



Revista ADM.MADE

Revista do Mestrado em Administração e
Desenvolvimento Empresarial - Universidade
Estácio de Sá

Revista ADM.MADE, ano 11, v.15, n.1, p.75-92, janeiro/abril, 2011

Revista do Mestrado em Administração e Desenvolvimento Empresarial da Universidade
Estácio de Sá – Rio de Janeiro (MADE/UNESA). ISSN: 1518-9929
Editora responsável: Isabel de Sá Affonso da Costa

Utilização de Análise Multivariada na Avaliação do Desempenho Econômico-Financeiro de Curto Prazo: uma Aplicação no Setor de Distribuição de Energia Elétrica

Paulo Roberto Clemente Marques Bomfim¹

Rodrigo Santana de Almeida²

Verônica Andréa Lima Gouveia³

Marcelo Alvaro da Silva Macedo⁴

José Augusto Veiga da Costa Marques⁵

Artigo recebido em 12/11/2010. Aceito em 10/03/2011. Artigo submetido a avaliação *double-blind*.

¹ Bacharel em Ciências Contábeis pela Faculdade de Administração e Ciências Contábeis da Universidade Federal do Rio de Janeiro (FACC/UFRJ). Mestrando em Ciências Contábeis na FACC/UFRJ. Endereço: Petrobras - Av. Chile, 65 - Centro - Rio de Janeiro/RJ - CEP: 20.031-912. E-mail: prcmbomfim@hotmail.com.

² Bacharel em Ciências Contábeis pela Universidade Gama Filho (UGF). Mestrando em Ciências Contábeis na Faculdade de Administração e Ciências Contábeis da Universidade Federal do Rio de Janeiro (FACC/UFRJ). Endereço: Investe Rio - Rua México, 125 - Centro - Rio de Janeiro - CEP: 20031-145. E-mail: rodrigo.rsa@globo.com.

³ Mestre em Ciências Contábeis pela Faculdade de Administração e Ciências Contábeis da Universidade Federal do Rio de Janeiro (FACC/UFRJ). Endereço: Petrobras - Av. Chile, 65 - Centro - Rio de Janeiro/RJ - CEP: 20.031-912. E-mail: vgouveia@uninet.com.br.

⁴ Doutor em Engenharia de Produção pelo Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia da Universidade Federal do Rio de Janeiro (COPPE/UFRJ). Professor Adjunto da Faculdade de Administração e Ciências Contábeis da Universidade Federal do Rio de Janeiro (FACC/UFRJ). Endereço: Av. Pasteur, 250 - Urca - Rio de Janeiro/RJ - CEP: 22290-902. E-mail: malvaro.facc.ufrj@gmail.com.

⁵ Doutor em Administração de Empresas pela Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas (EAESP/FGV). Professor Associado Faculdade de Administração e Ciências Contábeis da Universidade Federal do Rio de Janeiro (FACC/UFRJ). Endereço: Av. Pasteur, 250 - Urca - Rio de Janeiro/RJ - CEP: 22290-902. E-mail: joseLaura@uol.com.br.

Utilização de Análise Multivariada na Avaliação do Desempenho Econômico-Financeiro de Curto Prazo: uma Aplicação no Setor de Distribuição de Energia Elétrica

O presente estudo tem como objetivo geral identificar, dentre os indicadores econômico-financeiros selecionados, aqueles que devem ser levados em consideração na avaliação do desempenho de curto prazo das distribuidoras de energia elétrica. Além disso, pretende-se verificar a relação existente entre o desempenho econômico-financeiro de curto prazo e os indicadores gerais de rentabilidade. A pesquisa foi desenvolvida com a coleta de indicadores econômico-financeiros das 43 distribuidoras de energia elétrica disponíveis na base de dados Séries Econômico-Financeiras das Empresas do Setor de Energia Elétrica do ano de 2009 (CASTRO et al., 2009), nos quais foram aplicados métodos estatísticos (análise fatorial e análise de regressão). Os resultados revelaram um conjunto de três fatores distintos: Liquidez de Curto Prazo (Fator 1); Garantia Operacional Corrente (Fator 2); e Necessidade de Capital de Giro (Fator 3), estando relacionados, respectivamente, à capacidade de pagamento de obrigações de curto prazo, garantia de pagamento com recursos provenientes das operações e necessidade de investimentos operacionais de curto prazo. Com base nestes fatores, pode-se confirmar apenas a relação estatisticamente significativa do fator Garantia Operacional Corrente com o retorno sobre o ativo e com o retorno sobre o patrimônio líquido.

Palavras-chave: desempenho econômico-financeiro; análise fatorial; análise de regressão.

Keywords: economic and financial performance; factor analysis; regression analysis.

Use of the Multivariate Analysis in Evaluating the Short-Term Financial Performance: An Application in the Electric Energy Distribution Industry

The present study aims at identifying among the selected economic and financial indicators, those that should be considered in the short-term performance evaluation of electricity distributors. In addition, we intend to verify the relationship between short-term financial performance and general indicators of profitability. The research was conducted by collecting financial and economic indicators of 43 electricity distributors available in the Séries Econômico-Financeiras das Empresas do Setor de Energia Elétrica 2009 database (CASTRO et al., 2009), under which were applied statistical methods (factor analysis and regression analysis). The results showed a set of three distinct factors: Short-Term Liquidity (Factor 1); Current Operational Warranty (Factor 2), and Need of Working Capital (Factor 3). These factors are related, respectively, with the ability to pay short-term obligations, payment guarantee with operational funds and the need of short-term operational investments. Based on these factors, it can only be confirmed a statistically significant relationship between the Current Operational Warranty factor and the return on assets and the return on equity.

1. Introdução

O atual panorama econômico mundial, que ainda sofre os efeitos da crise financeira desencadeada pelo *subprime* (SILVA; PINESE, 2009), tem se apresentado como uma dificuldade extra para as companhias. No Brasil, todavia, a situação parece distar da maioria dos países. Diante do aquecimento da demanda interna (DUTRA, 2008), do aumento da renda e do emprego (SIMIONI, 2010), do crescimento econômico sustentado e da moeda forte e estável (BARROS, 2008), o momento parece ser singular para a economia brasileira.

Contudo, de modo a aproveitar tal oportunidade e seguir fomentando o progresso nacional, faz-se necessário que um dos principais segmentos da economia - o setor de distribuição de energia elétrica - mantenha a produção em ascensão sem sofrer colapsos, sejam de natureza operacional ou financeira.

A crise sofrida pelo setor elétrico durante os anos 80, que culminou na deterioração das condições de funcionamento e perda de eficiência do segmento (GASTALDO, 2009), e o racionamento de energia imposto pelo governo federal entre 2001 e 2002, que impactou o comportamento dos consumidores causando importantes perdas financeiras para as distribuidoras (OLIVEIRA, 2003), são fatos que evidenciam o grau de relevância deste segmento para o desenvolvimento do país.

