

Modelo e análise de previsão de desempenho pela metodologia de análise multivariada de dados: um estudo empírico do setor de energia elétrica

Antônio Fernando de Andrade O. Pereira (Universidade Federal da Bahia - Brasil) afoap@uol.com.br

Carlos Pedrosa Júnior (Universidade Federal da Paraíba - Brasil) pedrosa@sefaz.rr.gov.br

Evandro José Santos Ramos (Faculdade Castro Alves - Brasil) evnramos@hotmail.com

Resumo

Este trabalho tem como objetivo estimar empiricamente uma equação com corte simultâneo de previsão de desempenho das empresas do setor energético no Brasil. O estudo utiliza-se de uma amostra de 40 empresas do setor, através do levantamento das demonstrações contábeis de 2003, junto à Comissão de Valores Mobiliários e à Bolsa de Valores de São Paulo. A metodologia adotada foi composta de técnicas de análise multivariada, conjugando-se a análise fatorial e a análise discriminante, trabalhando com o software Statical Package for the Social Sciences (SPSS) versão 10.0. Na fundamentação teórica foram estudadas exhaustivamente as técnicas multivariadas e alguns trabalhos recentemente apresentados em congressos. Os resultados obtidos evidenciaram a eficácia do modelo na previsão de desempenho, contribuindo com as empresas de rating na análise de crédito.

Palavras-chave: Análise multivariada, Previsão, Desempenho.

Área Temática: Controladoria.

1. Introdução

O Setor Energético brasileiro está centrado, em grande parte, em duas áreas: Refino de Petróleo e Destilarias de Álcool. Segundo o Ministério de Minas e Energia (MME) (2004, p.39) na geração e distribuição de eletricidade há pouco consumo final de energia. Entretanto, a eletricidade demonstrou um crescimento bastante significativo de 1973 a 2000. Com a crise do setor em meados de 2000, houve uma queda no consumo de energia elétrica no país, provocando problemas financeiros nas empresas do setor.

O setor de energia elétrica vem passando por sérias dificuldades e as empresas estão altamente endividadas. Em entrevista ao Bom dia Brasil, programa jornalístico da Rede Globo, Pires (2004) afirma que "Se o Brasil precisa crescer na média 4% até o fim da década a gente vai precisar de cerca de R\$ 15 bilhões também na média em investimentos em novas usinas de geração de energia elétrica. Para gerar similar ao consumo da grande São Paulo." Com esta notícia, conclui-se que as empresas irão necessitar de empréstimos e deverão passar por sérias análises de risco. Riscos de crédito são avaliados por empresas de rating de crédito, que são instituições independentes especializadas na determinação e divulgação do risco das corporações, instituições financeiras e países. As principais empresas de rating no mundo são: Moody's Investors Service, Standard & Poor's, Fitch IBCA e Duff & Phelps Credit Rating Co.

O *Rating* consiste em uma nota que tem por objetivo classificar o risco de empresas não cumprirem com suas obrigações financeiras. A determinação do risco sempre afere uma probabilidade que pode ser da empresa como um todo, do papel emitido, ou de uma operação

estruturada, baseada sempre num título de dívida, depósito, apólice ou obrigação de fazer ou entregar. Considera-se *o principal* qualquer falta de pagamento ou, ainda, pagamento impontual, além de repactuações das dívidas unilaterais.

Segundo Menezes (1999) os estudos para auferir e prever a situação financeira de empresas financeiras ou não-financeiras vem crescendo nos últimos anos. Técnicas estatísticas têm sido utilizadas com a intenção de desenvolver modelos de previsão de falência que permitam mensurar a situação de solvência das empresas a partir de suas demonstrações financeiras.

As empresas de rating interpretam as demonstrações e atribuem “notas” aos principais indicadores de análise: liquidez, lucratividade, estrutura de capital, rentabilidade, etc.

Conforme Kassai e Kassai (2002) para que o analista não fique com dúvidas por causa do grande volume de índices, quocientes e indicadores, faz-se necessário que as análises sejam dispostas em grupos ou modelos específicos que procuram analisar a situação de uma determinada empresa sob os mais variados enfoques.

Para eliminar o grau de subjetividade este trabalho irá demonstrar uma forma de se encontrar a importância de cada indicador no resultado da empresa através de uma técnica estatística denominada Análise Fatorial, definindo os principais indicadores que explicam grande parte da variação que ocorre em todos os demais indicadores. Logo após, será utilizada a análise discriminante para a busca da função discriminante de melhor previsão.

