

## MODELAGEM MULTIATRIBUTOS APLICADA À AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO ECONÔMICO-FINANCEIRO DE EMPRESAS

**Ivan Ricardo Gartner\***

Programa de Pós-Graduação em Administração (PPGA)  
Programa Multiinstitucional e Interregional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis  
Universidade de Brasília (UnB)  
Brasília – DF  
[irgartner@unb.br](mailto:irgartner@unb.br)

\* *Corresponding author* / autor para quem as correspondências devem ser encaminhadas

*Recebido em 04/2006; aceito em 01/2010 após 1 revisão*  
*Received April 2006; accepted January 2010 after one revision*

### Resumo

Este artigo tem como objetivo apresentar uma metodologia para modelagem do desempenho econômico-financeiro corporativo, baseando-se nos métodos multiatributos conjugados ao princípio da entropia máxima. Os métodos multiatributos foram aplicados na agregação de indicadores econômico-financeiros e o princípio da entropia máxima foi aplicado no cálculo dos vetores de pesos ótimos, para tornar a avaliação um processo objetivo e não-tendencioso. A metodologia foi aplicada a amostras de empresas do setor de energia elétrica nos anos 2003 a 2007 e os resultados foram analisados através de uma escala de dez categorias de risco. Os resultados mostraram que, especialmente nos dois últimos anos, mais de 85% das empresas das amostras situaram-se em uma faixa de risco intra-setorial baixo. A metodologia mostrou ser válida como alternativa aos estudos correlacionais e no subsídio à formulação de restrições de desempenho setorial para problemas de otimização de portfólios, de alocação de recursos e de análise de crédito.

**Palavras-chave:** desempenho e risco corporativo; métodos multiatributos; princípio da entropia máxima.

### Abstract

This paper aims to present a methodology for modeling the corporate economic and financial performance. The methodology is based on multi-attribute methods that are applied in the aggregation of economic and financial indicators. The weights of these indicators are obtained by the principle of maximum entropy, with the intention of making an objective and non-biased analysis. The methodology is applied to a sample of Brazilian companies of electric power in the period from 2003 to 2007 and the results are analyzed using a scale of ten categories of risk. The results show that, in the last two years, more than 85% of the sample firms are in a range of low-risk in that industry. The methodology proves to be valid as an alternative to correlation studies and to support the formulation of industry performance restrictions for problems of portfolio optimization, resource allocation and credit analysis.

**Keywords:** performance and corporate risk; multi-attribute methods; maximum entropy principle.

## 1. Introdução

A tomada de decisões estratégicas em empresas de capital aberto requer usualmente soluções de compromisso entre os proprietários, investidores e gestores, pelo fato de que tais elementos costumam ter conflitos de interesse. O interesse principal dos proprietários e investidores (*shareholders*) está na obtenção de taxas de retorno sobre seus investimentos que superem seu custo de oportunidade do capital, o que os orienta a tomar decisões que maximizem o lucro líquido da companhia, pois vislumbram que isso terá desdobramento na valorização das ações no mercado e na distribuição dos dividendos. Já o interesse dos gestores está mais ligado à garantia de sobrevivência competitiva da empresa através da maximização de sua participação no mercado, o que implica em aumento de custos e investimentos, que podem ter reflexo na redução da lucratividade e da distribuição dos dividendos. Para um maior aprofundamento sobre esse tipo de conflito e suas derivações, que estão reunidos na Teoria da Agência, recomenda-se consultar Jensen & Meckling (1976) e Fama (1980).

Nesse cenário de conflitos entre proprietários e agentes, a adoção de procedimentos mais transparentes e menos tendenciosos de gestão é fundamental para que ações pró-ativas e reativas sejam planejadas e tomadas para garantir que o desempenho da companhia atenda aos padrões de setor de atuação. Logo, informações sobre o desempenho da companhia em comparação com o desempenho das demais empresas de seu setor são elementos fundamentais para monitorar os resultados alcançados pelas decisões estratégicas tomadas, bem como para orientar e direcionar novas decisões.

Esse monitoramento pode ser feito através de um processo de avaliação de desempenho que tome por base a abordagem das referências de nível (*benchmarking*). Por essa abordagem, definem-se os critérios de avaliação comuns e comparam-se os resultados alcançados pela empresa com aqueles obtidos pelas melhores empresas do setor. Os resultados desse tipo de análise possibilitam que acionistas e gestores estabeleçam parâmetros de desempenho para indicadores estratégicos globais, especialmente àqueles de mercado e financeiros, o que subsidiará o planejamento dos sistemas de avaliação de suas estratégias empresariais.

Nesse contexto, em que se busca a transparência e clareza na avaliação, este trabalho tem como objetivo apresentar uma metodologia para a mensuração e análise do desempenho corporativo, de forma a atender aos requisitos de objetividade e não-tendenciosidade em um âmbito de análise do tipo *benchmarking*. Para tanto, é proposta a construção de um indicador de desempenho econômico financeiro de empresas, considerando em sua composição os principais índices que são calculados a partir das demonstrações financeiras publicadas pelas corporações. Considerando que cada um dos índices tem sua própria dimensão na análise, optou-se por modelar sua comparabilidade e agregação através dos métodos multiatributos, por meio da teoria do ideal deslocado. Como resultado, tem-se uma função aditiva ponderada linear, cujos fatores de ponderação foram obtidos de forma objetiva, por um processo de otimização não-linear baseado no princípio da entropia máxima.

Embora a metodologia proposta seja uma abordagem alternativa aos usuais métodos estatísticos correlacionais, a mesma faz parte do grupo de ferramentas de otimização pertencentes à pesquisa operacional, que têm apresentado grandes avanços na modelagem de problemas de avaliação e gestão do risco corporativo nas últimas décadas.

Em sequência à aplicação da metodologia proposta para avaliação do desempenho econômico-financeiro corporativo, é proposta uma análise complementar dos resultados

alcançados, procurando relacionar o desempenho das empresas a uma classificação de risco, que possa orientar a tomada de decisões dos diversos elementos que interagem com as corporações analisadas.

Este trabalho está organizado como segue. Na seção 2 tem-se uma breve revisão do referencial teórico sobre a construção de indicadores para a análise de risco, que toma por base os índices econômico-financeiros extraídos das demonstrações financeiras. Na seção 3 é apresentada a abordagem metodológica, com a descrição da modelagem do índice de desempenho econômico-financeiro e do processo de otimização sob entropia máxima para a determinação dos pesos. Na seção 4 são apresentados os procedimentos empíricos, analisados os resultados da aplicação e apresentada a expansão da análise às classificações de risco de desempenho. Por fim, têm-se as conclusões e recomendações para aplicação dessa metodologia, bem como propostas para novos estudos e aplicações.

## 2. Fundamentação Teórica

Os índices econômicos e financeiros que são calculados através das demonstrações financeiras publicadas na imprensa especializada sintetizam os resultados alcançados pelas decisões estratégicas, tornando-se elementos importantes para subsidiar novos processos decisórios corporativos.

Ao mesmo tempo em que essas informações financeiras são utilizadas no interior das companhias, elas também alimentam análises e processos decisórios que ocorrem externamente, envolvendo grupos que têm interesses na corporação, mas que usualmente não participam de seu processo decisório. Como exemplo de elementos de tais grupos, encontram-se fornecedores, clientes, concorrentes no setor, potenciais investidores e instituições financeiras credoras ou não-credoras. Em termos gerais, todos esses grupos de interesses, internos e externos, almejam identificar a eficiência no uso dos recursos corporativos em comparação com as demais empresas de seu setor de atuação, as possibilidades de sobrevivência no mercado e o dimensionamento dos riscos de insolvência e falência.

O dimensionamento dos riscos de insolvência e falência foi a principal motivação para o desenvolvimento das metodologias tradicionais para análise de índices econômico-financeiros, como pode ser visto no trabalho de Altman (1968), tido como clássico na área. Em seu trabalho seminal, Altman aplicou a análise discriminante múltipla a uma amostra de empresas, visando construir uma função de critério único de síntese  $Z$ , que se trata de uma função aditiva ponderada linear constituída por cinco índices: a) capital de giro sobre o ativo total, b) lucros retidos sobre o ativo total, c) retorno operacional antes dos impostos e taxas sobre o ativo total, d) valor de mercado dividido pelo endividamento total e e) vendas divididas pelo ativo total. O objetivo de tal função é medir o grau de saúde financeira da empresa, permitindo a comparação com o desempenho de outras empresas, desde que as amostras se refiram ao mesmo setor de atuação.