Nesse sentido, considera-se de fundamental importância analisar o comportamento econômico-financeiro das empresas deste setor, dado que desempenhos não satisfatórios podem oferecer indícios de pequenos problemas ou de danos mais graves, afetando o sistema econômico como um todo. A literatura aponta que a preocupação com a avaliação de desempenho econômico-financeiro não é recente nas companhias, iniciando-se sua prática há mais de cem anos através da análise de balanços (MARION, 2009; SILVA, 1995), sendo que no Brasil, ainda hoje, a técnica de avaliação por meio de índices é bastante utilizada (ANTUNES; MARTINS, 2007).

Gitman e Madura (2003) entendem que a análise de índices serve para examinar e monitorar o desempenho das empresas e possui como partes interessadas: os acionistas, que estudam os níveis de risco e retorno; os credores, que avaliam a liquidez de curto prazo e a capacidade de pagamento; e a administração, que tem o objetivo de produzir índices financeiros que sejam favoráveis aos outros usuários e monitorar o desempenho da empresa.

Nesse contexto, o presente estudo tem como objetivo geral realizar a redução dimensional dos indicadores econômico-financeiros selecionados, por meio da utilização da análise fatorial, para avaliação do desempenho econômico-financeiro de curto prazo das distribuidoras de energia elétrica. Além disso, pretende-se verificar a relação existente entre o desempenho econômico-financeiro de curto prazo e os indicadores gerais de rentabilidade, por meio da análise de regressão.

Cabe destacar que os indicadores selecionados foram aqueles já informados na base de dados Séries Econômico-Financeiras das Empresas do Setor de Energia Elétrica (CASTRO et al., 2009).

Assim sendo, têm-se no problema de pesquisa as seguintes questões: Quais indicadores devem ser utilizados numa análise de desempenho econômico-financeiro de curto prazo? Qual a relação destes com a rentabilidade da empresa?

Espera-se, também, contribuir de forma indireta com os seguintes aspectos no tocante às distribuidoras de energia elétrica: demonstrar que a utilização de técnicas estatísticas minimiza a subjetividade na avaliação; reduzir o número de indicadores econômico-financeiros de curto prazo necessários para avaliação de desempenho; e apoiar as instituições e demais usuários na escolha dos indicadores econômico-financeiros mais adequados para avaliação de desempenho de curto prazo.

Através do alcance dos objetivos propostos, almeja-se colaborar com o aumento da capacidade de interpretação dos indicadores financeiros que são utilizados para avaliação de desempenho econômico-financeiro de curto prazo das distribuidoras de

energia elétrica, permitido a utilização de critérios menos subjetivos na análise dessas empresas.

2. Referencial Teórico

2.1. Indicadores econômico-financeiros

A mensuração de desempenho das organizações sempre foi uma questão de preocupação da Contabilidade desde sua origem. A ciência contábil buscava aprimorar a tradução da realidade dos atos praticados por seus gestores, e dos demais fatos que as atingem, com o objetivo de abastecer seus usuários com informação significativa, tempestiva e útil, bem como oferecer efetiva contribuição para a continuidade dos empreendimentos (DUARTE; LAMOUNIER, 2007).

A análise das demonstrações financeiras em coeficientes ou índices tem sido tradicionalmente utilizada por credores, investidores, agências reguladoras e concorrentes, extraindo informações sobre a posição passada, presente e projetada, para avaliar a saúde financeira, o desempenho organizacional e as tendências futuras (ASSAF NETO, 2001; DANZI; BOOM, 1998).

Ainda hoje, a análise por meio de índices e dados coletados na estrutura das demonstrações contábeis é considerada relevante e seu uso bastante apreciado (ANTUNES; MARTINS, 2007). Inúmeros são os trabalhos na literatura que tratam dessa temática.

Duarte e Lamounier (2007) estudaram o desempenho econômico-financeiro das empresas de construção civil através da comparação entre os indicadores de liquidez e rentabilidade com índices-padrão, reduzindo a indução ao erro devido à eliminação da subjetividade do analista.

Em outro estudo, Nunes et al. (2009) examinaram os dados de 28 empresas do segmento do setor elétrico, relativos aos anos de 2003 a 2007, e analisaram a correlação existente entre os índices de liquidez e solvência extraídos da DFC e os índices tradicionais.

Por meio da conjugação de técnicas de análise multivariada, como a análise fatorial e a análise discriminante, Pereira et al. (2006) estimaram o desempenho de 40 empresas do segmento energético brasileiro e evidenciaram a eficácia do modelo de previsão, contribuindo com as empresas de *rating* na análise de crédito.

O trabalho de Marques et al. (2009) também proporcionou contribuição interessante às discussões sobre avaliação do desempenho por meio de índices contábil-financeiros. Os autores consideraram os indicadores de grau de endividamento, dependência de recursos de terceiros, composição do endividamento e relação entre os endividamentos de curto e longo prazo, com o objetivo de conhecer a evolução do endividamento das empresas brasileiras distribuidoras de energia elétrica, negociadas na BOVESPA no período entre 2001 e 2007. Os resultados apontaram um elevado grau de dependência de recursos de terceiros, estando o menor volume da dívida concentrado no curto prazo e que o grau de risco incorrido por essas companhias é relativamente baixo.

Dentre outras pesquisas, podem-se citar outros trabalhos que também utilizaram técnicas estatísticas de análise de dados, em especial a análise fatorial, com o objetivo de identificar os indicadores econômico-financeiros mais significativos para a

avaliação do desempenho de seguradoras (BEZERRA; CORRAR, 2006), de cooperativas agropecuárias (CARVALHO; BIALOSKORSKI NETO, 2008), de operadoras de planos de saúde - OPS (SOARES, 2006), empresas do setor de informática (ALMEIDA et al., 2008) e empresa do setor varejista (RÊGO et al., 2010). Da mesma forma, outro estudo combinou empresas de diversos setores, como indústria automobilística; energia; papel e celulose; química e petroquímica; siderurgia e metalurgia; e transporte, e se dispôs a examinar o desempenho daquele grupo através da utilização de indicadores contábil-financeiros e de outras técnicas estatísticas (MACEDO et al., 2008).

2.2. Análise fatorial

A análise fatorial é uma técnica multivariada de interdependência que visa resumir as relações observadas entre um conjunto de variáveis inter-relacionadas, com o objetivo de identificar fatores comuns (FÁVERO et al., 2009). Nesse sentido, o principal objetivo da análise fatorial consiste em simplificar ou reduzir um grande número de variáveis, determinando um grupo de dimensões latentes comuns, chamadas de fatores. Dessa forma, a interpretação e compreensão das dimensões latentes obtidas na aplicação da análise fatorial descrevem os dados em número muito menor de conceitos do que as variáveis individuais originais. Por outro lado, a redução de dados pode ser alcançada através do cálculo dos escores fatoriais de cada dimensão latente e substituindo as variáveis originais pelos mesmos (HAIR et al., 2005).

Conforme Fávero et al. (2009), existem dois tipos de análise fatorial: confirmatória, quando o pesquisador apresenta algum conhecimento prévio sobre o comportamento e relacionamento das variáveis; e exploratória, quando há pouco ou nenhum conhecimento prévio acerca da estrutura dos fatores pelo pesquisador.