2. Referencial teórico.

Neste tópico citam-se alguns artigos que direta ou indiretamente utilizam as técnicas de análise de previsão. Ainda, desenvolvem-se alguns conceitos e estudos no campo estatístico, em particular, as técnicas de análise fatorial e análise discriminante.

A tabela a seguir vem corroborar com uma breve evolução do conhecimento das técnicas de avaliação nos últimos cem anos:

Período	Etapas
1895	Declarações de ATIVOS e PASSIVOS.
1900	Proposta de crédito que incluía o Balanço.
1906	Aumentou o nº de Bancos que exigiam os balanços.
1913	A comparação de diversos itens foi aumentando
1915	Obrigatoriedade dos balanços nos Estados Unidos.
1918	Inclusão de formulários padronizados.
1919	É apresentado um modelo de análise de balanços.
1923	Coefficientes característicos podem ser obtidos através das médias.
1931	São elaborados e divulgados índices-padrão.
1932 a 1939	Sistema de análise <i>Du Pont</i> .
1940 a 1949	Bases técnicas de análise de balanços.
1968	Criação da SERASA.
Atualmente	O anuário Melhores e Maiores e outros.

Fonte: Matarazzo, 2003.

Quadro 1 – Evolução da Análise das Demonstrações Contábeis

Segundo Assaf Neto (1998) a análise relata a posição econômico-financeira atual, as causas que determinam a evolução apresentada e as tendências futuras.

Padoveze (2004) descreve detalhadamente a metodologia utilizada na análise econômico-financeira das empresas no mundo dos negócios. Com a globalização dos mercados e o grau

de complexidades e incertezas que as empresas convivem, torna-se necessário a utilização de técnicas mais refinadas que venham aferir o desempenho das empresas com mais acurácia.

A base de sua utilização está na compreensão do desempenho como um fator multidimensional, somente sendo possível sua expressão através de uma análise conjunta de indicadores e das técnicas multivariadas que através de compostos ponderados de indicadores ou de modelos estatísticos entre os quais Análise Fatorial e Análise Discriminante na previsão do desempenho das empresas.

2.1 Análise fatorial e análise discriminante

A análise fatorial é um processo estatístico que se destina à redução e à sintetização dos dados. Foi desenvolvida em 1904 por Charles Spearman, Estatístico e Professor Titular de Psicologia da University College de Londres. Esta técnica estatística foi utilizada por Bezerra e Corrar (2002) na identificação dos principais indicadores financeiros em Companhias Seguradoras do Brasil.

Aaker (2001) afirma que: “Os pesquisadores podem utilizar a **análise fatorial** para duas funções elementares da análise de dados. Uma delas é a identificação do constructo essencial dos dados”.

Malhotra (2001) concorda que se utiliza a análise fatorial nas seguintes circunstâncias:

- Identificação das dimensões latentes ou fatores que expliquem as correlações entre um conjunto de variáveis;
- Identificação de um conjunto novo, menor, de variáveis não correlacionadas para substituir o conjunto de variáveis correlacionadas na análise multivariada subsequente (regressão ou análise discriminante);
- Identificação, em um conjunto maior, um conjunto menor de variáveis que se destacam para uso em uma análise multivariada subsequente.

Cada variável ou identificador pode ser expresso como uma combinação linear de fatores subjacentes. O compartilhamento de uma variável com todas as outras variáveis analisadas é conceituada como **comunalidades**.

Segundo Malhotra (2001) a análise fatorial tem duas abordagens básicas na escolha do método de aplicação, são elas: **a análise de componentes principais e a análise fatorial comum**.

A **análise de componentes principais** leva em conta a variância total nos dados, sua maior preocupação é identificar o número mínimo de fatores que respondem pela máxima variância nos dados para utilização na análise pretendida. Já **a análise fatorial comum** leva em conta a variância comum nos dados. Sua principal preocupação é identificar as dimensões subjacentes e a variância comum é um fator de interesse.

De acordo com Kassai e Kassai (2000) a técnica estatística desenvolvida a partir dos cálculos de regressão linear permite resolver problemas que contenham não apenas variáveis numéricas, mas também variáveis de natureza “qualitativa”, como por exemplo: empresas “solventes” e “não solventes”.

