

AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO FINANCEIRO DE EMPRESAS BRASILEIRAS DE ENERGIA A PARTIR DA ANÁLISE FATORIAL E ÁRVORE DE DECISÃO

FINANCIAL PERFORMANCE EVALUATION OF BRAZILIAN ENERGY WITH FACTOR ANALYSIS AND DECISION TREE

EVALUACIÓN DE DESEMPEÑO FINANCIERO DE EMPRESAS BRASILEÑAS DE ENERGÍA DESDE EL ANÁLISIS FACTORIAL Y ÁRBOL DE DECISIÓN

Leonardo Flach

Pós-Doutorado no Massachusetts Institute of Technology (MIT)/EUA

Professor do Programa de Pós-Graduação em Contabilidade da Universidade Federal de Santa Catarina (PPGA/UFSC)

Endereço: UFSC, Centro Socioeconômico - Bloco F, Trindade, CEP: 88040-970. Florianópolis, SC, Brasil

Telefone: (48) 3721-5341

E-mail: leonardo.flach@gmail.com

Jéssica Kopak Castro

Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Contabilidade pela UFSC

Analista Contábil Relatórios Internacionais do Tractebel Energia - Matriz

Endereço: UFSC, Centro Socioeconômico - Bloco F, Trindade, CEP: 88040-970. Florianópolis, SC, Brasil

Telefone: (48) 3721-5341

E-mail: jessykc@gmail.com

Luísa Karam de Mattos

Mestranda pelo Programa de Pós-Graduação em Administração da UFSC

Assistente em Administração da UFSC

Endereço: UFSC, Centro Socioeconômico - Bloco F, Trindade, CEP: 88040-970. Florianópolis, SC, Brasil

Telefone: (48) 3721-5341

E-mail: luisakmattos@gmail.com

Artigo recebido em 20/09/2016. Revisado por pares em 18/11/2016. Reformulado em 30/11/2016. Recomendado para publicação em 03/12/2016. Publicado em 28/04/2017. Avaliado pelo Sistema double blind review.



©Copyright 2008 UNISUL-PPGA/Revista Eletrônica de Estratégia & Negócios. Todos os direitos reservados. Permitida citação parcial, desde que identificada a fonte. Proibida a reprodução total.

RESUMO

Esta pesquisa tem por objetivo analisar, por meio da análise fatorial e árvore de decisão, os indicadores financeiros mais relevantes para a avaliação de desempenho das empresas brasileiras de capital aberto listadas na BM&FBovespa do segmento de energia elétrica. Utilizando o método estatístico multivariado de análise fatorial identificaram-se 3 fatores: Liquidez; Rotatividade dos Ativos e Eficiência. Estes fatores explicam aproximadamente 85% das variações dos indicadores que participaram da análise. Após a elaboração da análise fatorial, realizou-se a análise de árvore de decisão, a qual apresentou o Giro do Ativo Circulante e o Giro do Ativo Não Circulante como variáveis com maior importância nos modelos de previsão.

Palavras-chave: Análise Fatorial; Árvore de decisão; Indicadores financeiros; Avaliação de desempenho.

ABSTRACT

This study aims to analyze, through factor analysis and decision tree, the most relevant financial indicators for the performance evaluation of Brazilian public companies listed on the BM&FBovespa in the electricity segment. By conducting a factor analysis we identified three factors: Liquidity; Turnover of Assets and Efficiency. These factors explain about 85% of the variations of the indicators. After the development of the factor analysis we elaborated the decision tree analysis. The decision tree analysis presented two variables, Current Assets turnover rate and Long-term Assets turnover rate as the most important financial variables in forecasting models.

Keywords: Factor Analysis; Decision tree; Financial Ratios; Performance evaluation.

RESUMEN

Esta investigación tiene el objetivo de analizar, por medio del análisis factorial y árbol de decisión, los indicadores financieros más relevantes para la evaluación de desempeño de las empresas brasileñas de capital abierto presentes en la lista de BM&FBovespa, del segmento de energía eléctrica. Utilizando el método estadístico multivariado de análisis factorial, fueron identificados 3 factores: Liquidez; Rotación de Activos y Eficiencia. Estos factores explican aproximadamente 85% de las variaciones de los indicadores que participaron del análisis. Después de la elaboración del análisis factorial, fue realizado el análisis del árbol de decisión, que presentó el Giro del Activo Circulante y el Giro del Activo No Circulante como variables con mayor importancia en los modelos de previsión.

Palabras-clave: Análisis Factorial; Árbol de decisión; Indicadores financieros; Evaluación de desempeño.

1 INTRODUÇÃO

Costa, Monteiro e Botelho (2004) explicam que estudos realizados no Brasil apontam a necessidade do desenvolvimento de novas pesquisas para verificar a utilização dos indicadores financeiros na avaliação de desempenho das empresas.

O sistema elétrico brasileiro está dentre os serviços de utilidade pública, junto com o setor de água e saneamento e gás. Tais setores possuem regulamentações junto a Agências do Governo, as quais monitoram a conduta destas empresas, bem como possibilitam situações para novos investimentos como incentivos (SIFERT FILHO *et al.*, 2009).

Até o ano de 2007, o parque gerador de energia elétrica do Brasil contava com 1.705 usinas e uma potência instalada de 100.786,1 MW. Naquela época, a matriz de energia elétrica era composta de 76,42% de hidroelétricas, com 674 usinas; com 17,18% termoelétricas (gás natural, óleo diesel, combustível e carvão mineral), com 719 usinas; e 6,4% de fontes complementares (SIFERT FILHO *et al.*, 2009).