O trabalho de Altman tem motivado, desde então, o desenvolvimento de muitos outros estudos e pesquisas notadamente aplicados à análise de risco de crédito, que têm tomado por base uma gama de métodos e processos de modelagem que transcende aqueles baseados em modelos estatísticos correlacionais e de regressão multivariada. Como exemplos da aplicação de outros métodos a esse tipo de problemática, tem-se:

- ferramentas da inteligência artificial, como redes neurais (Angelini *et al.*, 2008), redes bayesianas (Bonafede & Giudici, 2007) e sistemas especialistas probabilísticos (Rödder, 1998);
- métodos de pesquisa operacional, como modelos de programação linear (Freed & Glover, 1986), modelos de simulação (Board *et al.*, 2003), análise envoltória de dados (Cielen *et al.*, 2004), modelos multicriteriais de apoio à decisão (Mareschal & Brans, 1991) e modelos multicriteriais hierárquicos (Dourmos *et al.*, 2002).

Nesta revisão bibliográfica não foram identificadas aplicações dos modelos multiatributos à análise de risco corporativo e os trabalhos pesquisados apresentam aplicações mais voltadas à análise do risco de crédito. Consequentemente, este trabalho pretende preencher essas duas lacunas, ao propor uma modelagem multiatributos aplicada à avaliação do desempenho corporativo global, com foco nos resultados alcançados na gestão dos recursos corporativos.

### 3. Abordagem Metodológica

#### 3.1 Formas funcional e algébrica do índice de desempenho $D$

Neste trabalho, considera-se que o desempenho econômico-financeiro corporativo pode ser sintetizado por um Índice de Desempenho Econômico-Financeiro  $D$ , que é uma função do desempenho de três grupos de indicadores que sintetizam o dinamismo operacional ( $do_i$ ), a rentabilidade global ( $rg_i$ ) e o equilíbrio financeiro ( $ef_i$ ) da empresa analisada  $i$ , com a seguinte representação:

$$D_i = f(do_i, rg_i, ef_i) \quad (1)$$

O dinamismo operacional da empresa  $i$  ( $do_i$ ) enfoca os resultados alcançados em sua atividade principal. Esse grupo toma por base os resultados das decisões relativas às estratégias de operações, desconsiderando os efeitos das decisões relativas à estrutura de capitais da empresa, sendo descrito por indicadores de giro e rentabilidade, da seguinte forma:

- *Giro do ativo* da empresa  $i$  ( $ga_i$ ): traduz a capacidade da empresa de gerar negócios em função de seus investimentos, sendo calculado através do quociente entre as vendas, descritas pela Receita Operacional Líquida ( $ROL$ ), e os ativos totais ( $AT$ ), ou  $ga_i = ROL_i / AT_i$ .
- *Rentabilidade operacional sobre o ativo* da empresa  $i$  ( $roa_i$ ): mede o grau de lucratividade operacional gerada pelos investimentos, sendo calculada através do quociente entre o Lucro antes dos Juros, Impostos, Depreciação e Amortização (EBITDA) e os ativos totais, ou  $roa_i = EBITDA_i / AT_i$ .
- *Rentabilidade operacional sobre as vendas* da empresa  $i$  ( $rov_i$ ): mede o grau de lucratividade operacional obtida com as vendas, sendo calculada através do quociente entre o Lucro antes dos Juros, Impostos, Depreciação e Amortização (EBITDA) e a Receita Operacional Líquida, ou  $rov_i = EBITDA_i / ROL_i$ .

A rentabilidade global da empresa  $i$  ( $rg_i$ ) é descrita pela lucratividade que resulta das várias decisões tomadas pela empresa, que inclui as operacionais, de investimento e financeiras, de acordo com os indicadores:

- *Rentabilidade líquida sobre o ativo* da empresa  $i$  ( $rla_i$ ): mede o grau de lucratividade líquida gerada pelos investimentos, sendo calculada pelo quociente entre o lucro líquido ( $LL$ ) e os ativos totais, ou  $rla_i = LL_i / AT_i$ .
- *Rentabilidade sobre o capital próprio* da empresa  $i$  ( $rcp_i$ ): mede o grau de lucratividade líquida gerada pelo capital dos proprietários, sendo calculada pelo quociente entre o lucro líquido e o patrimônio líquido ( $PL$ ), ou  $rcp_i = LL_i / PL_i$ .
- *Rentabilidade líquida sobre as vendas* da empresa  $i$  ( $rlv_i$ ): mede o grau de lucratividade líquida gerada pelas vendas, sendo calculada pelo quociente entre o lucro líquido e as vendas, ou  $rlv_i = LL_i / ROL_i$ .

O equilíbrio financeiro da empresa  $i$  ( $ef_i$ ) é definido como resultado dos seguintes indicadores de liquidez e endividamento:

- *Liquidez corrente* da empresa  $i$  ( $lc_i$ ): expressa a capacidade que a empresa tem de honrar seus compromissos no curto prazo, sendo calculada pelo quociente entre o ativo circulante ( $AC$ ) e o passivo circulante ( $PC$ ), ou  $lc_i = AC_i / PC_i$ .
- *Endividamento geral* da empresa  $i$  ( $end_i$ ): mede o grau de participação dos capitais de terceiros nos investimentos da empresa, sendo calculado pelo quociente entre o exigível total, que correspondente à soma do passivo circulante com o passivo exigível no longo prazo ( $PELP$ ), e o ativo total, ou  $end_i = (PC_i + PELP_i) / AT_i$ .

Após a descrição dos indicadores pertencentes aos grupos  $do$ ,  $rg$  e  $ef$ , a função (1) pode ser reescrita como:

$$D_i = f(ga_i, roa_i, rov_i, rla_i, rcp_i, rlv_i, lc_i, end_i) \quad (2)$$

Considerando-se que a composição do índice de desempenho  $D_i$  assume as características aditivas lineares, tem-se sua representação na seguinte forma algébrica:

$$D_i = ga_i + roa_i + rov_i + rla_i + rcp_i + rlv_i + lc_i + end_i \quad (3)$$

Pode-se verificar na equação (3), que a ausência de ponderações implica que a importância relativa dos oito indicadores na composição do índice  $D_i$  assume uma distribuição uniforme. Como forma de se diferenciar as importâncias relativas dos indicadores, procedeu-se a inclusão de um fator de ponderação  $w$  a cada um deles, o que resulta em:

$$D_i = w_1 ga_i + w_2 roa_i + w_3 rov_i + w_4 rla_i + w_5 rcp_i + w_6 rlv_i + w_7 lc_i + w_8 end_i \quad (4)$$

A padronização da equação (4) pode ser feita pela substituição dos indicadores pelo termo genérico  $x$ :

$$D_i = w_1 x_{i1} + w_2 x_{i2} + w_3 x_{i3} + w_4 x_{i4} + w_5 x_{i5} + w_6 x_{i6} + w_7 x_{i7} + w_8 x_{i8} \quad (5)$$

sendo cada indicador identificado pela notação  $j$  ( $j = 1, \dots, 8$ ), como pode ser visto na forma agregada:

$$D_i = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^8 w_j x_{ij}, \text{ para } \sum_{j=1}^8 w_j = 1 \text{ e } 0 \leq w_j \leq 1. \quad (6)$$

### 3.2 Modelagem Multiatributos e Teoria do Ideal Deslocado

Embora todos os indicadores  $x_{ij}$  que constituem o índice  $D_i$  sejam extraídos das demonstrações financeiras das empresas analisadas, e essencialmente sejam critérios econômico-financeiros, cada qual tem sua própria dimensão, significado e objetivo na avaliação, como foi anteriormente descrito. Isso faz com que o índice  $D_i$  seja caracterizado pela multiplicidade dimensional, cuja modelagem requer a adoção de ferramentas específicas, notadamente daquelas fundamentadas nos métodos de análise de decisão multicriterial.