Segundo Hair et al. (2005), para a aplicação da análise fatorial utiliza-se, como regra geral, um mínimo de 5 vezes mais observações (empresas) do que os números de variáveis (indicadores econômico-financeiros de curto prazo) que compõem o banco de dados. Nesse contexto, a análise fatorial pode ser dividida nas seguintes etapas (FÁVERO et al., 2009):

- Análise da matriz de correlações e adequação da utilização da análise fatorial (estatística de Kaiser-Meyer-Olkin - KMO, teste de esfericidade de Bartlett e matriz anti-imagem);
- Extração dos fatores iniciais e determinação do número de fatores;
- Rotação dos fatores; e
- Interpretação dos fatores.

Primeiramente, examina-se a matriz de correlações com o objetivo de verificar a existência de valores significativos para justificar a utilização da técnica de análise fatorial. Caso haja um número substancial de valores inferiores a 0,3 na inspeção da matriz de correlações, a utilização da técnica pode não ser apropriada. (FÁVERO et al., 2009).

Além disso, observa-se a estatística KMO, que avalia a adequação da amostra quanto ao grau de correlações parciais entre as variáveis. Os valores variam entre 0 e 1, sendo que quanto mais próximo de 1, mais adequada é a utilização da técnica. Os

intervalos de análise dos valores de KMO são apresentados no Quadro 1 (FÁVERO et al., 2009).

Quadro 1: Estatística KMO (Kaiser-Meyer-Olkin)

KMO	Análise Fatorial
0,9 - 1	Muito boa
0,8 - 0,9	Boa
0,7 - 0,8	Média
0,6 - 0,7	Razoável
0,5 - 0,6	Má
< 0,5	Inaceitável

Fonte: Fávero et al. (2009).

Já o teste de esfericidade de Bartlett é utilizado para avaliar a hipótese de que a matriz de correlações pode ser a matriz identidade com determinante igual a 1. Se a matriz de correlações for uma matriz identidade, significa que as variáveis não estão correlacionadas, sendo inadequada a utilização da análise fatorial. Caso contrário, haverá indícios de que as correlações entre as variáveis são significativas (FÁVERO et al., 2009).

A análise da matriz de correlações anti-imagem tem como intuito a obtenção de sinais acerca da necessidade de eliminação de alguma variável no modelo. A diagonal principal da matriz anti-imagem fornece o índice de Medida de Adequação de Amostra (*Measure of Sampling Adequacy* - MSA) (FÁVERO et al., 2009). Esse valor varia entre 0 e 1, atingindo 1 quando cada variável é perfeitamente prevista sem erro pelas demais variáveis. As orientações sobre a interpretação da MSA são apresentadas no Quadro 2 (HAIR et al., 2005).

Quadro 2: Interpretação da MSA

MSA	Análise Fatorial
0,8 ou acima	Ótimo
0,7 ou acima	Bom
0,6 ou acima	Regular
0,5 ou acima	Ruim
Abaixo de 0,5	Inaceitável

Fonte: Adaptado de HAIR et al. (2005).

Entretanto, conforme Fávero et al. (2009, p. 242), “a baixa correlação de determinada variável com as demais não necessariamente implica sua eliminação, uma vez que esta variável pode representar um fator isoladamente”. Dessa forma, outro aspecto que deve ser observado diz respeito à avaliação das comunalidades, que representam a quantia de variância explicada pela solução fatorial de cada variável, onde comunalidades menores que 0,5 são consideradas como explicação insuficiente (HAIR et al., 2005).

Na segunda etapa, determina-se o número de fatores comuns para descrever apropriadamente os dados. Dois métodos se destacam para a obtenção de fatores: análise dos componentes principais (ACP), que contempla a variância total dos dados; e análise dos fatores comuns (AFC), que é estimado com base na variância comum (FÁVERO et al., 2009).

Observa-se que, a escolha do método de extração dos fatores depende do objetivo que se pretende alcançar pelo pesquisador. Caso seja a redução de dados, a ACP é a mais apropriada. Se for a identificação de fatores ou dimensões latentes, a AFC é o método mais adequado a ser aplicado (FÁVERO et al., 2009).

Conforme Fávero et al. (2009), o próximo passo consiste em decidir quantos fatores devem ser retidos. Os critérios que auxiliam ao pesquisador na tomada dessa decisão são o critério da raiz latente (critério de Kaiser), critério *a priori*, critério de percentagem de variância e critério do gráfico *scree*. Através do critério da raiz latente, escolhe-se a quantidade de fatores a reter, em função do número de *eigen-values* acima de 1, pois, no mínimo, o componente deve explicar a variância de uma variável utilizada no modelo. Destaca-se que os *eigen-values* apresentam a variância explicada por cada fator. Já o critério *a priori* é o método mais simples, pois o pesquisador sabe quantos fatores extrair da análise fatorial. O critério da porcentagem de variância consiste na escolha uma quantidade mínima de fatores necessária para que o percentual de variância explicada atinja o nível desejado, cabendo ao pesquisador a escolha desse nível (FÁVERO et al., 2009). Por fim, o critério do gráfico *scree* identifica o número ótimo de fatores que pode ser extraído antes que a quantia de variância única inicie o domínio sobre a estrutura de variância comum (HAIR et al., 2005).

Com relação à rotação dos fatores, os métodos podem ser ortogonais e oblíquos. Os primeiros produzem fatores que não estão correlacionados entre si (fatores ortogonais), cuja interpretação ocorre a partir de suas cargas (*loadings*). Já nos métodos oblíquos, os fatores estão correlacionados, tornando-se imprescindível a consideração simultânea das correlações e das cargas para a interpretação da solução. Cabe ressaltar que, se a intenção do pesquisador for a redução das variáveis originais, os métodos ortogonais serão, provavelmente, mais apropriados. Dessa forma, destaca-se que o método Varimax, que visa minimizar o número de variáveis que apresentam altas cargas em um fator, facilitando a interpretação dos fatores, é o mais utilizado (FÁVERO et al., 2009).

A interpretação e nomeação dos fatores por meio das cargas fatoriais é a última etapa da técnica de análise fatorial. Nesse sentido, o pesquisador deve decidir quais cargas fatoriais devem ser consideradas. Conforme apontam Hair et al. (2005), as cargas fatoriais acima de 0,3 atingem o nível mínimo, cargas fatoriais de 0,4 são mais importantes; e as maiores que 0,5 são consideradas estatisticamente significativas.

2.3. Análise de regressão

A análise de regressão, de acordo com Corrar et al. (2007), consiste basicamente em determinar uma função que descreva ou explique o comportamento da variável dependente com base nos valores de uma (regressão simples) ou mais (regressão múltipla) variáveis independentes. Para estimar esta função, complementa Gujarati (2006), diversos métodos podem ser utilizados, sendo o mais comum, os Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), que é utilizado no presente estudo.