Sanvicente (1999) afirma que “embora exista uma crença de que indicadores contábeis, mesmo de companhias abertas, não são medidas confiáveis para análise de risco de crédito de empresas,... Isso mostra que a **análise discriminante** baseada em indicadores contábeis é uma ferramenta útil para prever concordatas de empresas, e que pode ser utilizada para dar escores associados a risco de crédito a empresas”.

Segundo Malhotra (2001) a análise discriminante é uma técnica de análise de dados onde a variável dependente é categórica e as variáveis prognosticadoras ou independentes têm natureza intervalar.

Conforme Sanvicente e Minardi (1998) a análise discriminante define inicialmente dois ou mais grupos, e classifica as observações em um destes grupos, dependendo de suas características individuais.

Conforme Hair (2005) um dos objetivos de técnicas multivariadas é expandir a habilidade explanatória do pesquisador e a eficiência estatística. A análise fatorial e a análise discriminante fornecem ao pesquisador poderosas ferramentas para abordar as questões administrativas e teóricas.

Para Aaker (2001) a análise discriminante tem quatro objetivos:

- Identificar combinações lineares das variáveis previsoras para separar os grupos por meio da maximização da variação entre os grupos em relação à variação dentro dos grupos;
- Identificar procedimentos para designar novos objetos, empresas ou indivíduos, cujos perfis, e não a identidade grupal, sejam conhecidos, para um dos dois grupos;
- Testar se existem diferenças significantes entre os grupos, com base nos centróides desses grupos;
- Identificar quais as variáveis mais relevantes para a explicação das diferenças intergrupais.

Hair Jr. (2005) afirma que os escores de fator são úteis porque eliminam a multicolinearidade das variáveis independentes. Entretanto, será necessário calcular os escores somados para cada fator encontrado na análise fatorial.

A importância da análise fatorial e da análise discriminante pode ser verificada pelas frequentes publicações de revisões teóricas demonstrada nas tabelas abaixo. Esta evolução teórica que veio acompanhada de diversas pesquisas sobre a construção dos modelos de previsão de insolvência sugere a presente pesquisa.

Ano	Autor	Pesquisa
1904	Spearman	Desenvolveu a análise fatorial
1931	Thurstone	Desenvolveu o Modelo do termo partindo de Spearman
1967	Morrison	Revisão teórica
1971	Lawley e Maxwell	Revisão teórica
1972	Mulaik	Revisão teórica
1975	Rummel	Análise fatorial aplicada
1976	Harman	Revisão teórica
1978	Kim e Mueller	Revisão teórica
1983	Gorsuch	Revisão teórica
1987	Carmo	Dissertação de Mestrado
1990	Morrison	Revisão teórica
1994	Lattif	Resolução de um problema real de Pesquisa de Marketing.
1998	Artes	Aspectos estatísticos da análise fatorial de escalas de avaliação
2002	Bezerra e Corrar	Metodologia de identificação dos principais Indicadores Financeiros

Tabela 2: Histórico de algumas evidências empíricas e teóricas de análise fatorial.

Ano	Autor	Pesquisa
1932	Fitzpatrick	Proposição da teoria
1935	Winakor e Smith	Proposição da teoria
1967	Beaver	Estudo da insolvência de empresas com base em indicadores contábeis.
1968	Altman	Estudo da insolvência de empresas com base em indicadores contábeis.
1970	Johnson	Estudo da insolvência de empresas com base em indicadores contábeis.
1972	Deakin	Estudo da insolvência de empresas com base em indicadores contábeis.
1976	Elizabetsky	Estudo da insolvência de empresas com base em indicadores contábeis.
1978	Kanitz	Brasil. A análise de insolvência de empresas com objetivos preditivos.
1983	Pereira	A análise de insolvência de empresas com objetivos preditivos.
1984	Bragança & Bragança	A análise de insolvência de empresas com objetivos preditivos.
1986	Kasznar	A análise de insolvência de empresas com objetivos preditivos.
1994	Altman, Marco & Varetto	A análise de insolvência de empresas com objetivos preditivos.
1996	Matias & Siqueira	A análise de insolvência de empresas com objetivos preditivos.
1996	Santos	A análise de insolvência de empresas com objetivos preditivos.
1997	Brockert et al.	A análise de insolvência de empresas com objetivos preditivos.
1997	Eisenbeis	A análise de insolvência de empresas com objetivos preditivos.
1998	Minardi e Sanvicente	A análise de insolvência de empresas com objetivos preditivos.
1999	Lennox	A análise de insolvência de empresas com objetivos preditivos.