Dos métodos existentes, optou-se pelo uso dos métodos Multiatributos, que têm apresentando boa aderência a situações em que o objetivo é a construção de indicadores, pois os mesmos utilizam o conceito da abordagem de critério único de síntese, o que está caracterizado na equação (6).

Atendendo aos requisitos de modelos de critério único de síntese, foi adotado o uso da modelagem proposta por Jessop (2004, 1999), o que torna o  $D_i$  um problema de avaliação de uma função utilidade linear simples. Isso pode ser operacionalizado em (6) com a inclusão de uma função de valor  $u_j$  em  $x_{ij}$ , resultando em:

$$D_i = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^8 w_j u_j(x_{ij}) \quad (7)$$

onde  $u_j(x_{ij})$  é a função de valor do indicador  $j$  da empresa  $i$ .

O uso da função de valor  $u_j(x_{ij})$  tem dois objetivos na modelagem. O primeiro deles é o de restringir o valor do índice  $D_i$  no intervalo  $[0,1]$ , sendo que os valores 1 e 0 representam o mais alto e o mais baixo desempenho possível para o índice, respectivamente. A limitação dos dados ao intervalo  $[0,1]$  é condição necessária para o procedimento de maximização da entropia, que é detalhado na subseção 3.3. O segundo objetivo é o de incorporar à avaliação uma medida de comparabilidade do desempenho de cada empresa  $i$  aos desempenhos máximos e mínimos ocorridos dentro do setor de análise  $s$ . Essa medida de comparabilidade pode ser operacionalizada por meio da teoria do ideal deslocado, conforme apresentado em Diakoulaki *et al.* (1992) e Jessop (2004, 1999).

A teoria do ideal deslocado pressupõe que a avaliação considere o diferencial de desempenho da empresa em relação ao desempenho máximo obtido no setor (entenda-se por setor como o conjunto de empresas de características similares), o que atende aos princípios de *benchmarking*, isto é, a comparação baseada em referências de nível. Com isso, os padrões requeridos para a avaliação são definidos para monitorar o aperfeiçoamento contínuo do desempenho da empresa, considerando-se suas restrições econômicas e tecnológicas atuais.

Para o valor observado de cada indicador  $j$  da empresa  $i$  é determinada uma função de pertinência  $u_j$ , que mapeia os valores de  $x_{ij}$  no intervalo  $[0,1]$ . Esta função  $u_j(x_{ij})$  expressa o quanto que o desempenho da empresa analisada  $i$  está:

- próximo do valor ideal  $\max_i u_j(x_{ij})$ , que é o melhor desempenho do indicador  $j$  no grupo de empresas analisadas;

- distante do valor anti-ideal  $\min_i u_j(x_{ij})$ , que é o pior desempenho do indicador  $j$  no grupo de empresas analisadas.

Para cada empresa  $i$ , o valor de  $u_j(x_{ij})$  é definido em função do operador de otimização do indicador  $j$ . Para indicadores cujo operador é o de maximização do desempenho, como no caso dos indicadores  $ga(x_1)$ ,  $roa(x_2)$ ,  $rov(x_3)$ ,  $rla(x_4)$ ,  $rcp(x_5)$ ,  $rlv(x_6)$ ,  $lc(x_7)$ , o ponto ideal é o valor máximo. Logo, a função de valor é assim calculada:

$$u_j(x_{ij}) = \frac{x_{ij} - \min_i x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}} \quad (8)$$

Nos casos em que o ponto ideal é o valor mínimo, como ocorre com o indicador de endividamento  $end(x_8)$ , a função de valor assume a forma:

$$u_j(x_{ij}) = \frac{\max_i x_{ij} - x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}} \quad (9)$$

onde  $\max_i u_j(x_{ij})$  corresponde ao  $\max\{x_{1j}, x_{2j}, x_{3j}, \dots, x_{nj}\}$  e  $\min_i u_j(x_{ij})$  refere-se ao  $\min\{x_{1j}, x_{2j}, x_{3j}, \dots, x_{nj}\}$ , sendo que em ambos os casos tem-se  $j = 1, \dots, 8$ .

Como decorrência,  $u_j$  resulta no valor 1 para a empresa que apresenta o melhor desempenho no indicador observado  $x_{ij}$  e no valor 0 para a empresa que tem o pior desempenho, sendo que as empresas com outros desempenhos terão valores intermediários no espaço  $[0,1]$ .

Há uma condição especial para o cálculo do índice  $D_i$ , em função da condição patrimonial da empresa analisada, que é a seguinte:

$$D_i = \begin{cases} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^8 w_j u_j(x_{ij}) & \text{sse } PL \geq 0 \\ 0 & \text{sse } PL < 0 \end{cases}$$

No caso em que o patrimônio líquido da empresa analisada é nulo ou positivo ( $PL \geq 0$ ), procede-se a aplicação da equação (7). Caso a empresa tenha um patrimônio líquido negativo ( $PL < 0$ ), lhe é atribuído automaticamente um índice  $D_i$  nulo ( $D_i=0$ ) e seus indicadores são excluídos da série de dados observados. Essa exclusão é necessária, pois os indicadores de uma empresa nessas condições distorceriam a aplicação das equações (8) e (9), especialmente quando há uma conjugação de patrimônio líquido negativo com prejuízo ( $LL < 0$ ). Nessa circunstância, a empresa apresentaria um falso indicador  $rcp$  positivo ( $-PL/-LL = +rcp$ ), quando sua situação é completamente desfavorável. Embora os indicadores das empresas nessa situação sejam excluídos da série de dados de desempenho, os índices  $D_i$  nulos farão parte da distribuição de  $D_i$ , pois esses valores também ajudam a descrever o comportamento do setor em que essas empresas atuam.

### 3.3 Cálculo do vetor de pesos ótimos $w^*$

No grupo de métodos multicritérios de análise de decisão, a atribuição de índices de importância relativa às variáveis, que são conhecidas como pesos ( $w_j$ ), usualmente é feita pela aplicação de dois tipos de abordagens: subjetivas e objetivas. As abordagens subjetivas

são recomendadas para problemas decisórios complexos que precisam expressar de forma explícita as preferências e valores dos tomadores de decisão. Para esses casos, recomenda-se o uso de métodos como *Analytic Hierarchy Process* (Saaty, 1990), MacBeth (Bana e Costa, 1999), dentre outros.

Partindo-se do pressuposto de que a avaliação de desempenho das empresas de um setor deve ser feita de maneira objetiva, e que por isso devem ser evitados vieses tendenciosos, neste trabalho optou-se pelo uso de uma abordagem objetiva para o cálculo dos pesos. Das abordagens objetivas, destacam-se os métodos de pesquisa operacional segundo os quais os pesos são atribuídos com base no diferencial dos valores assumidos pela variável na série de dados observados, por meio de modelos de programação matemática.

Esse foco no diferencial dos valores assumidos é requerido em problemas de avaliação de desempenho de empresas, pois considera que as variáveis com maiores coeficientes de variação em sua série de dados observados devem receber maior importância relativa na análise, e vice-versa. Isto é, quanto mais dispersos forem os desempenhos das empresas em torno de uma variável, maior deverá ser o peso dessa variável na avaliação global.

Essa dispersão dos valores associados a uma variável pode ser considerada um sinal do grau de desordem no vetor de dados. Assim, quanto maior for o grau de desordem no vetor de valores observados pela variável, maior será seu peso. Consequentemente, um método adequado para a extração de pesos em situações de desordem nas informações deve tomar por base o princípio de máxima entropia (Hwang & Yoon, 1981; Zeleny, 1982; Jessop, 2004, 1999; Xu, 2004).

Dentre esse autores, o trabalho de Jessop (2004) apresenta uma proposta de se aplicar o princípio da máxima entropia, em que se considera a menos tendenciosa classificação entre as alternativas analisadas, no que foi chamado de método *maxEntScores*, ou máxima entropia das pontuações. Neste trabalho, entendem-se como pontuações as funções de valor dos desempenhos de cada empresa nos indicadores ( $u_j(x_{ij})$ ).