Porém, segundo Fávero et al. (2009), para aceitar-se a função estimada se faz necessário testar o coeficiente de determinação da regressão (R^2) e os coeficientes das variáveis independentes. Para testar o modelo como um todo, ressaltam Gujarati (2006) e Corrar et al. (2007), deve-se realizar um teste F, que tem como hipótese nula (H_0), R^2 igual a zero. Para que a regressão possa ser aceita, tem-se que rejeitar esta H_0 . Já para testar os coeficientes das variáveis independentes, complementam Gujarati (2006) e Corrar et al. (2007), faz-se um teste t , que tem, como hipótese nula (H_0), coeficientes nulos (iguais a zero). Do mesmo modo que o teste anterior, para que uma variável possa ser incluída no modelo que descreve ou explica o comportamento da variável independente, tem-se que rejeitar este H_0 . Em ambos os casos o p -value do teste precisa ser inferior ao nível de significância, que para o presente estudo é de 5%.

Além dos testes F e t , para se fazer uma análise de regressão, destacam Fávero et al. (2009), Corrar et al. (2007) e Gujarati (2006), é necessário testar seus pressupostos, que são: normalidade dos resíduos; homocedasticidade dos resíduos, autocorrelação dos resíduos e multicolinearidade das variáveis. Em outras palavras, para que um modelo de regressão seja aceito, é necessário que os resíduos sejam normalmente distribuídos, que sua variância seja constante e que eles não estejam correlacionados. Além disso, é necessário que as variáveis independentes (regressores) não sejam correlacionadas.

3. Metodologia da Pesquisa

3.1. Classificação e descrição da pesquisa

Esta pesquisa pode ser classificada como exploratória, quantitativa e *ex post facto*, com a utilização do método estatístico (GIL, 1995). Exploratória, porque visa ampliar o conhecimento existente sobre a utilização de técnicas estatísticas multivariadas na avaliação de desempenho das distribuidoras de energia brasileiras. Quantitativa, porque as características das variáveis utilizadas neste trabalho são numéricas e serão tratadas como tais. *Ex post facto*, porque serão avaliadas as ocorrências após as variáveis terem interferido sobre o objeto de pesquisa, uma vez que não é possível a interferência do pesquisador sobre as variáveis analisadas. Por último, estatística, em função da utilização de técnicas de análise multivariada.

O estudo foi desenvolvido com a coleta das demonstrações contábeis e dos indicadores econômico-financeiros das 43 distribuidoras de energia elétrica disponíveis no livro Séries Econômico-Financeiras das Empresas do Setor de Energia Elétrica (CASTRO et al., 2009).

Inicialmente, foram extraídos 10 indicadores econômico-financeiros para cada uma das distribuidoras de energia elétrica, a partir das informações do ano de 2008, que constavam da base Series 2009. Dessa forma, esses indicadores foram submetidos à técnica de análise fatorial para a determinação de grupos de indicadores (fatores) através da utilização do *software Statistical Package for the Social Sciences (SPSS 17.0)*. O *output* gerado por esse procedimento foi utilizado para verificar a relação existente entre o desempenho econômico-financeiro de curto prazo e os indicadores gerais de rentabilidade, através da análise de regressão, com o auxílio do programa *Eviews 6.0*.

Assim, os indicadores utilizados na análise fatorial são os seguintes:

- Índice de liquidez imediata (ILI): $DISP / PC$

- Índice de liquidez corrente (ILC): AC / PC
- Índice de perfil do endividamento (IPE): $PC / (PC + PNC)$
- Índice de cobertura de dívidas (ICD): FCO / PC
- Índice de cobertura de juros (ICJ): $EBIT / (DF - JSCP)$
- Índice de capital circulante líquido (ICCL): CCL / AT
- Índice de necessidade de investimento em capital de giro (INIG): NIG / AT
- Índice de eficiência operacional (IEO): FCO / AT
- Índice de eficiência econômica (IEE): $FCO / EBIT$
- Índice de tesouraria (IT): $ACF - PCF / RL$

Já os indicadores de rentabilidade utilizados na análise de regressão, juntamente com os fatores gerados pela análise fatorial, são os seguintes:

- Retorno sobre o patrimônio líquido (RSPL) - LL / PL
- Retorno sobre o ativo total (ROA) - LL / AT

Onde: AC = Ativo Circulante; ACF = Ativo Circulante Financeiro; AT = Ativo Total; CCL = Capital Circulante Líquido; DISP = Disponibilidades; DF = Despesas Financeiras; EBIT = *Earnings before Interest and Taxes* (lucro antes dos juros e dos impostos); FCO = Fluxo de Caixa Operacional; JSCP = Juros sobre o Capital Próprio; LL = Lucro Líquido; PC = Passivo Circulante; PCF = Passivo Circulante Financeiro; PL = Patrimônio Líquido; PNC = Passivo Não Circulante; NIG = Necessidade de Investimento em Capital de Giro; RL = Receita Líquida.

De acordo com os objetivos pretendidos nesse estudo, foi empregada a técnica de análise fatorial exploratória, com apoio do *SPSS 17.0*, utilizando o método de análise de componentes principais (método de extração dos fatores), o critério da raiz latente ou critério de Kaiser (critério de escolha do número dos fatores) e o método varimax (método de rotação dos fatores).

Com relação à análise de regressão, para testar a normalidade utilizou-se o teste de Jarque-Bera (JB), que, segundo Gujarati (2006), consiste em um teste da hipótese conjunta de assimetria ($S=0$) e curtose ($K=3$) da distribuição dos resíduos da regressão. Já para a homocedasticidade utilizou-se o teste de Breusch-Pagan-Godfrey, que, de acordo com Gujarati (2006), consiste em testar a hipótese de que as variâncias dos erros (resíduos) são iguais. Para a multicolinearidade (aplicável apenas aos casos de regressões múltiplas) foi utilizada estatística FIV (*variance inflation factor*), que, segundo Fávero et al. (2009), é uma medida de quanto a variância de cada coeficiente de regressão estimado aumenta em decorrência da multicolinearidade. Para que a regressão seja aceitável é necessário que o FIV seja menor que 5. Por fim, cabe ressaltar que segundo Fávero et al. (2009), não faz sentido se falar em autocorrelação quando os dados estão em *cross section*, como no caso da presente pesquisa.

Todos os testes foram executados no *Eviews 6.0*, com exceção do FIV, que foi rodado no *SPSS 17.0*, onde também foram feitas as análises de regressão. Ainda cabe salientar que para os casos em que se encontrou problema de heterocedasticidade foi utilizada a correção de Newey-West, que, segundo Gujarati (2006), corrige os erros-padrão dos coeficientes, tornando-os consistentes para heterocedasticidade.

4. Análise dos Resultados

4.1. Resultados da análise fatorial

Na primeira tentativa, o processamento da técnica de análise fatorial englobou todos os indicadores simultaneamente. Observou-se que o teste KMO indicou baixo poder de explicação dos fatores (0,589). Apesar de o teste de esfericidade de Bartlett apontar a possibilidade de aplicação da análise fatorial, decidiu-se por aumentar o poder de explicação, retirando algumas variáveis. Assim, utilizou-se a matriz anti-imagem para identificar as variáveis com valores inferiores a 0,5 que foram as seguintes: IPE, INIG, IEO e IEE. Como a maioria dos indicadores apresentou um poder de explicação alto, considerando todos os fatores obtidos (comunalidades acima de 0,7), com exceção do indicador IEE (0,199), decidiu-se por retirar apenas esse último indicador. Cabe ressaltar que foram calculados três fatores pela análise fatorial e que indicavam bom poder de explicação da variância dos dados (78,609%).

