

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 Bomfim (UFRJ) - prcmbomfim@hotmail.com

Rodrigo Santana de Almeida (UFRJ) - rodrigo.rsa@globo.com

Verônica Andréa Lima Gouveia (UFRJ) - vgouveia@uninet.com.br

Marcelo Alvaro da Silva Macedo (FACC/UFRJ) - malvaro.facc.ufrj@gmail.com

José Augusto Veiga da Costa Marques (FACC/UFRJ) - joselaura@uol.com.br

Resumo:

O presente estudo tem como objetivo geral 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, permitindo a utilização de critérios menos subjetivos na análise dessas empresas. 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 no livro Séries Econômico-Financeiras das Empresas do Setor de Energia Elétrica (Séries 2009), sendo classificada como exploratória, quantitativa e ex post facto, com a utilização do método estatístico (análise fatorial e análise de regressão). Assim, os resultados revelaram um conjunto de 3 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 o retorno sobre o patrimônio líquido.

Palavras-chave: Desempenho Econômico-Financeiro. Análise Fatorial. Análise de Regressão.

Área temática: Controladoria

Utilização de análise multivariada na avaliação do desempenho econômico-financeiro de curto prazo: uma aplicação no setor de distribuição de energia elétrica

Resumo

O presente estudo tem como objetivo geral 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, permitindo a utilização de critérios menos subjetivos na análise dessas empresas. 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 no livro Séries Econômico-Financeiras das Empresas do Setor de Energia Elétrica (Séries 2009), sendo classificada como exploratória, quantitativa e *ex post facto*, com a utilização do método estatístico (análise fatorial e análise de regressão). Assim, os resultados revelaram um conjunto de 3 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 o retorno sobre o patrimônio líquido.

Palavras-chave: Desempenho Econômico-Financeiro. Análise Fatorial. Análise de Regressão.

Área Temática: Controladoria.

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 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 a performance da empresa.

Nesse contexto, o presente estudo tem como objetivo geral identificar dentre os indicadores econômico-financeiros selecionados, os de maior relevância, através da utilização da análise fatorial, que devem ser levados em consideração na 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, através da análise de regressão.

Assim sendo, tem-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 a 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, permitindo a utilização de critérios menos subjetivos na análise dessas empresas.

2 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, e 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, extraíndo informações sobre a posição passada, presente e projetada, para avaliar a saúde financeira, a performance 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 elétrica, 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.

Através 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, pode-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 Plano 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 Auto-indústria, Energia, Papel e Celulose, Química e Petroquímica, Siderurgia e Metalurgia e Transporte, e se dispôs a examinar a performance daquele grupo através da utilização de indicadores contábil-financeiros e, apoiando-se em outras técnicas estatísticas (MACEDO *et al.*, 2008).

3 Metodologia de pesquisa

3.1 Classificação e Descrição da pesquisa

A 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, estatístico 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 (Séries 2009).

Inicialmente, foram extraídos 10 indicadores econômico-financeiros para cada uma das distribuidoras de energia elétrica, a partir das informações do ano de 2008. 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.

3.2 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; e
- Rotação dos fatores;

- 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).

KMO	ANÁLISE FATORIAL
1 – 0,9	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)

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

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).

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)

Quadro 2: Interpretação da MSA

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 consiste no 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 *eigenvalues* acima de 1, pois, no mínimo, o componente deve explicar a variância de uma variável utilizada no modelo. Destaca-se que os *eigenvalues* 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 quantidade 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 dos *loadings* 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 maiores que 0,5 são consideradas estatisticamente significativas.

De acordo com os objetivos pretendidos nesse estudo, foi empregada a técnica de análise fatorial exploratória, 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).

3.3 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 este 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. Neste trabalho os testes de todos os pressupostos foram feitos para todas as regressões.

Para testar a normalidade utilizou-se o teste de Jarque-Bera (JB), que segundo Gujarati (2006) consiste num 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 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 3 fatores pela análise fatorial e que indicavam bom poder de explicação da variância dos dados (78,609%).

Dessa forma, procedeu-se novamente o processamento do *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 and Bartlett's Test*

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.			,643
Bartlett's Test of	Approx. Chi-Square		350,887
Sphericity	DF		28
	Sig.		,000

Fonte: Adaptado do *output* do SPSS 17.0

Tabela 2 – *Anti-image Matrices*

		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

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.

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.

Tabela 3 – *Communalities*

	Initial	Extraction
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

Extraction Method: Principal Component Analysis.

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

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.

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 fins 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 a necessidade de investimentos operacionais de curto prazo ao ativo total. O montante relativo e a evolução desta necessidade de capital de giro produz reflexos sobre a liquidez do empreendimento.