De acordo com Jessop (2004, p. 12), a entropia de um vetor arbitrário  $Z$  é calculada por:

$$H(Z) = \ln \left( \sum_{i=1}^n z_i \right) - \sum_{i=1}^n z_i \ln(z_i) \Big/ \sum_{i=1}^n z_i \quad (10)$$

Logo, o vetor de pesos ótimos ( $w^*$ ) é obtido pela adaptação da equação (10) proposta por Jessop à função de cálculo do índice  $D_i$  (7), o que resulta no seguinte problema de otimização não-linear:

$$\max H(X) = \ln \left( \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^8 w_j u_j(x_{ij}) \right) - \sum_{i=1}^n \left[ \sum_{j=1}^8 w_j u_j(x_{ij}) \cdot \ln \left( \sum_{j=1}^8 w_j u_j(x_{ij}) \right) \right] \Big/ \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^8 w_j u_j(x_{ij}) \quad (11)$$

s.a.:

$$\sum_{j=1}^8 w_j = 1 \quad (r.1)$$

$$w_j \geq 0 \quad (r.2)$$



A formulação original de Jessop (2004) pode possibilitar a inclusão de restrições ao problema de otimização, especialmente para o caso de se dispor de matrizes de julgamento das preferências e valores dos tomadores de decisão. Como neste caso almeja-se desenvolver um modelo completamente objetivo, somente são consideradas as restrições da unidade do vetor de pesos  $\mathbf{w}$  (r.1) e da não-negatividade de seus valores (r.2).

### 3.4 Forma matricial do índice $D_i$

De acordo com o equivalente matricial à equação (7), considerando-se o vetor de pesos ótimos  $\mathbf{w}^*$  obtido a partir de (11), o cálculo do vetor de índices  $\mathbf{d}$  para as empresas pertencentes a um mesmo setor pode ser obtido por:

$$\mathbf{d} = \mathbf{w}^{*T} \mathbf{U} \quad (12)$$

onde  $\mathbf{w}^{*T}$  é o vetor transposto de pesos ótimos de  $\left[ w_j^* \right]_{8 \times 1}$  e  $\mathbf{U}$  é a matriz do desempenho das empresas na função de valor dos indicadores  $\left[ u_j(x_{ij}) \right]_{n \times 8}$ , sendo que a expansão dessa notação matricial pode assumir uma forma como:

$$\begin{pmatrix} D_1 \\ D_2 \\ \vdots \\ D_{n-1} \\ D_n \end{pmatrix} = (w_1^*, w_2^*, \dots, w_8^*) \times \begin{pmatrix} u_1(x_{11}) & u_2(x_{12}) & \cdots & u_8(x_{18}) \\ u_1(x_{21}) & u_2(x_{22}) & \cdots & u_8(x_{28}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_1(x_{n-1,1}) & u_2(x_{n-1,2}) & \cdots & u_8(x_{n-1,8}) \\ u_1(x_{n1}) & u_2(x_{n2}) & \cdots & u_8(x_{n8}) \end{pmatrix}$$

## 4. Aplicação da Modelagem e Análise Empírica

### 4.1 Procedimento de amostragem e aplicação da metodologia

A aplicação da modelagem do índice de desempenho econômico-financeiro  $D_i$  foi realizada a amostras de empresas de capital aberto, pois a problemática deste trabalho situa-se no âmbito da transparência de gestão corporativa, o que exige que os dados econômico-financeiros sejam publicados na imprensa especializada de forma compulsória. Ademais, a alta representatividade das corporações no PIB brasileiro faz com que seu desempenho modele os sistemas de avaliação corporativos, atendendo às condições de processos de análise *benchmarking*.

Dentre os vários meios de divulgação de informações corporativas, destaca-se o balanço anual das 500 Maiores Empresas Brasileiras de Sociedade Anônima da Fundação Getúlio Vargas (FGV, 2009), pois essa é uma fonte gratuita de dados e que disponibiliza as informações em planilhas eletrônicas, o que favorece o manuseio dos dados. Neste banco de dados estão disponíveis os valores do Ativo Total, Receita Operacional Líquida, Patrimônio Líquido, EBITDA, Endividamento e Liquidez Corrente, que permitem a construção dos indicadores corporativos apresentados na seção 3.1.

A análise empírica foi realizada a amostras de empresas de um único setor econômico, como forma de propiciar o acompanhamento dos resultados apontados pela metodologia proposta no período de 2003 a 2007. As amostras se referem às maiores corporações do setor de

energia elétrica, cuja representatividade no cenário nacional pode ser inferida pela comparação de suas receitas anuais com o valor do PIB, como está caracterizado abaixo e na tabela 1:

- Ano 2007: 65 empresas no total da amostra, com faturamento equivalente a 3,97% do PIB;
- Ano 2006: 68 empresas no total da amostra, com faturamento equivalente a 4,24% do PIB;
- Ano 2005: 68 empresas no total da amostra, com faturamento equivalente a 4,63% do PIB;
- Ano 2004: 68 empresas no total da amostra, com faturamento equivalente a 4,59% do PIB;
- Ano 2003: 63 empresas no total da amostra, com faturamento equivalente a 4,54% do PIB.

**Tabela 1** – Características das amostras de empresas do setor de energia elétrica.  
Valores em R\$ bilhões.

Descrição / Ano	2007	2006	2005	2004	2003
Empresas da amostra:	65	68	68	68	63
- com $PL \geq 0$	62	66	65	65	59
- com $PL < 0$	3	2	3	3	4
Agregados monetários da amostra:					
- Receita Operacional Líquida (ROL)	101,7	100,4	99,4	89,1	77,2
- Ativo Total (AT)	337,5	334,9	332,5	324,6	313,8
- Patrimônio Líquido (PL)	185,3	182,5	174,8	162,3	156,7
PIB do Brasil (valores correntes)	2.558,8	2.369,7	2.147,2	1.941,4	1.699,9
Participação do ROL da amostra no PIB	3,97%	4,24%	4,63%	4,59%	4,54%

Fonte: Adaptado de FGV (2009)

Os dados foram normalizados de acordo com as equações (8) e (9) e, na sequência, alimentaram o processo de otimização descrito em (11), de maximização da entropia dos desempenhos em cada um dos indicadores  $j$ . Nos processos de otimização, cujos resultados estão dispostos na tabela 2, foi utilizado o Microsoft Excel<sup>TM</sup> Solver<sup>TM</sup>, cujo algoritmo tem apresentado bons resultados quando aplicados a problemas de programação não-linear em finanças (Atkinson & Choi, 2001; Kwan, 2001).

**Tabela 2** – Pesos ótimos e entropia.

$w_j$	2007		2006		2005		2004		2003			
	$w_j^0$	$H(w_j^0)$	$w_j^*$	$H(w_j^*)$	$w_j^*$	$H(w_j^*)$	$w_j^*$	$H(w_j^*)$	$w_j^*$	$H(w_j^*)$		
$w_1$	0.1250	0.2599	0.1779	0.3071	0.1860	0.3129	0.1522	0.2865	0.1215	0.2561	0.1126	0.2459
$w_2$	0.1250	0.2599	0.1076	0.2399	0.1255	0.2605	0.1636	0.2961	0.1200	0.2544	0.1340	0.2693
$w_3$	0.1250	0.2599	0.0875	0.2131	0.0798	0.2017	0.0861	0.2111	0.0914	0.2186	0.0745	0.1934
$w_4$	0.1250	0.2599	0.0901	0.2169	0.0804	0.2027	0.0778	0.1987	0.0915	0.2188	0.0621	0.1726
$w_5$	0.1250	0.2599	0.1220	0.2566	0.0684	0.1835	0.0494	0.1485	0.0588	0.1666	0.2304	0.3382
$w_6$	0.1250	0.2599	0.0900	0.2167	0.0819	0.2049	0.0709	0.1877	0.0603	0.1694	0.0455	0.1406
$w_7$	0.1250	0.2599	0.2014	0.3227	0.2784	0.3560	0.3011	0.3614	0.3450	0.3671	0.2594	0.3500
$w_8$	0.1250	0.2599	0.1235	0.2583	0.0997	0.2298	0.0990	0.2290	0.1116	0.2447	0.0815	0.2044
$\Sigma$	1.0000	2.0794	1.0000	2.0315	1.0000	1.9519	1.0000	1.9190	1.0000	1.8958	1.0000	1.9144
Max $H(X)$			2.0794		2.0794		2.0794		2.0794		2.0794	