Dessa forma, procedeu-se novamente o processamento da análise fatorial no *SPSS 17.0*, excluindo a variável IEE. Em relação à tentativa anterior, o teste KMO apresentou pouca melhora (0,590). O teste de esfericidade continuou validando a utilização da análise fatorial. Como os indicadores apresentavam valores acima de 0,7 na tabela de comunalidades e o poder de explicação do modelo melhorou significativamente (86,481%), foi realizada uma nova análise da matriz anti-imagem, com o intuito de verificar se existiam variáveis que poderiam prejudicar a análise. Essa análise demonstrou que os indicadores IPE, INIG e IEO indicavam valores inferiores a 0,5. No entanto, foi retirado do modelo apenas o indicador IPE, que apresentava o menor valor (0,346).

Após a retirada de mais um indicador (IPE), observou-se na terceira tentativa uma melhora significativa, tanto nos testes de adequação da análise fatorial, quanto no poder de explicação. O teste KMO passou a ser 0,643 (Tabela 1), sendo considerado razoável (FÁVERO et al., 2009). O teste de esfericidade permaneceu validando a técnica de análise fatorial (Sig. < 0.05). Os valores individuais de MSA, analisados na matriz anti-imagem, indicavam que apenas o indicador INIG era menor que 0,5, apontando 0,277 (Tabela 2). Todavia, a tabela de comunalidades apresentava esse indicador com o valor de 0,980 (Tabela 3), sendo o de maior valor dentre os demais indicadores, indicando que a variável sozinha poderia representar um único fator, o que foi confirmado na análise da matriz de componentes após a rotação dos fatores e que é corroborado por Fávero et al. (2009). Importante destacar que o poder de explicação da variância dos dados originais do modelo passou para 88,079% (Tabela 4), ainda com 3 fatores, sendo considerado um aspecto bastante relevante na análise.

Tabela 1: KMO e Teste de Bartlett

Kaiser-Meyer-Olkin	MSA	,643
Teste de Esfericidade de Bartlett	Approx. Chi-Square	350,887
	DF	28
	Sig.	,000

Fonte: Adaptado do *output* do *SPSS 17.0*.

Mesmo assim, optou-se por processar novamente o programa SPSS 17.0 sem os indicadores IEE, IPE e INIG, com o objetivo de averiguar se haveria aumento no poder de explicação do modelo. Apesar da pequena melhora no teste KMO, que passou para 0,677, de todos os valores da matriz anti-imagem estarem acima de 0,5 e de todas as comunalidades serem superiores a 0,7, foi verificado que a explicação da variância dos dados originais reduziu para 81,657%. Além disso, houve uma diminuição dos fatores, passando a ser apenas dois, decorrente da exclusão do indicador INIG. Cabe ressaltar que, no processamento da terceira tentativa, esse indicador explicava 17,634% da variância total dos dados originais (Tabela 4), representado por um único fator.

Tabela 2: Matrizes Anti-Imagem

		ILM	ILC	ICD	ICJ	ICCL	INIG	IEO	IT
Anti-image Covariance	ILI	,093	-,043	,000	,016	-,010	,071	-,026	,001
	ILC	-,043	,051	-,040	,016	-,025	-,022	,040	,003
	ICD	,000	-,040	,123	,041	,043	-,054	-,117	-,042
	ICJ	,016	,016	,041	,537	-,031	-,030	-,147	-,010
	ICCL	-,010	-,025	,043	-,031	,063	-,059	-,041	-,064
	INIG	,071	-,022	-,054	-,030	-,059	,148	,054	,090
	IEO	-,026	,040	-,117	-,147	-,041	,054	,185	,055
	IT	,001	,003	-,042	-,010	-,064	,090	,055	,144
Anti-image Correlation	ILI	,767 ^a	-,619	-,009	,073	-,132	,602	-,199	,006
	ILC	-,619	,738 ^a	-,505	,098	-,436	-,258	,413	,035
	ICD	-,009	-,505	,647 ^a	,161	,488	-,399	-,777	-,313
	ICJ	,073	,098	,161	,670 ^a	-,171	-,108	-,465	-,036
	ICCL	-,132	-,436	,488	-,171	,666 ^a	-,612	-,381	-,677
	INIG	,602	-,258	-,399	-,108	-,612	,277 ^a	,326	,617
	IEO	-,199	,413	-,777	-,465	-,381	,326	,519 ^a	,335
	IT	,006	,035	-,313	-,036	-,677	,617	,335	,686 ^a

a. Measures of Sampling Adequacy (MSA).

Fonte: Adaptado do *output* do SPSS 17.0.

Tabela 3: Comunalidades

	Inicial	Extração
ILI	1,000	,927
ILC	1,000	,959
ICD	1,000	,775
ICJ	1,000	,778
ICCL	1,000	,912
INIG	1,000	,980
IEO	1,000	,874
IT	1,000	,842

Método de extração: ACP.

Fonte: Adaptado do *output* do SPSS 17.0.

Nesse sentido, decidiu-se pela terceira tentativa, pois se acredita ter chegado a um grau de explicação das variáveis capaz de ser útil na avaliação do desempenho econômico-financeiro de curto prazo das distribuidoras de energia elétrica.

Dessa forma, pode-se concluir, através da análise da matriz após a rotação dos fatores (tabela 5), que o Fator 1 representa a **Liquidez de Curto Prazo**, sendo responsável por 47,943% da variância explicada. Esse fator é composto pelos índices ILI, ILC, IT, ICCL e ICD. Os dois primeiros são calculados a partir do balanço patrimonial, bastante conhecidos na avaliação da liquidez das empresas. O terceiro revela a dependência de financiamentos correntes em relação às vendas. Já o quarto relaciona a sobra de recursos de curto prazo na proporção ao total do ativo. Por fim, o quinto exibe a capacidade de pagamento das dívidas correntes com o caixa produzido pelas operações da organização. Todos esses indicadores expressam alguma medida da capacidade de pagamento de curto prazo do negócio.

Tabela 4: Variância Explicada Total

Componente	Eigen-values iniciais			Somadas da extração das cargas quadradas			Somadas das rotações das cargas quadradas		
	Total	% da Variância	Cumulativa %	Total	% da Variância	Cumulativa %	Total	% da Variância	Cumulativa %
1	4,532	56,646	56,646	4,532	56,646	56,646	3,835	47,943	47,943
2	1,262	15,776	72,422	1,262	15,776	72,422	1,800	22,502	70,446
3	1,253	15,657	88,079	1,253	15,657	88,079	1,411	17,634	88,079
4	,588	7,353	95,432						
5	,164	2,049	97,481						
6	,131	1,633	99,114						
7	,041	,517	99,631						
8	,029	,369	100,000						

Método de extração: ACP.