Fonte: Carvalho e Horta; Theófilo e Corrar.

Tabela 3: Histórico de alguns dos modelos de previsão de insolvência (evidências empíricas).

A análise da breve evolução do conhecimento no campo de análise de crédito e previsão de insolvência, descrita nesse artigo, motivaram os autores a aplicação das técnicas de análise multivariadas, particularmente, análise fatorial e discriminante, elaborando uma metodologia para um modelo de previsão que estime empiricamente uma função linear que diagnostique adequadamente o desempenho do setor energético.

3. Metodologia

3.1 Coleta e análise dos dados.

A pesquisa utilizará as demonstrações contábeis de 40 empresas do setor energético, aplicando alguns métodos estatísticos na validação da hipótese.

A pesquisa foi desenvolvida com a coleta das demonstrações contábeis das empresas do setor energético do ano 2003 disponível nos sites da *Comissão de Valores Mobiliários* (CVM) e *Bolsa de Valores de São Paulo* (BOVESPA), através do *Sistema de Divulgação Externa ITR/DFP/IAN* (DIVEXT).

3.2 Análise multivariada de dados: análise fatorial e análise discriminante.

3.2.1 Análise fatorial.

Todo o trabalho foi desenvolvido com o auxílio do **Software SPSS Versão 10.0**. Inicialmente foram calculados 19 indicadores financeiros para cada uma das empresas. Esses indicadores foram submetidos à análise fatorial para determinação de grupos de indicadores (fatores) e logo após, submetido à análise discriminante.

Na análise fatorial, segundo Corrar (2002) o teste de Kaiser-Meyer-Olkin (Measure of Sampling Adequacy - MSA) é o que indica o grau de explicação dos dados a partir dos fatores

encontrados. Se o MSA indicar um grau de explicação menor do que **.50** significa que os fatores encontrados na técnica estatística não conseguem descrever significativamente as variações dos dados originais.

O quadro a seguir demonstra as principais estatísticas de análise fatorial, determinando os números de fatores, contribuindo para escolha de um modelo mais adequado de previsão de desempenho.

Determinação	Considerações
A priori	Em virtude de conhecimento prévio, o pesquisador sabe quantos fatores pode esperar, o que permite especificar o número de fatores a serem extraídos.
Autovalores	São retidos apenas os fatores com autovalores superiores a 3,0.
Porcentagem da variância	Recomenda-se que os fatores respondam, no mínimo, por 60% da variância.
Confiabilidade meio a meio	A amostra é dividida ao meio, fazendo-se uma análise fatorial sobre cada metade. São retidos apenas os fatores com elevada correspondência de cargas fatoriais ao longo das duas subamostras.
Testes de significância	É possível determinar a significância estatística dos autovalores separados, retendo apenas os fatores que são estatisticamente significativos.
Kaisen-Meyer-Olkin (KMO)	Valores altos (entre 0,5 e 1,0) indicam que a análise fatorial é adequada.
Comunalidades	Porção da variância explicada pelos fatores comuns.

Quadro 2: Estatísticas associadas à análise fatorial.

3.2.2 Análise discriminante.

A análise discriminante contribui para modelar a equação empírica para um modelo de previsão de desempenho para o setor energético, assumindo a forma teórica de uma combinação linear (função discriminante ou eixo):