Nas colunas 2 e 3 da tabela 2, têm-se a distribuição original de pesos e o valor da entropia dessa distribuição, que objetiva mensurar se houve acréscimo informacional como decorrência do processo de otimização. A entropia  $H$  de determinado peso  $w_j$  foi calculada através de uma adaptação à equação proposta por Jaynes (2003) para variáveis aleatórias discretas:

$$H(w_j) = -w_j \ln w_j \quad (13)$$

e a entropia total do vetor de pesos  $\mathbf{w}$  é resultado do correspondente somatório dos vários  $w_j$ :

$$H(\mathbf{w}) = \sum_{j=1}^8 -w_j \ln w_j \quad (14)$$

O vetor original de pesos ( $\mathbf{w}^0$ ) apresenta a entropia máxima, dado que os pesos estão uniformemente distribuídos. Nas colunas 4 a 13, têm-se os vetores de pesos ótimos ( $\mathbf{w}^*$ ), que foram obtidos a partir da equação (11) e suas respectivas entropias ( $H(\mathbf{w}^*)$ ). A última linha da tabela mostra que o valor ótimo em cada uma das distribuições de desempenhos anuais converge para o valor da entropia máxima do sistema de pesos uniforme ( $H(\mathbf{w}^0)$ ), sendo que os pesos ótimos apresentam distribuições não-uniformes e valores entrópicos menores (vide linha 11 das colunas 5, 7, 9, 11 e 13). Isso mostra que o processo de otimização capturou o diferencial de desempenho de cada um dos indicadores considerados na análise, algo que reflete as condições conjunturais específicas do setor em cada período analisado.

Portanto, verifica-se que o processo de otimização da máxima entropia atende aos requisitos de se diferenciar o grau de importância de cada indicador na análise em função da distribuição dos desempenhos observados, o que garante objetividade à avaliação.

A aplicação da forma matricial (12), que é equivalente à equação (7) para pesos ótimos obtidos a partir de (11), resultou nos índices  $D_i$  para as amostras de empresas do setor de energia elétrica dos anos de 2003 a 2007, conforme os dados expostos na tabela 3. A tabela 3 mostra que algumas empresas não estão listadas em todos os anos, o que configura um painel não-balanceado de dados.

A interpretação dos dados da tabela 3 deve ser feita de forma relativa, considerando-se a posição ocupada por um determinado índice em relação à série de índices do setor. Além disso, o fato dos índices  $D_i$  estarem distribuídos no intervalo  $[0,1]$  requer que a análise seja feita à luz de um tipo especial de distribuição de probabilidades, que é a distribuição Beta.

Tabela 3 – Índices  $D_i$  das Empresas das Amostras do Período de 2003 a 2007.

$n$	Empresa $i$	2007 $D_i$	2006 $D_i$	2005 $D_i$	2004 $D_i$	2003 $D_i$	$n$	Empresa $i$	2007 $D_i$	2006 $D_i$	2005 $D_i$	2004 $D_i$	2003 $D_i$
1	AES Sul	0.4048	0.3424	0.0000	0.0000	0.0000	42	Cosern	0.5201	0.4067	0.3667	0.3880	0.2424
2	AES Tietê	0.6326	0.5476	0.4594	0.4802	0.3689	43	CPFL	0.5998	0.4301	0.3549	0.3484	0.2372
3	AES Uruguaiana	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	44	CPFL Geração	0.4599				
4	Ampla	0.4400	0.3478	0.3290			45	CPFL - Piratininga		0.4973	0.3739	0.4135	0.3224
5	ATE II	0.4330					46	CTEEP	0.5867	0.3375	0.4368	0.5129	0.3196
6	Baesa	0.4251	0.3533				47	Duke Energy	0.4337	0.3382	0.3335	0.3820	0.2704
7	Bandeirante Energia	0.5115	0.4093	0.3521	0.3800	0.2658	48	EATE	0.5486	0.4621	0.4103	0.4374	0.3193
8	Brasympe			0.7350	0.5347	0.4429	49	EEVP					0.0852
9	Breitener				0.6173	0.4736	50	Elektro	0.5834	0.4586	0.4046	0.3552	0.3481
10	Cachoeira Dourada	0.6112	0.5346	0.4435	0.4388	0.3994	51	Eletrobrás	0.4959	0.3865	0.3485	0.3487	0.2180
11	Caiuá			0.2022	0.1352	0.1056	52	Eletronorte	0.3506	0.2401	0.2386	0.2475	0.1847
12	Cataguazes-Leopoldina	0.5093	0.3486	0.2875	0.2577	0.2090	53	Eletronuclear	0.4064	0.3206	0.3157	0.2632	0.1972
13	Ceal	0.3799	0.2623	0.3560	0.3516	0.2115	54	Eletropaulo Metropol.	0.4575	0.3533	0.2990	0.3221	0.2112
14	Ceam			0.1486	0.1652		55	Eletrosul	0.4600	0.3751	0.3676	0.4249	0.3246
15	CEB			0.3157	0.3347	0.2404	56	EMAE		0.1785	0.2815	0.3932	0.2404
16	CEEE	0.3305	0.3034	0.2679	0.2821	0.1454	57	Energética Petrolina				0.7001	0.4867
17	CEEE - D	0.3638	0.1611				58	Energipe	0.4609	0.3347	0.3066	0.3134	0.2306
18	Celesc	0.5270	0.5746	0.3880	0.4115	0.3036	59	Enerpeixe	0.4348	0.3019			
19	Celg	0.2619	0.2037	0.2372	0.2911	0.4327	60	Enersul	0.3679	0.3555	0.3496	0.3737	0.2596
20	Celipa	0.3952	0.3322	0.3003	0.3108	0.2444	61	Escelsa	0.4712	0.3699	0.3498	0.3076	0.2336
21	Celpe	0.5086	0.3797	0.3480	0.3615	0.2447	62	Furnas	0.4001	0.3332	0.3556	0.3703	0.3012
22	Celtins	0.5940	0.3966	0.3365	0.3987	0.2462	63	Investco	0.4148	0.3275	0.3068	0.3267	0.2318
23	CEM	0.4655	0.3884	0.3764	0.4112	0.2753	64	Itá Energética	0.4077	0.3373	0.3332	0.3243	0.2562
24	Cemar	0.4743	0.4057	0.4062	0.3606	0.0000	65	Itapebi Geração	0.4806	0.4183	0.3697	0.3664	0.2530
25	Cemat	0.4365	0.3366	0.3265	0.2982	0.2034	66	Light	0.4631	0.3112	0.3152	0.2585	0.1440
26	Cemig				0.3657	0.2626	67	Light Energia	0.4687	0.3934			
27	Cemig Distribuição	0.4763	0.3733	0.3664			68	MAESA		0.3518	0.3491	0.3909	0.3443
28	Cemig Geração e Trans.	0.4778	0.3882	0.3265			69	Manaus Energia	0.0862	0.2194	0.3671	0.3567	0.2557
29	Cepisa	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	70	Novatrans	0.4474	0.3812	0.3737	0.3095	
30	CERJ				0.3105	0.1639	71	Piratininga Força e Luz	0.6302				
31	Ceron	0.0000	0.2477	0.3067	0.3518	0.2114	72	Rede Lajeado	0.4400	0.3207	0.3282		
32	CESP	0.3764	0.2776	0.2441	0.2953	0.2183	73	Rio Grande Energia	0.4622	0.3855	0.3556	0.3805	0.2346
33	CGTEE		0.5583	0.6166	0.6914	0.5055	74	Saelpa	0.5221	0.3802	0.3641	0.3302	0.2521
34	CGTF	0.5428	0.4958	0.3692	0.3699		75	Semesa		0.4160	0.3661	0.3620	0.2936
35	CHESF	0.4416	0.3352	0.3396	0.3732	0.2723	76	Termelétrica Norte Flum.	0.4973	0.3727	0.3513	0.2255	
36	CIEN	0.4175	0.2108	0.2836	0.3432	0.2893	77	Termobahia				0.3638	
37	Coelba	0.5455	0.4494	0.4206	0.4027	0.2526	78	TermoPernambuco	0.4560	0.3957	0.3725	0.3185	
38	Coelce	0.4661	0.3994	0.3544	0.3710	0.2660	79	TermoRio		0.2980	0.2806		
39	Copel Distribuição	0.5377	0.3990	0.3794	0.3921	0.2326	80	Tractebel	0.5440	0.4560	0.4084	0.4227	0.2892
40	Copel Geração	0.5272	0.4691	0.3516	0.3152	0.2724	81	TSN	0.4269	0.3598	0.3662	0.4041	0.3067
41	Copel Transmissão		0.4182	0.3932	0.4052	0.3143							

#### 4.2 Inferência do índice $D_i$ segundo a distribuição Beta

Os procedimentos de normalização descritos em (8) e (9) estabeleceram que o índice  $D_i$  tem uma distribuição de limites finitos no espaço  $[0,1]$ . O tratamento estatístico das distribuições do índice  $D_i$  pode ser feito por meio da distribuição Beta, que é versátil o suficiente para representar dados como proporções ou probabilidades, que são definidos no intervalo contínuo entre 0 e 1.