Fonte: Adaptado do *output* do SPSS 17.

Tabela 5: Matriz de componentes rotacionada

	Componente		
	1	2	3
ILI	,931	,194	-,151
ILC	,905	,118	,356
ICD	,693	,495	,223
ICJ	,002	,863	,182
ICCL	,834	,194	,424
INIG	,085	,059	,985
IEO	,373	,845	-,145
IT	,911	,070	-,089

Método de extração: ACP.

Método de rotação: Varimax, com normalização Kaiser.

a. A rotação convergiu em 4 iterações.

Fonte: Adaptado do *output* do SPSS 17.0.

O Fator 2 representa a **Garantia Operacional Corrente** e explica 22,502% da variância dos dados originais. É composto pelos indicadores ICJ e IEO. O primeiro diz respeito ao fluxo de caixa operacional em relação ao ativo total, o qual revela a geração de caixa produzida pela utilização dos ativos da empresa. Por sua vez, o segundo consiste na cobertura de juros, obtido da divisão entre o lucro gerado pelas principais atividades operacionais desempenhadas e o montante absoluto das despesas financeiras (não computados os juros sobre o capital próprio). Este último indicador evidencia o comprometimento do pagamento de juros através dos lucros gerados pelas atividades-fim do negócio. Ambos revelam indicativos da garantia de pagamento com recursos provenientes das operações.

Por último, o Fator 3 representa a **Necessidade de Capital de Giro**, sendo responsável por 17,634% da variância explicada. Formado unicamente pela variável INIG, esse fator mostra a necessidade de investimentos operacionais de curto prazo em relação ao ativo total. O montante relativo e a evolução desta necessidade de capital de giro produz reflexos sobre a liquidez do empreendimento.

4.2. Resultados da análise de regressão

Com base nesses três fatores formados a partir da análise fatorial (Liquidez Curto de Prazo, Garantia Operacional e Necessidade de Capital de Giro), procedeu-se à análise de regressão para duas condições: a primeira, tendo estes fatores como variáveis independentes e o ROA como variável dependente; e a segunda, tendo estes mesmos fatores como variáveis independentes e o RSPL como variável dependente.

Para análise, procedeu-se, primeiramente, às regressões com cada variável independente de maneira isolada (regressões simples) e, depois, com todas estas integradas em uma única análise múltipla.

Em relação às três regressões simples para a variável dependente ROA percebe-se que os fatores Liquidez de Curto Prazo e Necessidade de Capital de Giro não apresentaram R^2 significativo ao nível de significância de 5%. Isso pôde ser constatado pelos *p-value* dos testes F para ambas as regressões (Liquidez de Curto Prazo = 0,207538 e Necessidade de Capital de Giro = 0,282203). Já o fator Garantia Operacional Corrente apresentou R^2 significativo de 0,5880 (*p-value* do teste F = 0,0000) e coeficiente de 0,0855, também significativo ao nível de 5% (*p-value* do teste *t* = 0,0000). Porém, esta regressão com o fator Garantia Operacional Corrente apresentou problemas de normalidade e heterocedasticidade dos resíduos (*p-value* do teste JB = 0,0000 e *p-value* do teste BPG = 0,0539). Mesmo com *p-value* do teste BPG maior que o nível de significância de 5% (o que levaria a aceitação da H_0 de homocedasticidade), decidiu-se aplicar a correção de Newey-West, que gerou ajustes nos erros e, conseqüentemente, no valor do teste *t* para o fator Garantia Operacional Corrente (os valores apresentados acima já estão ajustados para heterocedasticidade).

Essa primeira análise mostra que, em relação ao ROA, apenas o fator Garantia Operacional Corrente se mostrou com relação significativa sendo que, para cada 1% de variação neste fator, se tem uma resposta de ROA de 0,0855%.

Para a regressão múltipla (todos os fatores como variáveis independentes) com o ROA como variável dependente, têm-se os resultados apresentados no Quadro 3.

Os resultados do Quadro 3 revelam um R^2 ajustado, significativo a 5%, de 0,6386. Porém, tem-se significância apenas para o fator Garantia Operacional Corrente,

pois os *p-values* do teste *t* para os fatores Liquidez de Curto Prazo e Necessidade de Capital de Giro são maiores que 5%, enquanto que o *p-value* para o fator Garantia Operacional Corrente é inferior a este nível de significância. Pode-se observar, também, que a regressão apresenta problemas de normalidade (*p-value* do teste de Jarque-Bera < 5%) e de heterocedasticidade (*p-value* do teste de Breusch-Pagan-Godfrey < 5%). Por conta do problema de heterocedasticidade, os erros padrão, bem como o valor do teste *t* e seu *p-value*, já estão estimados com correção de Newey-West. Já em relação à normalidade dos resíduos, de acordo com o teorema do limite central e considerando que foram utilizadas 43 observações, o pressuposto da normalidade pode ser relaxado (BROOKS, 2002; STEVENSON, 1981). Problemas de colinearidade entre os fatores Liquidez de Curto Prazo, Garantia Operacional Corrente e Necessidade de Capital de Giro também não foram observados, pois o FIV é inferior a 5,0000 em todos os casos. Com base em todas estas informações pôde-se confirmar que apenas o fator Garantia Operacional Corrente possui relação significativa com o ROA.

Quadro 3: Resultado ROA

Variável Explicativa ou Independente	Coefficiente	Erro Padrão	<i>t</i>	<i>p-value</i>
C	0,0746	0,0104	7,1965	0,0000
Liquidez de Curto Prazo	0,0217	0,0148	1,4659	0,1507
Garantia Operacional Corrente	0,0855	0,0126	6,7712	0,0000
Necessidade de Capital de Giro	-0,0186	0,0211	-0,8788	0,3849
Infs. Adicionais	Valores	Infs. Adicionais		Valores
R2	0,6644	F (estat.)		25,7364
R2 ajustado	0,6386	F (<i>p-value</i>)		0,0000
Jarque-Bera (estat.)	6,5454	Breusch-Pagan-Godfrey (estat. F)		5,8185
Jarque-Bera (<i>p-value</i>)	0,0379	Breusch-Pagan-Godfrey (<i>p-value</i>)		0,0022

Fonte: Adaptado do *output* do *Eviews 6.0*.

Já em relação às três regressões simples para a variável dependente RSPL percebe-se que os fatores Garantia Operacional Corrente e Necessidade de Capital de Giro apresentaram R² ajustado significativo, ao nível de significância de 5%, de 0,152304 e 0,242140, respectivamente. Isso pôde ser constatado pelos *p-values* dos testes F para ambas as regressões (Garantia Operacional Corrente = 0,008121 e Necessidade de Capital de Giro = 0,000864). Já o fator Liquidez de Curto Prazo não apresentou R² significativo (*p*-valor do teste F = 0,593408).

