

---

# **Modelo e Análise de Previsão de Desempenho pela Metodologia de Análise Multivariada de Dados: um estudo empírico do setor de energia elétrica**

*Model and analysis of performance prediction through the many-varied analysis of data methodology: an empirical study of the electric energy sector*

---

**Antônio Fernando de Andrade O. Pereira**

Universidade Federal da Bahia - UFBA - Brasil

**Carlos Pedrosa Júnior**

Universidade Federal da Paraíba - UFPB - Brasil

**Evandro José Santos Ramos**

Faculdade Castro Alves - FCA - Brasil

## **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, 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 exaustivamente 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.

## **Abstract**

The present work aims at empirically estimating an equation with the simultaneous use of the performance prediction of the Brazilian energy companies. The study involves 40 companies, using their financial statements of 2003 found at the Securities and Exchange Commission and at São Paulo Stock Exchange. The methodology adopted was composed of the many-varied data analysis techniques added to factor analysis and discriminating analysis. The software Statical Package for the Social Sciences (SPSS) version 10.0 was used. In the theoretical background the many-varied techniques were exhaustively scrutinized as well as some papers recently presented in conferences. The results obtained demonstrated the efficacy of the model for the performance prediction, thus contributing for the analysis of credit undertaken by the rating companies.

**Key words:** Many-varied analysis, Prediction, Performance.

## 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.

O Quadro 1 mostra uma breve evolução do conhecimento das técnicas de avaliação nos últimos cem anos:

**Quadro 1: Evolução da Análise das Demonstrações Contábeis**

| 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        | Coeficientes 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).

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 com que as empresas convivem, torna-se necessária 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 por meio de uma análise conjunta de indicadores e das técnicas multivariadas, 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, de 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 comunalidade.

Segundo Malhotra (2001), a análise fatorial tem duas abordagens básicas na escolha do método de aplicação: 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 das 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 demonstradas no Quadro 2 e no Quadro 3. Esta evolução teórica que veio acompanhada de diversas pesquisas sobre a construção dos modelos de previsão de insolvência sugeriu a presente pesquisa.

**Quadro 2: Histórico de algumas evidências empíricas e teóricas de análise fatorial**

| 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            | Aspétos estatísticos da análise fatorial de escalas de avaliação    |
| 2002 | Bezerra e Corrar | Metodologia de identificação dos principais Indicadores Financeiros |

Fonte: Carvalho e Horta (2002); Theófilo e Corrar (2004).

**Quadro 3: Histórico de alguns dos modelos de previsão de insolvência (evidências empíricas)**

| 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 (2002); Theófilo e Corrar (2004).

A análise da breve evolução do conhecimento no campo de análise de crédito e previsão de insolvência, descrita neste artigo, motivou os autores à aplicação das técnicas de análise multivariadas, particularmente, a análise fatorial e a 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 disponíveis 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, submetidos 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 4 demonstra as principais estatísticas de análise fatorial, determinando os números de fatores, contribuindo para a escolha de um modelo mais adequado de previsão de desempenho.

**Quadro 4: Estatísticas associadas à análise fatorial**

| 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.   |

Fonte: Corrar (2002).

### 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 5 demonstra as principais estatísticas necessárias à estimativa da função discriminante.



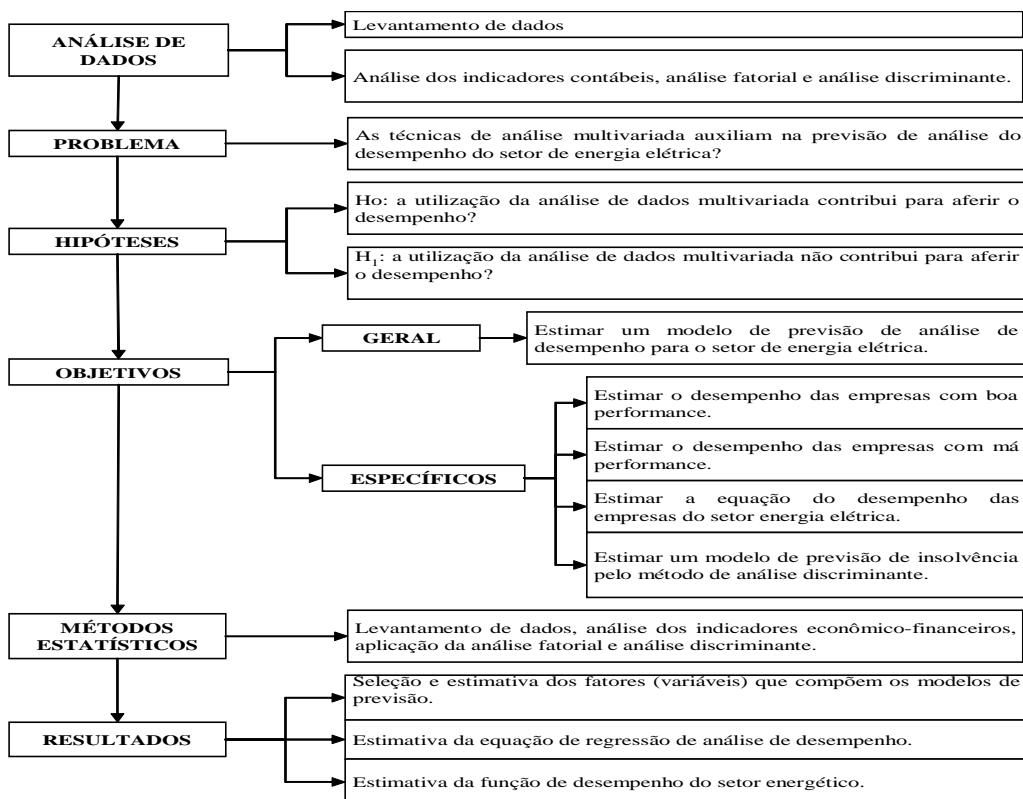
**Quadro 5: Estatísticas associadas à análise discriminante**