De acordo com Johnson *et al.* (1995) e Nadarajah & Kotz (2007), a distribuição Beta pertence a uma classe de distribuições flexíveis, onde a forma da distribuição depende dos parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$ , onde  $\alpha, \beta > 1$ , sendo que tais parâmetros trabalham juntos para determinar

o posicionamento da moda e a simetria da distribuição. Portanto, uma variável aleatória  $X$  tem uma distribuição Beta com parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  ( $X \sim \text{Beta}(\alpha, \beta)$ ), se sua função de densidade assume a forma:

$$p(x|\alpha, \beta) = x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1}/B(\alpha, \beta), \text{ para } 0 < x < 1 \text{ e } \alpha, \beta > 1. \quad (15)$$

onde  $B$  é a função Beta, que é igual à razão das funções Gama ( $\Gamma$ ):

$$B(\alpha, \beta) = \Gamma(\alpha + \beta) / \Gamma(\alpha)\Gamma(\beta) \quad (16)$$

Os valores teóricos para a média (valor esperado  $E(X)$ ), variância e moda de uma variável aleatória  $X$  com distribuição beta são calculados como:

$$E(X) = \alpha / (\alpha + \beta) \quad (17)$$

$$\text{Desvio-padrão}(X) = \left( \alpha\beta / (\alpha + \beta)^2 (\alpha + \beta + 1) \right)^{1/2} \quad (18)$$

$$\text{Moda}(X) = \alpha - 1 / \alpha + \beta - 2 \quad (19)$$

O ponto crítico na modelagem dos dados segundo uma distribuição beta está na estimação dos parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$ . Neste trabalho, esses parâmetros foram estimados pelo método de máxima verossimilhança, que foi operacionalizado pelo software R (2008). Os cálculos de (17), (18) e (19), bem como a função de distribuição acumulada de probabilidades ( $FDA(p)$ ), foram operacionalizados no Microsoft Excel<sup>TM</sup>. Na tabela 3 têm-se os resultados dessas operações, que sustentam a análise de risco correspondente.

### 4.3 Expansão dos resultados à análise de risco

O dimensionamento das funções de densidade acumulada de probabilidade ( $FDA(p)$ ), como pode ser visto na tabela 4 e também na figura 1, possibilitou a construção de uma escala de dez categorias para se analisar o grau de risco de desempenho intra-setorial das empresas analisadas. Para tanto, foi convencionalizado que, quanto maior for a proximidade do índice  $D_i$  com o ponto mínimo, maior será o risco de desempenho da empresa analisada  $i$  dentro de seu setor, e vice-versa com relação ao ponto máximo, considerando a divisão da  $FDA(p)$  em dez seções, da seguinte forma:

- Posições ocupadas na primeira seção são interpretadas como situações de risco extremo, classe I;
- Posições ocupadas da segunda à terceira seção são interpretadas como situações de risco alto, de classes II ou III, respectivamente;
- Posições ocupadas da quarta à quinta seção são interpretadas como situações de risco moderado com tendência a alto de classes IV ou V, respectivamente;
- Posições ocupadas da sexta à nona seção são interpretadas como situações de risco moderado com tendência a baixo, de classes VI, VII, VIII e IX, respectivamente;
- Posições ocupadas na décima seção são interpretadas como situações de risco baixo, de classe X.

Tabela 4 – Faixas de Risco das Empresas das Amostras do Período de 2003 a 2007.

