo de Origem
Empresa 31	81.61	Solvente
Empresa 52	78.72	Solvente
Empresa 43	78.63	Solvente
Empresa 21	77.69	Solvente
Empresa 40	77.61	Solvente
Empresa 38	75.89	Solvente
Empresa 36	74.73	Solvente
Empresa 37	74.45	Solvente
Empresa 35	69.44	Solvente
Empresa 7	69.14	Insolvente
Empresa 29	67.58	Solvente
Empresa 16	65.98	Solvente
Empresa 46	63.34	Solvente
Empresa 39	63.21	Solvente
Empresa 12	58.85	Solvente
Empresa 47	58.26	Solvente
Empresa 28	57.11	Solvente
Empresa 57	57.11	Solvente
Empresa 15	54.91	Solvente
Empresa 33	54.44	Solvente
Empresa 24	54.19	Solvente
Empresa 14	53.97	Solvente
Empresa 50	53.57	Solvente
Empresa 19	47.23	Solvente
Empresa 4	46.46	Insolvente
Empresa 9	45.53	Insolvente
Empresa 13	45.18	Solvente
Empresa 27	45.01	Solvente
Empresa 2	42.08	Insolvente
Empresa 60	41.96	Solvente
Empresa 3	41.12	Insolvente
Empresa 49	40.2	Solvente
Empresa 54	40.01	Solvente
Empresa 17	38.43	Solvente
Empresa 1	38.27	Insolvente
Empresa 25	37.79	Solvente
Empresa 8	36.36	Insolvente
Empresa 32	36.17	Solvente
Empresa 5	35.22	Insolvente
Empresa 55	35.1	Solvente
Empresa 48	34.29	Solvente
Empresa 34	31.83	Solvente

← Ponto de corte

Empresa	Escore calculado	Grupo de Origem
Empresa 53	27.44	Solvente
Empresa 10	18.96	Insolvente
Empresa 30	17.84	Solvente
Empresa 6	12.78	Insolvente

Pode-se notar pela análise dos dados que abaixo de 46.46% de eficiência encontram-se 9 entre as 10 empresas insolventes da amostra. Apenas uma empresa insolvente apresenta indicador de eficiência superior a 46.46%: a empresa 7, com 69.14% de indicador de eficiência. Assim, o ponto de corte definido por esse escore determina um percentual de acerto de 90% pois, entre as empresas com escore inferior a 46.46%, incluem-se 9 entre as 10 empresas com dificuldades financeiras (90% de acerto das empresas insolventes serem mesmo insolventes). Esse escore determina um erro de classificação de 26% entre as empresas solventes: 13 das 50 empresas com boa saúde financeira têm nível de eficiência menor que esse ponto. A Tabela 5 resume os resultados obtidos.

Tabela 5 – 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

Ressalte-se também que nenhuma das empresas com escore igual a 100%, portanto consideradas como relativamente eficientes pelo modelo DEA, faliram após três anos.

A Tabela 6 mostra o percentual de acerto e erro na classificação das empresas utilizando esse ponto de corte.

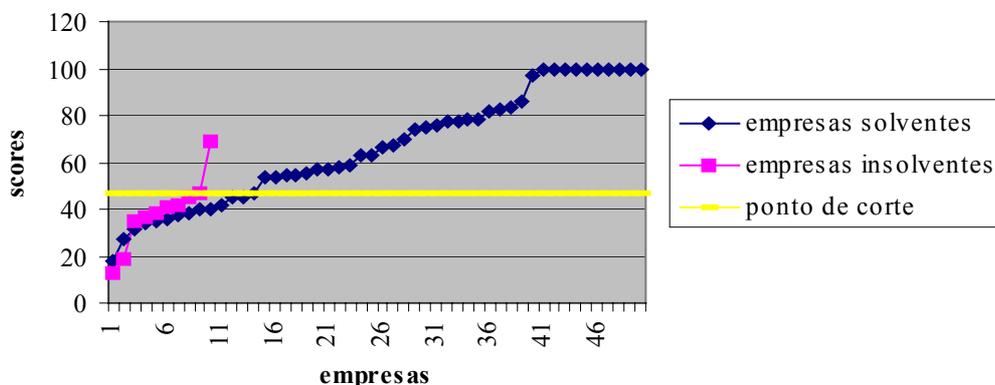
Tabela 6 – Classificação das empresas

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

Pode-se notar que o modelo DEA atingiu o índice de acerto de 90% entre as empresas insolventes e de 74% entre as empresas solventes, o que resulta em 76,6% de acertos de classificação no total.

A Figura 2 mostra o comportamento dos escores de eficiência com relação à classificação das empresas. Os pontos em azul são as empresas solventes. Os pontos em rosa, as empresas insolventes. A reta é o ponto de corte.

Figura 2 – Comportamento dos escores de eficiência com relação a classificação das empresas



4.3 Análises adicionais

Uma contribuição do DEA é a possibilidade de verificar quais os fatores que implicaram determinação do escore de eficiência da empresa e quais as alterações para melhorar sua situação. Apresenta, assim, uma possibilidade adicional em relação aos outros modelos de previsão de insolvência de empresas, já que contribui para mostrar o que uma empresa insolvente poderia fazer para modificar sua situação.