A regressão com o fator Garantia Operacional Corrente apresentou problemas de normalidade e heterocedasticidade dos resíduos (*p-value* do teste JB = 0,0000 e *p*-valor do teste BPG = 0,0185). Por conta do problema de heterocedasticidade decidiu-se aplicar a correção de Newey-West, que gerou ajustes nos erros e, por conseguinte, no valor do teste *t* para o fator Garantia Operacional Corrente (os valores apresentados acima já estão ajustados para heterocedasticidade). Assim sendo, em relação ao RSPL o

fator Garantia Operacional Corrente se mostrou com relação significativa sendo que para cada 1% de variação neste fator tem-se uma resposta de RSPL de 0,7433%.

Já na regressão com o fator Necessidade de Capital de Giro, que também apresentou problemas de normalidade e heterocedasticidade dos resíduos (p -value do teste JB = 0,0000 e p -value do teste BPG = 0,0000) e que também teve seus erros e p -value dos testes t ajustados pela correção de Newey-West, percebeu-se que a relação era significativa e que para cada 1% de variação neste fator tem-se uma resposta de RSPL de -0,884246%. Cabe salientar que esta relação é negativa, ou seja, no caso, por exemplo, de um aumento do fator Necessidade de Capital de Giro tem-se uma redução do RSPL.

Para a regressão múltipla (todos os fatores como variáveis independentes) com o RSPL como variável dependente, têm-se os resultados apresentados no Quadro 4.

Quadro 4: Resultado RSPL

Variável Explicativa ou Independente	Coefficiente	Erro Padrão	t	p -value
C	0,5034	0,1707	2,9496	0,0056
Liquidez de Curto Prazo	0,1650	0,2238	0,7370	0,4660
Garantia Operacional Corrente	0,8323	0,3620	2,2994	0,0276
Necessidade de Capital de Giro	-0,9561	0,5019	-1,9048	0,0651
Infs. Adicionais	Valores	Infs. Adicionais		Valores
R2	0,4876	F (estat.)		11,1010
R2 ajustado	0,4437	F (p -value)		0,0000
Jarque-Bera (estat.)	34,9980	Breusch-Pagan-Godfrey (estat. F)		16,4477
Jarque-Bera (p -value)	0,0000	Breusch-Pagan-Godfrey (p -value)		0,0000

Fonte: Adaptado do output do Eviews 6.0.

Os resultados desta análise (Quadro 4) mostram que a regressão do RSPL contra os fatores Liquidez Curto de Prazo, Garantia Operacional e Necessidade de Capital de Giro tem um R² ajustado de 0,4437, que é significativo a 5% (p -value do teste F < 0,05). Isso é complementado pela significância do coeficiente do fator Garantia Operacional, que é apontado pelo p -value do teste t , que possui valor inferiores a 5%. Porém, isso não acontece com os fatores Liquidez Curto de Prazo e Necessidade de Capital de Giro, pois nos testes t os p -values foram superiores a 5%, mostrando que estes fatores não são relevantes para esta regressão. Porém, cabe ressaltar que o coeficiente do fator Necessidade de Capital de Giro seria significativo ao nível de 10%, pois seu p -value foi de 6,51%.

Além disso, pode-se observar que a regressão apresenta problemas de normalidade (p -value do teste de Jarque-Bera < 5%) e heterocedasticidade (p -value do teste de Breusch-Pagan-Godfrey < 5%). Por conta do problema de heterocedasticidade, os erros padrão, bem como o valor do teste t e seu p -value, já estão estimados com

correção de Newey-West. Já em relação à normalidade dos resíduos, de acordo com o teorema do limite central e considerando que foram utilizadas 39 observações, o pressuposto da normalidade pode ser relaxado (BROOKS, 2002; STEVENSON, 1981). Por fim, cabe lembrar que não se observam problemas de colinearidade entre os fatores Liquidez de Curto Prazo, Garantia Operacional Corrente e Necessidade de Capital de Giro, conforme já citado na regressão múltipla com o ROA, pois o FIV também é inferior a 5,0000 em todos os casos. Com base em todas estas informações pode-se confirmar apenas a relação estatisticamente significativa do fator Garantia Operacional Corrente com o RSPL, sendo que nesta relação se tem um impacto de cerca de 0,80% no RSPL para cada variação de 1% no fator Garantia Operacional Corrente.

5. Conclusão e Considerações Finais

Esse estudo buscou identificar, dentre os indicadores econômico-financeiros selecionados, os de maior relevância que devem ser levados em consideração na avaliação do desempenho de curto prazo das distribuidoras de energia elétrica. Além disso, procurou verificar a relação existente entre o desempenho econômico-financeiro de curto prazo e os indicadores gerais de rentabilidade.

A pesquisa foi desenvolvida com a coleta de indicadores econômico-financeiros das 43 distribuidoras de energia elétrica disponíveis no livro Séries 2009 (CASTRO et al., 2009), sendo classificada como exploratória, quantitativa e *ex post facto*, com a utilização do método estatístico (análise fatorial e análise de regressão).

Os resultados evidenciaram a redução das variáveis utilizadas na pesquisa para um conjunto de três fatores, ou seja, menos indicadores puderam ser usados para representar praticamente a variância total das variáveis originais (88,079% da variância explicada pelo modelo).

Assim, os fatores foram caracterizados como: Liquidez de Curto Prazo (Fator 1 - responsável por 47,943% da variância explicada); Garantia Operacional Corrente (Fator 2 - explica 22,502% da variância dos dados originais); e Necessidade de Capital de Giro (Fator 3 - responsável por 17,634% da variância explicada), estando relacionados, respectivamente, à capacidade de pagamento de obrigações de curto prazo, garantia de pagamento com recursos provenientes das operações e necessidade de investimentos operacionais de curto prazo.

Por fim, no âmbito do setor elétrico brasileiro, pôde-se confirmar apenas a relação estatisticamente significativa do fator Garantia Operacional Corrente com o retorno sobre o ativo e o retorno sobre o PL. Esse fato pode ser corroborado por Assaf Neto e Silva (2002), que considera o índice de eficiência operacional (FCO/AT) como um indicador de retorno sobre o ativo, e o índice de cobertura de juros como uma medida para análise do equilíbrio entre liquidez e rentabilidade.

Todavia, ressalta-se que não é possível prever satisfatoriamente a rentabilidade em função apenas dos três fatores citados, visto que outros fatores podem influenciar o desempenho dessas companhias. Isso é corroborado pelo fato de que, no melhor modelo, se tem um R^2 ajustado de 63,86%, mostrando que a variação dos fatores é capaz de explicar apenas 63,86% da variação do ROA e 44,37% da variação do RSPL.

Esses resultados apresentam evidências significativas para a compreensão da relação entre os indicadores investigados, permitindo a utilização de critérios menos subjetivos na análise de curto prazo destas distribuidoras de energia elétrica.

Entretanto, destaca-se, como limitação desse trabalho, que outros indicadores de curto prazo podem ser utilizados.

Com o objetivo de se obter uma perspectiva mais abrangente do desempenho de empresas, recomenda-se que, em pesquisas futuras, sejam aplicadas as técnicas da análise fatorial e de regressão neste mesmo setor ou em outros segmentos, envolvendo indicadores financeiros e, também, não-financeiros.