2007	$D_i$	Faixa - FDA( $p$ )	Classe	Risco no Setor	$n$	%	Empresas $i$																																								
Mínimo	0.0000	$0.00 \leq p <= 0.10$	I	Extremo	4	6.3%	3	29	31	69																																					
Máximo	0.6326	$0.10 < p <= 0.20$	II	Alto		0.0%																																									
Médio	0.4619	$0.20 < p <= 0.30$	III	Alto		0.0%																																									
Moda	0.4587	$0.30 < p <= 0.40$	IV	Moderado a Alto	1	1.6%	19																																								
Desvio-Padrão	0.0958	$0.40 < p <= 0.50$	V	Moderado a Alto		0.0%																																									
Parâmetro $\alpha$	12.0550	$0.50 < p <= 0.60$	VI	Moderado a Baixo		0.0%																																									
Parâmetro $\beta$	14.0450	$0.60 < p <= 0.70$	VII	Moderado a Baixo		0.0%																																									
		$0.70 < p <= 0.80$	VIII	Moderado a Baixo	1	1.6%	16																																								
		$0.80 < p <= 0.90$	IX	Moderado a Baixo	3	4.7%	52	17	60																																						
		$0.90 < p <= 1.00$	X	Baixo	55	85.9%	32	13	20	62	1	53	64	63	36	6	81	5	47	59	25	74	61	61	34	34	34																				
							72	4	35	70	78	54	44	55	58	73	66	23	38	67	61	24	27	28	65	51	76	21	12	7	42	74	18	40	39	34											
							80	37	48	50	46	22	43	10	71	2																															
2006	$D_i$	Faixa - FDA( $p$ )	Classe	Risco no Setor	$n$	%	Empresas $i$																																								
Mínimo	0.0000	$0.00 \leq p <= 0.10$	I	Extremo	2	2.9%	3	29																																							
Máximo	0.5746	$0.10 < p <= 0.20$	II	Alto	1	1.5%	17																																								
Médio	0.3673	$0.20 < p <= 0.30$	III	Alto	1	1.5%	56																																								
Moda	0.3580	$0.30 < p <= 0.40$	IV	Moderado a Alto		0.0%																																									
Desvio-Padrão	0.0856	$0.40 < p <= 0.50$	V	Moderado a Alto	1	1.5%	19																																								
Parâmetro $\alpha$	11.2772	$0.50 < p <= 0.60$	VI	Moderado a Baixo	2	2.9%	36	69																																							
Parâmetro $\beta$	19.4274	$0.60 < p <= 0.70$	VII	Moderado a Baixo		0.0%																																									
		$0.70 < p <= 0.80$	VIII	Moderado a Baixo	2	2.9%	52	31																																							
		$0.80 < p <= 0.90$	IX	Moderado a Baixo	1	1.5%	13																																								
		$0.90 < p <= 1.00$	X	Baixo	58	85.3%	32	79	59	16	66	53	72	63	20	62	58	35	25	64	46	47	1	4	12	68	6	54	60	81	61	76	27	55	21	74											
							70	73	51	28	23	67	78	22	39	38	24	42	7	75	41	65	43	37	80	50	48	40	34	45	10	2	18	33													
2005	$D_i$	Faixa - FDA( $p$ )	Classe	Risco no Setor	$n$	%	Empresas $i$																																								
Mínimo	0.0000	$0.00 \leq p <= 0.10$	I	Extremo	4	5.9%	1	3	29	14																																					
Máximo	0.7350	$0.10 < p <= 0.20$	II	Alto	1	1.5%	11																																								
Médio	0.3530	$0.20 < p <= 0.30$	III	Alto		0.0%																																									
Moda	0.3440	$0.30 < p <= 0.40$	IV	Moderado a Alto	2	2.9%	19	52																																							
Desvio-Padrão	0.0803	$0.40 < p <= 0.50$	V	Moderado a Alto	1	1.5%	32																																								
Parâmetro $\alpha$	12.1520	$0.50 < p <= 0.60$	VI	Moderado a Baixo	1	1.5%	16																																								
Parâmetro $\beta$	22.2704	$0.60 < p <= 0.70$	VII	Moderado a Baixo	4	5.9%	79	56	36	12																																					
		$0.70 < p <= 0.80$	VIII	Moderado a Baixo	5	7.4%	54	20	58	31	63																																				
		$0.80 < p <= 0.90$	IX	Moderado a Baixo	10	14.7%	66	53	15	25	28	72	4	64	47	22																															
		$0.90 < p <= 1.00$	X	Baixo	40	58.8%	35	21	51	68	60	61	76	40	7	38	43	73	62	13	74	75	81	27	42	69	55	34	65	78	70	45	23	39	18	41											
							50	24	80	48	37	46	10	2	33	8																															
2004	$D_i$	Faixa - FDA( $p$ )	Classe	Risco no Setor	$n$	%	Empresas $i$																																								
Mínimo	0.0000	$0.00 \leq p <= 0.10$	I	Extremo	5	7.4%	1	3	29	11	14																																				
Máximo	0.7001	$0.10 < p <= 0.20$	II	Alto		0.0%																																									
Médio	0.3682	$0.20 < p <= 0.30$	III	Alto		0.0%																																									
Moda	0.3576	$0.30 < p <= 0.40$	IV	Moderado a Alto	1	1.5%	76																																								
Desvio-Padrão	0.0913	$0.40 < p <= 0.50$	V	Moderado a Alto	1	1.5%	52																																								
Parâmetro $\alpha$	9.8989	$0.50 < p <= 0.60$	VI	Moderado a Baixo	3	4.4%	12	66	53																																						
Parâmetro $\beta$	16.9869	$0.60 < p <= 0.70$	VII	Moderado a Baixo	1	1.5%	16																																								
		$0.70 < p <= 0.80$	VIII	Moderado a Baixo	7	10.3%	19	32	25	61	70	30	20																																		
		$0.80 < p <= 0.90$	IX	Moderado a Baixo	8	11.8%	58	40	78	54	64	63	74	15																																	
		$0.90 < p <= 1.00$	X	Baixo	42	61.8%	36	43	51	13	31	50	69	24	21	75	77	26	65	34	62	38	35	60	7	73	47	42	68	39	56	22	37	81	41	23											
							18	45	80	55	48	10	2	46	8	9	33	57																													
2003	$D_i$	Faixa - FDA( $p$ )	Classe	Risco no Setor	$n$	%	Empresas $i$																																								
Mínimo	0.0000	$0.00 \leq p <= 0.10$	I	Extremo	4	6.3%	1	3	24	29																																					
Máximo	0.5055	$0.10 < p <= 0.20$	II	Alto	1	1.6%	49																																								
Médio	0.2709	$0.20 < p <= 0.30$	III	Alto	1	1.6%	11																																								
Moda	0.2532	$0.30 < p <= 0.40$	IV	Moderado a Alto		0.0%																																									
Desvio-Padrão	0.0827	$0.40 < p <= 0.50$	V	Moderado a Alto		0.0%																																									
Parâmetro $\alpha$	7.5471	$0.50 < p <= 0.60$	VI	Moderado a Baixo	1	1.6%	66																																								
Parâmetro $\beta$	20.3123	$0.60 < p <= 0.70$	VII	Moderado a Baixo	1	1.6%	16																																								
		$0.70 < p <= 0.80$	VIII	Moderado a Baixo	1	1.6%	30																																								
		$0.80 < p <= 0.90$	IX	Moderado a Baixo	1	1.6%	52																																								
		$0.90 < p <= 1.00$	X	Baixo	53	84.1%	53	25	12	54	31	13	51	32	58	63	39	61	73	43	56	15	42	20	21	22	74	37	65	69	64	60	26	7	38	47											
							35	40	23	80	36	75	62	18	81	41	48	46	45	55	68	50	2	10	19	8	9	57	33																		

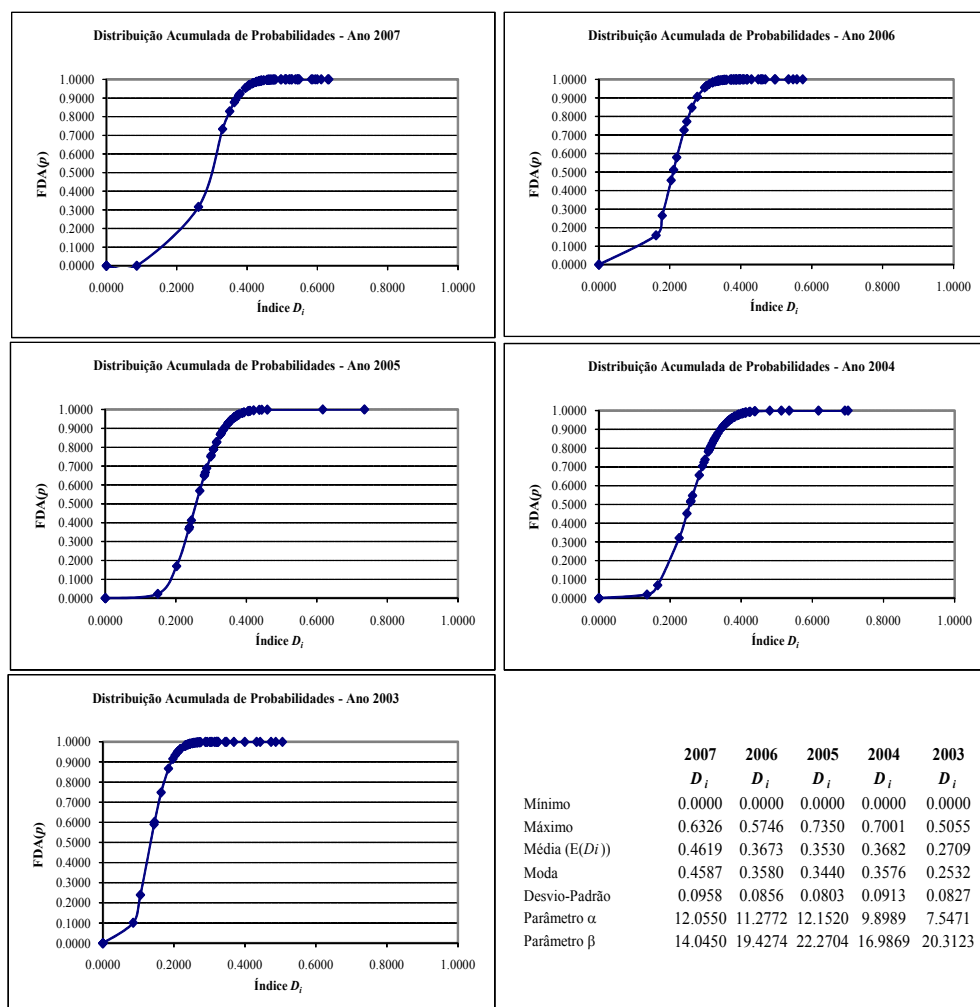


Figura 1 – Funções de Distribuição Acumulada dos Índices  $D_i$  (2003 a 2007).

Os números dispostos na última coluna da tabela 4 correspondem à identificação das empresas, considerando-se os números de ordem constantes à tabela 3. Esse tipo de metodologia e apresentação dos dados propicia o acompanhamento da mudança de posicionamento das empresas nas classes de risco e desempenho em seu setor de atuação ao longo dos anos.

Em termos gerais, dado que o painel é do tipo não-balanceado, os resultados da aplicação da modelagem parecem indicar que a massa de empresas de desempenho mais baixo tende a se movimentar mais nas classes de risco, do que a massa de empresas de desempenho mais alto. A análise mostra, ainda, que o desempenho da maioria das empresas do setor está situado na área de risco baixo. Com exceção dos anos 2004 e 2005, mais de 70% das empresas analisadas tem ocupado essa área de classe X, grande parte delas mantendo-se nessa zona por todo o período analisado. E, nos últimos dois anos, esse percentual tem ultrapassado 85% das empresas da amostra, com leve tendência de aumento.