$$Z = b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + \dots + b_nx_n$$

Onde,

Z = escore discriminante

b = pesos discriminantes

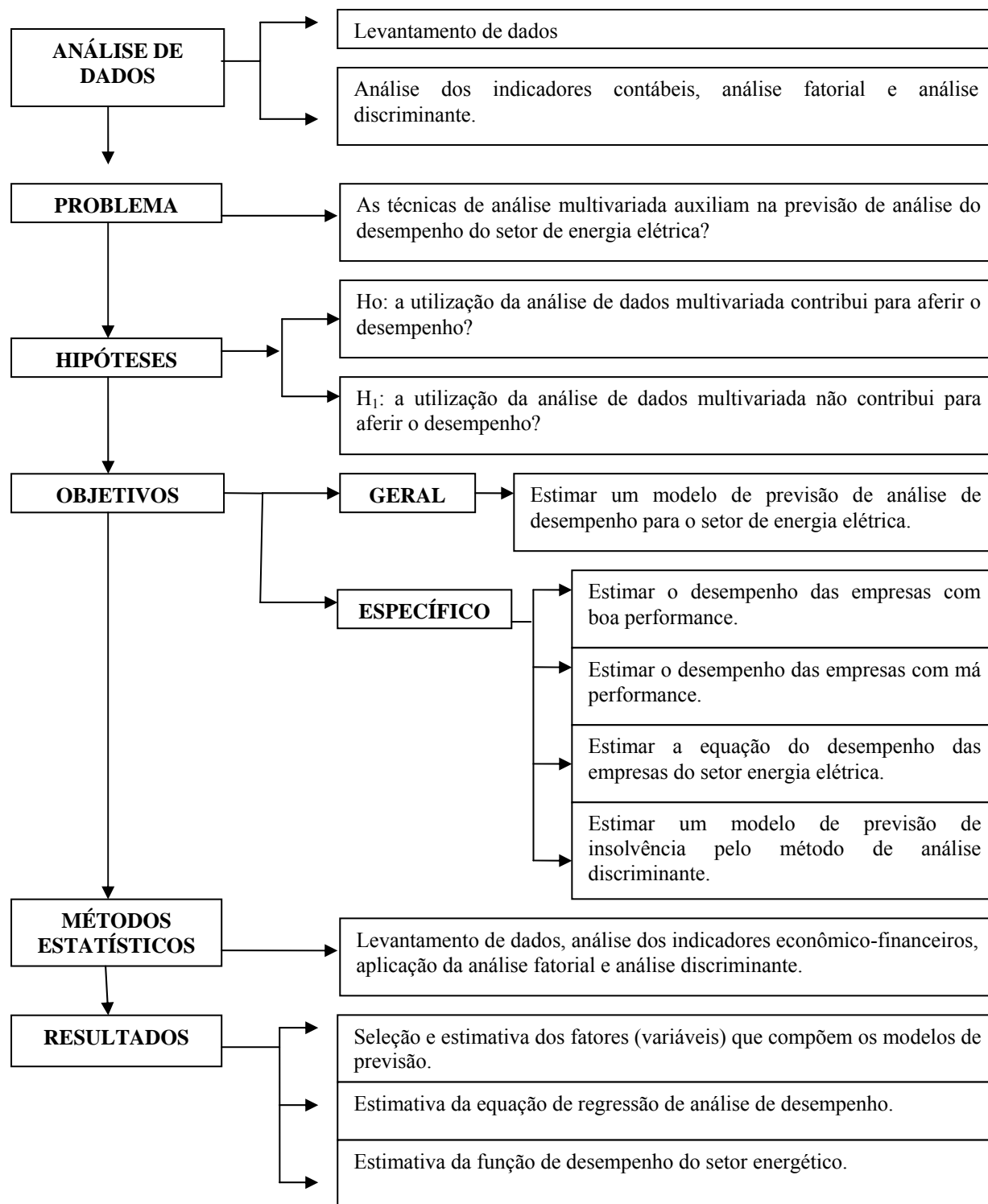
X = variáveis previsoras

O quadro a seguir demonstra as principais estatísticas necessárias à estimativa da função discriminante.

Determinação	Considerações
Correlação canônica	Mede o alcance entre os escores discriminantes e os grupos.
Centróide	Média dos escores discriminantes do grupo.
Matriz de classificação ou predição	Contém o total de casos classificados corretamente e mal classificados. A soma dos elementos da diagonal dividida pelo nº total de casos representa a <i>proporção de acertos</i> .
Coeficientes da função discriminante	São os multiplicadores das variáveis.
Escore discriminante	Os coeficientes são multiplicadores das variáveis.
Autovalores	É a razão da soma dos quadrados entre os grupos para a mesma soma entre os grupos.
λ de Wilks	Valor varia de 0 a 1 (próximo a 1 indica que as médias dos grupos são semelhantes).

Quadro 3: Estatísticas associadas à análise discriminante.

O quadro abaixo descreve passo a passo a metodologia adotada no trabalho em elaboração.



Quadro 4 - Metodologia aplicada.

4. Resultados obtidos.

Os quadros a seguir sintetizam os resultados obtidos, após a aplicação da metodologia adotada. No que concerne à análise fatorial, a técnica indicou quatro fatores principais, representando aproximadamente 92% dos 19 indicadores contábeis pesquisados conforme a estimativa da variância total explicada.