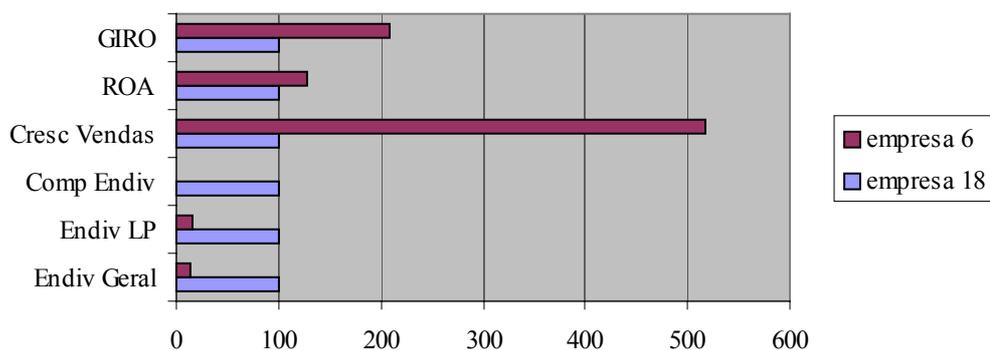
É possível, por exemplo, comparar a atuação das 9 empresas abaixo do ponto de corte, e classificadas corretamente como insolventes, com a das empresas classificadas como eficientes. Por este confronto, percebe-se que as empresas insolventes deveriam diminuir seu endividamento e aumentar o crescimento de vendas e o retorno sobre o ativo.

Já a empresa 7, com eficiência de insolvente 69.14% e classificada pelo modelo como solvente, possui um alto retorno sobre o ativo, na comparação com as empresas eficientes. Esse fato explica sua classificação.

As 13 empresas solventes classificadas como insolventes têm um alto índice de endividamento quando comparadas com as empresas eficientes. Assim, o modelo DEA classificou-as como pouco eficientes, o que implicou em seu posicionamento abaixo do ponto de corte.

A Figura 3 apresenta um exemplo desta análise comparativa. Neste exemplo a empresa 6, classificada corretamente insolvente, apresentou o menor escore da amostra: 12.78%. O modelo DEA faz uma comparação desta empresa insolvente (em azul) com uma empresa 18, considerada eficiente (em vermelho).

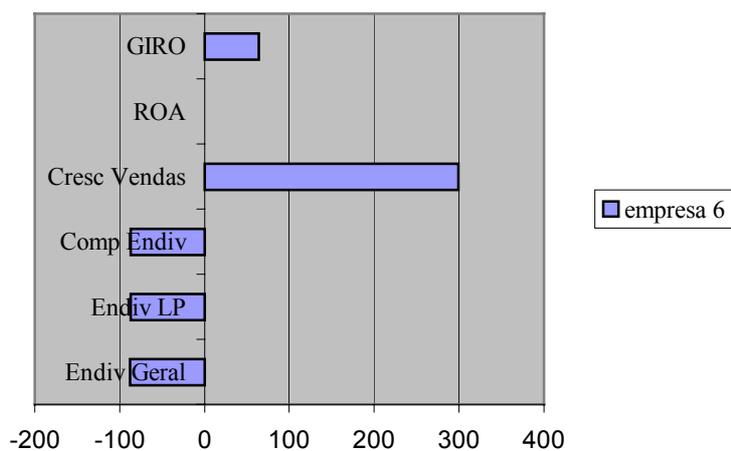
Figura 3 – Comparação de empresa insolvente com empresa eficiente



Pode-se notar que, em uma escala de 100, a empresa 18 possui menor Endividamento (Geral e de Longo Prazo), maior Crescimento de vendas, maior Retorno sobre o ativo e maior Giro.

A empresa 6 deveria, para se tornar eficiente, reduzir seu Endividamento em 88%, aumentar seu Crescimento de vendas em 299% e seu Giro em 64%, como mostrado na Figura 4.

Figura 4 – Melhorias sugeridas para a empresa insolvente



A possibilidade dessas análises adicionais proporcionadas pelo modelo DEA a tornam útil não somente para prever a insolvência mas, também, para observar possíveis alternativas de recuperação das empresas.

5. Considerações Finais

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 um modelo baseado na Análise por Envoltória de Dados para 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.

Foram analisados dados de 3 anos antes a insolvência das empresas e o resultado obtido com o modelo foi satisfatório visto que classificou corretamente 90% das empresas insolventes presentes na amostra.

Um aspecto relevante da técnica DEA é a possibilidade de comparar as empresas eficientes com as empresas não eficientes e se constituir em um *benchmarking*, indicando possibilidades de melhoria para que melhorem seu desempenho.

Bibliografia

ALMEIDA, F.C. *L'Evaluation 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. Octobre 1993.

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

_____, E., HALDEMAN, R., NARAYANAN, P. Zeta Analysis. *Journal of Banking and Finance*, p.29-54, juin 1977.

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

_____, E., 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. (1984). Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis *Management Science*, v. 30, n. 9, September.

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, décembre 1990.

BLUM, M. Failing company discriminant analysis. *Journal of Accounting Research*, Spring, p.1-25, 1974.

CERETTA, P.S. NIEDERAUER, C.A.P. Rentabilidade do Setor Bancário. 24o. Encontro da ANPAD. Florianópolis, 10-13 set./2000.

Charnes A., Cooper W.W. and Rhodes E. (1978) "Measuring the efficiency of decision making units". *European Journal of Operational Research*, n. 2, p. 429-444.

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 (livre docência), Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. São Paulo: Universidade de São Paulo, 1976.

_____, S. C., 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 (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. p. 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*, supplément, 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.

OHLSON, J. A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, v.18, n. 1, printemps 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. 1997.Thesis (Master of Applied Science) – Graduate Department of Mechanical and Industrial Engineering, University of Toronto. Toronto (Canadá): University of Toronto.

SIMAK, P.C. *Inverse and Negative DEA and Their application to credit risk evaluation*. 2000.Thesis (Doctor of Philosophy) – Graduate Department of Mechanical and Industrial Engineering, University of Toronto. Toronto (Canadá): University of Toronto.

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, pp. 105-124, 2000.