As zonas de risco intermediário, situadas entre a nona e a segunda seção, são ocupadas por empresas que têm desempenho mais disperso, pois dificilmente se encontra uma empresa em uma mesma classe intermediária por mais de um período. Além disso, essas movimentações são dispersas, sem que haja um sentido-padrão de variabilidade.

A zona de risco extremo, na primeira seção, tem sido ocupada por uma média de quatro empresas, com exceção do ano 2006. Mas, somente duas empresas têm figurado nessa zona em todos os períodos, sendo que as demais ocupantes têm apresentado comportamentos dispersos. Uma única empresa apresentou um comportamento *sui generis*, que é a empresa 1. Essa empresa figurou do ano 2003 ao ano 2005 nesta área de risco extremo e saltou para a décima seção nos anos 2006 e 2007.

Em termos de médias setoriais, o ano mais crítico analisado foi 2003, quando o desempenho médio do setor foi de 0.2709 e o maior desempenho verificado foi de 0.5055, isto é, cerca da metade do limiar máximo da escala. Percebe-se que o desempenho do setor tem crescido a cada ano, mas ainda existe um hiato a ser ocupado, visto que o índice  $D_i$  mais alto foi de 0.7350 no ano 2005 e o mais recente, em 2007, foi de 0.6326.

Enquanto que a aplicação da metodologia caracterizou a análise do risco intra-setorial, também há viabilidade em se estender a aplicação desses procedimentos, a fim de que se possa realizar a comparação do desempenho entre os setores. Essa questão pode originar novas problemáticas a serem tratadas com a aplicação dessa metodologia.

## 5. Considerações Finais

A metodologia proposta para a modelagem de um índice de desempenho econômico-financeiro corporativo ( $D$ ) foi apresentada como uma alternativa aos modelos de análise de risco que se baseiam em estudos correlacionais, especialmente por não requerer que os dados observados assumam algum tipo específico de distribuição de probabilidades.

Esta metodologia, que é fundamentada nos modelos multiatributos, apresentou uma contribuição às situações em que se almeja construir um modelo de forma objetiva. Para tanto, a diferenciação da importância relativa dos indicadores de análise foi obtida por um processo de maximização da entropia, que considerou as funções de valor observadas. Com isso, obteve-se um sistema de avaliação de desempenho não-tendencioso intra-setorial, orientado para monitorar os resultados alcançados pelas decisões estratégicas tomadas, bem como para orientar e direcionar novas decisões corporativas. O alcance dessas orientações pôde ser acompanhado na aplicação da metodologia à análise do desempenho e risco de amostras de empresas do setor de energia elétrica.

Na análise do desempenho das amostras de empresas foi estabelecido que as faixas de risco no setor acompanham os extremos das distribuições, sendo que quanto mais próximo do limiar inferior estiver o desempenho, maior o risco corporativo, e vice-versa. Para a análise foram criadas dez categorias de risco intra-setorial, sendo que nos anos analisados, com exceção dos anos 2004 e 2005, mais de 70% das empresas tiveram seus desempenhos situados na décima seção, de risco baixo. Foram identificados indícios de que há um maior grau de mobilidade nas empresas de menor desempenho, embora não se tenha conseguido identificar padrões de direção em sua movimentação.

Os procedimentos metodológicos propostos neste artigo podem ser aplicados em uma série de situações, especialmente como suporte à análise de investimentos. Na otimização de



carteiras de investimentos, o comportamento histórico dos índices de desempenho no setor pode alimentar a formulação de restrições para o problema de minimização do risco do portfólio. Da mesma forma, índices comparativos de desempenho setorial podem alimentar restrições para problemas de alocação de recursos, de concessão e análise de crédito, dentre outros, tanto em termos intra-setoriais como entre os diversos setores da economia.

### Nota de agradecimento

O autor agradece à CAPES pelo apoio financeiro.

### Referências Bibliográficas

- (1) Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, **23**(4), 589-609.
- (2) Angelini, E.; Tollo, G.D. & Roli, A. (2008). A neural network approach for credit risk evaluation. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, **48**(4), 733-755.
- (3) Atkinson, S. & Choi, Y.K. (2001). Investment Style of Portfolio Management: Excel Applications. *Journal of Applied Finance*, **11**, 61-69.
- (4) Bana e Costa, C.A. & Vansnick, J.C. (1999). The MACBETH approach: Basic ideas, software and an application. In: *Advances in Decision Analysis* [edited by N. Meskens and M. D. Roubens], Kluwer Academic Publishers, 131-157.
- (5) Board, J.; Sutcliffe, C. & Ziemba, W.T. (2003). Applying Operations Research Techniques to Financial Markets. *Inform*, **33**(2), 12-24.
- (6) Bonafede, C.E. & Giudici, P. (2007). Bayesian network for enterprise risk assessment. *Physica A*, **382**, 22-28.
- (7) Cielen, A.; Peeters, L. & Vanhoof, K. (2004). Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, **154**(2), 526-532.
- (8) Diakoulaki, D.; Mavrotas, G. & Papayannakis, I.A. (1992). Multicriteria Approach for Evaluating the Performance of Industrial Firms. *OMEGA International Journal of Management Science*, **20**(4), 467-474.
- (9) Doumpos, M.; Kosmidou, K.; Baourakis, G. & Zopounidis, C. (2002). Credit risk assessment using a multicriteria hierarchical discrimination approach: A comparative analysis. *European Journal of Operational Research*, **138**(2), 392-412.
- (10) Fama, E. (1980). Agency Problem and The Theory of Firm. *Journal of Political Economy*, **88**(2), 288-307.
- (11) FGV – Fundação Getúlio Vargas. (2009). *FGV Dados – As 500 Maiores Sociedades Anônimas*. <[http://www2.fgv.br/dgd/asp/dsp\\_FGVDADOS.asp](http://www2.fgv.br/dgd/asp/dsp_FGVDADOS.asp)>. Material consultado na internet em 10/01/2009.
- (12) Freed, N. & Glover, R. (1986). Evaluating alternative linear programming models to solve the two-group discrimination problem. *Decision Sciences*, **17**(2), 1986, 151-162.
- (13) Hwang, C.L. & Yoon, K. (1981). *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*. Springer-Verlag, Berlin.

- (14) Jaynes, E.T. (2003). *Probability Theory: The Logic of Science*. Cambridge University Press.
- (15) Jessop, A. (2004). Minimally biased weight determination in personnel selection. *European Journal of Operational Research*, **153**(2), 433-444.
- (16) Jensen, M.C. & Meckling, W.H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, **3**(4), 305-360.
- (17) Jessop, A. (1999). Entropy in Multiattribute Problems. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, **8**(2), 61-70.
- (18) Johnson, N.L.; Kotz, S. & Balakrishnan, N. (1995). *Continuous Univariate Distributions*. v.2, 2.ed. John Wiley and Sons, New York.
- (19) Kwan, C.C.Y. (2001). Portfolio Analysis Using Spreadsheet Tools. *Journal of Applied Finance*, **11**, 70-81.
- (20) Mareschal, B. & Brans, J.P. (1991). Bankadviser: An Industrial Evaluation System. *European Journal of Operational Research*, **54**(3), 318-324.
- (21) Nadarajah, S. & Kotz, S. (2007). Two generalized beta distributions. *Applied Economics*, **39**, 1743-1751.
- (22) R software version 2.8.1. (2008). Copyright (C) 2008. *The R Foundation for Statistical Computing*. ISBN 3-900051-07-0, 2008-12-22.
- (23) Rödder, W. (1998). Analyst – Computergestützte Kreditwürdigkeit. *Tage der Forschung 1997*, **13**, Hagerer Universitätsreden 25.13, 22p.
- (24) Saaty, T.L. (1990). How to make a decision: The Analytic Hierarchy Process. *European Journal of Operational Research*, **48**(1), 9-26.
- (25) Xu, X. (2004). A note on the subjective and objective integrated approach to determine attribute weights. *European Journal of Operational Research*, **156**(2), 530-532.
- (26) Zeleny, M. (1982). *Multiple Criteria Decision Making*. Mc-Graw-Hill, New York.