Referências

- ALMEIDA, M. A.; CALLADO, A. L. C.; CALLADO, A. A. C. O uso de indicadores de desempenho no âmbito das empresas do Porto Digital. In: VIII CONGRESSO DE CONTROLADORIA E CONTABILIDADE, 2008, São Paulo. **Anais...** São Paulo: USP, 2008. Disponível em: <<http://www.congressosp.fipecafi.org/artigos82008/392.pdf>>. Acesso em: 28 jul. 2010.
- ANTUNES, M. T. P.; MARTINS, E. Capital intelectual: seu entendimento e seus impactos no desempenho de grandes empresas brasileiras. **Revista de Administração e Contabilidade da Unisinos**, v. 4, n. 1, p. 5-21, 2007.
- ASSAF NETO, A. **Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2001.
- _____; SILVA, A. T. **Administração do capital de giro**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2002.
- BARROS, L. C. M.. Um novo futuro. **Novos Estudos**, n. 81, p. 11-20, 2008.
- BEZERRA, F. A.; CORRAR, L. J. Utilização da análise fatorial na identificação dos principais indicadores para avaliação do desempenho financeiro: uma aplicação nas empresas de seguros. **Revista de Contabilidade e Finanças - USP**, São Paulo, n. 42, p. 50-62, 2006.
- BROOKS, C. **Introductory econometrics for finance**. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2002.
- CARVALHO, F. L.; BIALOSKORSKI NETO, S. Indicadores de avaliação de desempenho econômico em cooperativas agropecuárias: um estudo em cooperativas paulistas. **Organizações Rurais & Agroindústrias**, v. 10, n. 3, p. 420-437, 2008.
- CASTRO, N. J.; MARQUES, J. A. V. C.; ROSENTHAL, R.; MORCH, R. B.; CRUZ, C. F. **Séries 2009: séries econômico-financeiras das empresas do setor de energia elétrica**. Rio de Janeiro: GESEL; Eletrobrás; UFRJ, 2009.
- CORRAR, L. J.; PAULO, E.; DIAS FILHO, J. M. (coord.). **Análise multivariada para cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia**. São Paulo: Atlas, 2007.
- DANZI, J. T.; BOOM, M. L. Fundamentals of financial statement analysis for academic physician managers. **Academic Medicine**, v. 73, n. 4, p. 363-369, abr., 1998. Disponível em: <http://journals.lww.com/academicmedicine/Abstract/1998/04000/Fundamentals_of_financial_statement_analysis_for.8.aspx>. Acesso em: 18 jul. 2010.
- DUARTE, H. C. F.; LAMOUNIER, W. M. Análise financeira de empresas da construção civil por comparação com índices-padrão. **Enfoque: Reflexão Contábil**, v. 26, n. 2, p. 9-28, 2007.
- DUTRA, L. F. Crescimento sem risco de inflação de demanda. **Revista Desafios do Desenvolvimento**, n. 42, p. 16-21, 2008.
- FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P.; SILVA, F. L.; CHAN, B. L. **Análise de dados: modelagem multivariada para tomada de decisões**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.
- GASTALDO, M. M. Histórico da regulamentação do setor elétrico brasileiro. **O Setor Elétrico**, n. 36, p. 36-42, 2009.
- GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 1995.
- GITMAN, L. J.; MADURA, J. **Administração financeira: uma abordagem gerencial**. São Paulo: Addison Wesley, 2003.
- GUJARATI, D. N. **Econometria básica**. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.
- Revista ADM.MADE, Rio de Janeiro, ano 11, v.15, n.1, p.75-92, janeiro/abril, 2011.*

- HAIR J. F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. C. **Análise multivariada de dados**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.
- MACEDO, M. A. S.; SOUSA, A. C.; SOUSA, A. C. C.; CIPOLA, F. C. Análise comparativa do desempenho contábil-financeiro de empresas socialmente responsáveis. In: VIII CONGRESSO DE CONTROLADORIA E CONTABILIDADE, São Paulo, 2008. **Anais...** São Paulo: USP, 2008.
- MARION, J. C. **Análise das demonstrações contábeis: contabilidade empresarial**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2009.
- MARQUES, J. A. V. C.; CASTRO, F. A. R.; MORCH, R. B.; MACHADO, E. A. Análise da evolução do endividamento: estudo sobre as empresas brasileiras distribuidoras de energia elétrica (2001-2007). In: XII SEMEAD – SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO, 2009, São Paulo. **Anais...** São Paulo: USP, 2009.
- NUNES, D. M. S.; SANTANA, C. M.; MACHADO, C. A.; ROCHA, D. G. Liquidez e solvência: comparação entre os índices da DFC e os tradicionais em empresas de energia elétrica. In: III CONGRESSO IAAER-ANPCONT, 2009, São Paulo. **Anais...** São Paulo: IAAER-ANPCONT, 2009.
- OLIVEIRA, R. M. A. **Impacto do racionamento nos resultados das empresas concessionárias do serviço público de distribuição de energia elétrica: um estudo nas empresas privadas da Região Nordeste**. 2003. 199 f. Dissertação de Mestrado (Ciências Contábeis) – Programa Multi-institucional e Inter-regional de Pós Graduação em Ciências Contábeis – UnB/UFPB/UFPE/UFRN, Brasília: UNB, 2003. Disponível em: <http://vsites.unb.br/cca/pos-graduacao/mestrado/dissertacoes/mest_dissert_030.pdf>. Acesso em: 30 jul. 2010.
- PEREIRA, A. F. A. O.; PEDROSA Jr., C.; RAMOS, E. J. S. Modelo e análise de previsão de desempenho pela metodologia de análise multivariada de dados: um estudo empírico do setor de energia elétrica. **Revista Contemporânea em Contabilidade**, v. 1, n. 5, p. 59-74, 2006.
- RÊGO, T. F.; SANTOS, W. C.; CARVALHO, J. R. M.. Uma análise dos fatores de desempenho financeiro: o caso das Lojas Americanas S.A. **Qualit@s**, v. 9, n. 1, p. 1-15, 2010.
- SILVA, B. A. O.; PINESE, H. P. A crise financeira internacional e o efeito dos derivativos cambiais: a operação de target forward da Aracruz Celulose. In: XII SEMEAD – SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO, 2009, São Paulo. **Anais...** São Paulo: USP, 2009.
- SILVA, J. P.. **Análise financeira de empresas**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 1995.
- SIMIONI, M. Distribuição de renda é desenvolvimento. **Revista Desafios do Desenvolvimento**, n. 60, p. 54-57, 2010.
- SOARES, M. A. **Análise de indicadores para avaliação de desempenho econômico-financeiro de operadoras de plano de saúde brasileiras: uma aplicação da análise fatorial**. 2006. 122 f. Dissertação de Mestrado em (Ciências Contábeis) – Universidade de São Paulo, São Paulo: USP, 2006.
- STEVENSON, W. J. **Estatística aplicada à administração**. São Paulo: Harbra, 1981.