O teste de KMO que é outra estatística preponderante na técnica, alcançou .682. O teste de esfericidade valida a utilização da análise fatorial (Sig. < .05).

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.682
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	776,196
	df	66
	Sig.	.000

Tabela 4: Medida de adequidade.

Total Variance Explained						
Component	Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	4,147	34,562	34,562	2,974	24,781	24,781
2	3,552	29,604	64,166	2,964	24,696	49,477
3	1,898	15,817	79,983	2,560	21,330	70,808
4	1,407	15,817	91,710	2,508	20,903	91,710

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Tabela 5: variância total explicada

O quadro da rotação dos fatores das componentes (*Rotated Component Matrix*) permite verificar qual dos fatores melhor explica cada um dos indicadores considerados, utilizando o critério Varimax.

Rotated Component Matrix a

	Component			
	1	2	3	4
X12-ENDIVIDAMENTO	,987			
X17-GRAU DE ALAVANCAGEM FINANCEIRA	,975			
X15-IMOBILIZAÇÃO DO PATRIMÔNIO LÍQUIDO	,962			
X14-GARANTIA DE TERCEIROS		,959		
X5-SOLVÊNCIA GERAL		,956		
X19-DEPENDÊNCIA FINANCEIRA		-,854	,916	
X2-LIQUIDEZ SECA				
X1-LIQUIDEZ CORRENTE			,896	,320
X3-LIQUIDEZ GERAL			,878	
X6-NECESSIDADE DE CAPITAL DE GIRO				,912
X7-SALDO DE TESOURARIA				,840
X13-COMPOSIÇÃO DO ENDIVIDAMENTO		,367		-,818

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. Rotation converged in 6 iterations.

Tabela 6: Rotação de componentes principais.

A matriz após a rotação dos fatores permite uma classificação fidedigna dos indicadores em cada um dos fatores. Assim, pode-se concluir que:

O Fator 1 é composto por X12 (endividamento), X17 (grau de alavancagem financeira) e X15 (imobilização do patrimônio líquido);

O Fator 2 é composto por X5 (solvência geral) e X14 (garantia de terceiros).

O Fator 3 é composto por X1 (liquidez corrente), X2 (liquidez seca) e X3 (liquidez geral).

O Fator 4 é composto por X6 (necessidade de capital de giro) e X7 (saldo de tesouraria).

No modelo é possível interpretar o primeiro fator como sendo “**Remuneração do Capital Próprio**”, o segundo fator pode ser interpretado como sendo um indicativo de “**Endividamento Geral**”, o terceiro de “**Liquidez**” e o quarto fator como “**Capital de Giro**”. O que pode ser demonstrado pelos coeficientes da função discriminante canônica abaixo:

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
REMUNERAÇÃO DO CAPITAL PRÓPRIO	,373
ENDIVIDAMENTO GERAL	,613
LIQUIDEZ	-2,252
CAPITAL DE GIRO	2,011

Tabela 7: Função discriminante

A aplicação da metodologia da análise discriminante, estima a função discriminante de Fisher, como sendo:

$$Z = 0,373X_1 + 0,613X_2 - 2,252X_3 + 2,011X_4$$

Onde,

Z = função empírica estimada para o setor energético;

X₁ = remuneração do capital próprio;

X₂ = endividamento geral;

X₃ = liquidez;

X₄ = capital de giro.

A estatística **Lambda de Wilk é bastante significativa**. Ao estimar **0,717** e qui-quadrada de **11,961** para **0,018** de significância conforme quadro abaixo:

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,717	11,961	4	,018

Tabela 8: significância do modelo.

O modelo de análise multivariadas, conjugando as técnicas de análise fatorial e análise discriminante vem corroborar com a eficácia da metodologia adotada. Ao analisar os resultados da classificação das empresas do setor energético, constata-se que o modelo de previsão de desempenho classifica corretamente **72,5%** dos resultados obtidos pela função discriminante, conforme quadro abaixo:

		Predicted Group Membersh			Total
		X21-PREVISÃO SOLVENTE	INSOLVENTE		
Original	Count	SOLVENTE	14	6	20
		INSOLVENTE	5	15	20
	%	SOLVENTE	70,0	30,0	100,0
		INSOLVENTE	25,0	75,0	100,0

a. **72,5% of original grouped cases correctly classified.**

Tabela 9: Capacidade de classificação do modelo.