| 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 n° total de casos representa a <i>proporção de acertos</i> . |
| Coefficientes 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.  |
| $\lambda$ de Wilks                    | Valor varia de 0 a 1 (próximo a 1 indica que as médias dos grupos são semelhantes).   |

Fonte: Corrar (2002).

A Figura 1 descreve passo a passo a metodologia adotada no trabalho em elaboração.

**Figura 1: Metodologia aplicada**



Fonte: Adaptada de Pereira (2002).

#### 4 Resultados obtidos

As tabelas 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).

**Tabela 1: Medida de adequabilidade**

| 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    |

Fonte: Elaborada pelos autores.

**Tabela 2: Variância total explicada**

| 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.

Fonte: Elaborada pelos autores.

A Tabela 3 da rotação dos fatores dos componentes (Rotated Component Matrix) permite verificar qual dos fatores melhor explica cada um dos indicadores considerados, utilizando o critério Varimax.

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).

**Tabela 3: Rotação de componentes principais**

**Rotated Component Matrix a**

|  | Component |       |      |       |
|--|-----------|-------|------|-------|
|  | 1         | 2     | 3    | 4     |
| X12-ENDIVIDAMENTO                      | ,982      |       |      |       |
| 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 |      |       |
| X2-LIQUIDEZ SECA                       |           |       | ,916 |       |
| 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.

Fonte: Elaborada pelos autores.

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 na Tabela 4.

**Tabela 4: Função discriminante**

**Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients**

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

Fonte: Elaborada pelos autores.

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

$$Z = 0,373X1 + 0,613X2 - 2,252X3 + 2,011X4$$

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 Tabela 5.

**Tabela 5: significância do modelo**

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

Fonte: Elaborada pelos autores.

O modelo de análises multivariadas, conjugando as técnicas de análise fatorial e análise discriminante, vem corroborar 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 Tabela 6:

**Tabela 6: Capacidade de classificação do modelo**

**Classification Results a.**

|          |       | Predicted Group Membership |          |            |       |
|----------|-------|----------------------------|----------|------------|-------|
|          |       | X21-PREVISÃO               | SOLVENTE | INSOLVENTE | Total |
| 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.**

Fonte: Elaborada pelos autores.

## 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 dessas empresas analisem suas demonstrações contábeis com mais acurácia, tomando a decisão correta de 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 a pesquisa na área contábil e financeira, haja vista que a experiência dos modelos de previsão de desempenho elaborados no Brasil ora utilizam isoladamente a análise discriminante, ora a 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 multivariada 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](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.

PEREIRA, Antônio Fernando de O. de Andrade. Causalidade e co-integração no mercado de capitais da América latina. 2002. 181 f. *Tese (Doutorado em Engenharia de Produção)* – Universidade Federal de Santa Catarina, Santa Catarina.

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.

**Artigo recebido em:** Junho de 2006 e

**Artigo aprovado para publicação em:** Julho de 2006.

## **Endereço dos autores**

### **Antonio Fernando de Oliveira de Andrade Pereira**

[afoap@uol.com.br](mailto:afoap@uol.com.br)

Universidade Federal de Pernambuco,  
Centro de Ciências Sociais Aplicadas, Departamento de Ciências Administrativas.  
Rua dos Economistas, s/n - Cidade Universitária  
Recife, PE - Brasil  
50670-901

### **Carlos Pedrosa Júnior**

[pedrosa@sefaz.rr.gov.br](mailto:pedrosa@sefaz.rr.gov.br)

Fundação Visconde de Cairu, Cepev  
Centro de Pós Graduação e Pesquisa Visconde de Cairu.  
Av. Cardeal da Silva  
Federação  
Salvador, BA – Brasil  
40226-900

### **Evandro José Santos Ramos**

[evnramos@hotmail.com](mailto:evnramos@hotmail.com)

Rua Ceará, 853 ED.  
Caetama Ap. 904 - Pituba  
Salvador - BA  
41830-450