Tabela 4 – Total Variance Explained

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
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						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Fonte: Adaptado do *output* do SPSS 17.0

Tabela 5 – Rotated Component Matrix^a

	Component		
	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

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

a. Rotation converged in 4 iterations.

Fonte: Adaptado do *output* do SPSS 17.0

4.2 Análise de regressão

Com base nestes três fatores formados a partir da análise fatorial (Liquidez Curto de Prazo, Garantia Operacional e Necessidade de Capital de Giro), procedeu-se a 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, as 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 do H0 de homocedasticidade), 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).

Esta 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 tem-se 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.

Variável Explicativa ou Independente	Coeficiente	Erro Padrão	t	p -value
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 (p -value)		0,0000
<i>Jarque-Bera</i> (estat.)	6,5454	<i>Breusch-Pagan-Godfrey</i> (estat. F)		5,8185
<i>Jarque-Bera</i> (p -value)	0,0379	<i>Breusch-Pagan-Godfrey</i> (p -value)		0,0022

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

Quadro 3 – Resultado ROA

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.

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 R^2 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 R^2 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.

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
Inf. Adicionais	Valores	Inf. Adicionais		Valores
R2	0,4876	F (estat.)		11,1010
R2 ajustado	0,4437	F (p -value)		0,0000
<i>Jarque-Bera</i> (estat.)	34,9980	<i>Breusch-Pagan-Godfrey</i> (estat. F)		16,4477
<i>Jarque-Bera</i> (p -value)	0,0000	<i>Breusch-Pagan-Godfrey</i> (p -value)		0,0000

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

Quadro 4 – Resultado RSPL

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 R^2 ajustado de 0,4437, que é significativo à 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 tem-se 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, sendo classificada como exploratória, quantitativa e *ex post facto*, com a utilização do método estatístico (análise fatorial e análise de regressão).

Os resultados evidenciaram um conjunto de 3 fatores distintos caracterizados como: 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, 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.

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 bibliográficas

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.congressousp.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, jan./abr., 2007.

ASSAF NETO, A. **Estrutura e análise de balanços**: um enfoque econômico-financeiro. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2001.

BARROS, L. C. M. de. Um novo futuro. **Novos Estudos**, n. 81, p. 11-20, jul., 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, set./dez., 2006.

BROOKS, C. **Introductory econometrics for finance**. Cambridge: Cambridge University Press, 2002.

CARVALHO, F. L. de; BIALOSKORSKI NETO, S. Indicadores de avaliação de desempenho econômico em cooperativas agropecuárias: um estudo em cooperativas paulistas. **Organizações Rurais & Agroindústrias**, Lavras, v. 10, n. 3, p. 420-437, 2008.

CASTRO, N. J. de; MARQUES, J. A. V. C.; ROSENTAL, R.; MORCH, R. B.; CRUZ, C. F. da. **Séries 2009**: Séries Econômico-Financeiras das Empresas do Setor de Energia Elétrica. Rio de Janeiro: Synergia: GESEL, Eletrobrás, UFRJ, 2009.

CORRAR, L. J.; PAULO, E.; DIAS FILHO, J. M. (Coords.). **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, mai./ago., 2007.

DUTRA, L. F. Crescimento sem risco de inflação de demanda. **Revista Desafios do Desenvolvimento**, n. 42, p. 16-21, abr., 2008.

FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P.; SILVA, F. L. da; 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, jan., 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**. Tradução Maria Lucia G. L. Rosa. Revisão técnica Rubens Fama. São Paulo: Addison Wesley, 2003.

GUJARATI, D. N. **Econometria Básica**. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.

HAIR JR., J. F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. C. **Análise multivariada de dados**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

MACEDO, M. A. da S.; SOUSA, A. C. de; 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. da C.; CASTRO, F. A. R. de; 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. da. 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. de. **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 (Mestrado em Ciências Contábeis) – Programa Multiinstitucional 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. de A. O.; PEDROSA JÚNIOR, 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**, ano 3, v. 1, n. 5, p. 59-74, jan./jun., 2006.

RÊGO, T. de F.; SANTOS, W. C. dos; CARVALHO, J. R. M. de. Uma análise dos fatores de desempenho financeiro: o caso das Lojas Americanas S.A. **Qualit@s**, v. 9, n. 1, p. 1-15, 2010. Disponível em: <<http://revista.uepb.edu.br/index.php/qualitas/article/viewFile/541/409>>. Acesso em: 30 jul. 2010.

SILVA, B. A. de 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. da. **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, mar./abr., 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 (Mestrado em Ciências Contábeis) – Universidade de São Paulo, São Paulo: USP, 2006. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/12/12136/tde-15122006-121519>>. Acesso em: 17 jul. 2010.

STEVENSON. W. J. **Estatística aplicada à administração**. São Paulo: Harbra, 1981.