5. Conclusão

Pode-se concluir que a utilização de técnicas conjugadas retrai a subjetividade da análise dos indicadores contábeis, fornecendo um modelo de previsão do desempenho para as empresas do setor energético.

A função discriminante apresentada permitirá que os futuros investidores dessa empresas analisem suas demonstrações contábeis com mais acurácia, tomando a decisão correta do investimento.

Com a pesquisa realizada será possível minimizar o problema do risco de crédito, utilizando a metodologia aplicada no trabalho.

Assim, o trabalho contribui para pesquisa na área contábil e financeira, haja vista, que a experiência dos modelos de previsão de desempenho elaborado no Brasil, ora utiliza-se isoladamente da análise discriminante, ora da análise fatorial.

A aplicação da análise multivariada dos dados em particular, análise fatorial e discriminante, conjugadas simultaneamente, faz-se necessária em decorrência do grau de acurácia do modelo de previsão de desempenho, quando da utilização da técnica de análise discriminante isoladamente, esse método obtém resultados parciais. Todavia, com a utilização das duas técnicas, o modelo obtém resultados mais consistentes e robustos.

Os resultados obtidos no trabalho através das técnicas estatísticas acima referidas tornam-se imprescindíveis à utilização da análise multivariadas dos dados pelos pesquisadores e instituições de risco de crédito.

O modelo de previsão de desempenho estimado empiricamente para o setor energético é constatado pela plausibilidade dos resultados e pelo grau de acerto.

Referências

AAKER, David A. et al. *Pesquisa de marketing*. Tradutor Reynaldo Cavalheiro Marcondes. São Paulo: Atlas, 2001.

ASSAF NETO, Alexandre. *Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro*. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2002.

BOAVENTURA, Edivaldo M. *Metodologia da pesquisa: monografia, dissertação e tese*. São Paulo: Atlas, 2004.

BRASIL. Ministério das Minas e Energia. *Análise energética brasileira*. Disponível em: http://www.mme.gov.br/publicações/artigos_técnicos/index.html. Acesso em: 22 abr. 2005.

CARVALHO, Frederico A. de; HORTA, Rui Américo Mathiasi. *Um modelo de duas etapas para previsão de insolvência com base em indicadores contábeis*. Encontro Anual da ANPAD, 2002.

CORRAR, João Luiz. *Metodologia de identificação dos principais indicadores financeiros para acompanhamento e análise de empresas: uma aplicação em companhias seguradoras*. Encontro Anual da ANPAD, 2002.

HAIR, Joseph F.Jr.; ANDERSON, Rolph E.; TATHAN, Ronald L.; BLACK, William C. *Análise de dados multivariada*. Tradutores Adonai Schlup e Anselmo Chaves Neto. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

HAIR, Joseph F. Jr.; BABIN, Barry; MONEY, Arthur H.; SAMOUEL, Phillip. *Fundamentos de métodos de pesquisa em administração*. Tradutora Lene Belon Ribeiro. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

KASSAI, Silvia; KASSAI, José Roberto. *Desvendando o Termômetro de Insolvência de Kanitz*. Encontro Nacional da ANPAD – Associação Nacional de Programas em de Pós-Graduação em Administração, 2003.

MALHOTRA, Naresh. *Pesquisa de marketing: uma orientação aplicada*. 3. ed. Porto Alegre: Bookman, 2004.

MATARAZZO, Dante C. *Análise financeira de balanços: abordagem básica e gerencial*. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2004.

MENEZES, Ângela de Souza; SAMANEZ, Carlos Patrício. *Análise de solvência de instituições bancárias: uma abordagem multivariada*. Encontro Anual da ANPAD, 1999.

NEVES, Silvério das; VICECONTI, Paulo Eduardo V. *Contabilidade avançada e análise das demonstrações financeiras*. 13. ed. São Paulo: Frase, 2004.

PADOVEZE, Clóvis L.; BENEDICTO, Gideon Carvalho de. *Análise das demonstrações financeiras*. São Paulo: Thomson, 2004.

PIRES, Sérgio. *Energia sob alerta*. Disponível em: <http://bomdiabrasil.globo.com.br>. Acesso em: 26 abr de 2005.

SANVICENTE, A. Z.; MINARDI, Andrea Maria A. F. *Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas*. Encontro Anual da ANPAD, 1998.

THEÓFILO, Carlos R.; CORRAR, Luiz J.(Coords.) *Pesquisa operacional: para decisão em contabilidade e controladoria*. São Paulo: Atlas, 2004.