Já no ano de 2014, segundo a ANEEL (2014), a matriz de energia elétrica do país possuía 3.367 empreendimentos em operação e 139.185,2 MW de capacidade instalada, sendo composta da seguinte maneira: 63,06% de hidroelétricas, com 1.137 usinas; com 18,23% termoelétricas (gás natural, óleo diesel, combustível e carvão mineral), com 1.380 usinas; e 18,7% de fontes complementares.

Neste sentido, o crescimento do mercado de energia está aparente e, assim, tem despertado o olhar de novos investidores e a necessidade de informações para os que já investem verificarem como está o desempenho destas empresas.

Então, a avaliação de desempenho das empresas torna-se uma ferramenta para o gerenciamento de informações com o propósito de auxiliar no planejamento e controle de processos gerenciais, bem como no acompanhamento de metas e estratégias empresariais.

Geralmente, para a análise de desempenho, são utilizados os índices de liquidez, de estrutura de capital, de rentabilidade, de endividamento e de mercado. Estes demonstram os pontos fortes e fracos da companhia em termos de liquidez, captação de recursos,

rentabilidade, alocação da dívida entre curto e longo prazo e posicionamento no mercado (YALCIN; BAYRAKDAROGLU; KAHRAMAN, 2012).

Sob este prisma, nota-se que a literatura propõe vários índices e, uma vez que alguns são similares entre si, questiona-se: quais são os indicadores financeiros, identificados como mais significativos pela análise fatorial e árvore de decisão, para a avaliação de desempenho das empresas listadas na BMF&Bovespa do segmento de energia elétrica?

Assim, elaborou-se o seguinte objetivo geral: analisar, por meio da análise fatorial e árvore de decisão, os indicadores financeiros mais relevantes para a avaliação de desempenho das empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa participantes do segmento de energia elétrica.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 ESTUDOS SOBRE A TEMÁTICA

Neste tópico procura-se elencar os estudos que utilizaram indicadores financeiros e indicadores específicos de setores para avaliar o desempenho de empresas.

Quadro 1 - Resumo dos estudos similares

Autores	Período da pesquisa	Amostra	País	Setor
Zibanezhad, Foroghi e Monadjemi	1996-2009	112	Iran	N/A
Bezerra e Corrar	2001	107	Brasil	Seguradoras
Alencar Filho e Abreu	2003	26	Brasil	Saneamento
Soares	2004	211	Brasil	Saúde
Yu e Wenjuan	2008	24	China	Logística
Bomfim, Macedo e Marques	2009	55	EUA	Petróleo e Gás
Carvalho, Santos e Rêgo	2001 a 2007	1	Brasil	Comércio
Delen, Kuzey e Uyar	2005 a 2011	2345	Turquia	N/A
Cavalcanti	2008 a 2011	51	Brasil	Elétrico
Bomfim, Almeida, Gouveia, Macedo, e Marques	2009	43	Brasil	Elétrico
Maia, Cardoso e Rebouças	2010	279	Brasil	N/A
Carvalho e Bialoskorski Neto	2001 - 2006	150	Brasil	Agropecuário

Fonte: Elaborado pelos autores (2016).

A partir das variáveis analisadas na pesquisa de Bezerra e Corrar (2006), foi possível identificar três fatores para avaliar o desempenho financeiro de seguradoras. Já Alencar

Filho e Abreu (2005) identificam oito fatores que melhor explicam o desempenho operacional de empresas de saneamento.

Diferente das pesquisas citadas anteriormente, Soares (2006) identificou dois fatores com cinco indicadores que mais contribuíram para compor a avaliação e classificação do desempenho econômico-financeiro das empresas de saúde suplementar no Brasil.

Corroborando com os resultados de Soares (2006), Bomfim, Macedo e Marques (2013) encontraram, também, três fatores (Rentabilidade, Alavancagem e desempenho operacional) relevantes para a avaliação de desempenho de empresas petrolíferas.

Cavalcanti (2013), assim como os estudos anteriormente citados, aplicou a análise fatorial com o objetivo de analisar a existência de similaridade entre os indicadores econômico-financeiros das empresas distribuidoras de energia elétrica e as ganhadoras do Prêmio ABRADÉE. O estudo encontrou três fatores: Liquidez, Lucratividade e Rentabilidade.

Corroborando com o estudo de Cavalcanti (2013), Carvalho, Santos e Rêgo (2010) também encontraram como resultados três fatores: Endividamento e Liquidez, Rotatividade e Rentabilidade, na aplicação da análise fatorial nos indicadores das Lojas Americanas S.A., no período de 2001 a 2007.

Bomfim, Almeida, Gouveia, Macedo e Marques (2011) aplicaram a análise fatorial para verificar os indicadores econômico-financeiros que devem ser levados em consideração na avaliação do desempenho de curto prazo das distribuidoras de energia elétrica do ano de 2009 e, como os estudos anteriores, também encontraram três fatores em seus resultados.

Delen, Kuzey e Uyar (2013) utilizaram a análise fatorial para verificar quais são os índices que afetam a avaliação de desempenho das empresas da Turquia listadas na bolsa de Istanbul, encontraram onze fatores, e adicionalmente foi realizado um modelo de previsão utilizando árvore de decisão.

Assim como no estudo de Delen, Kuzey e Uyar (2013), Yu e Wenjuan (2010) elaboraram um modelo de previsão a partir da técnica de árvore de decisão para prever os resultados financeiros das empresas de logística chinesas no ano de 2008, com 95,83% de

confiabilidade. O modelo propõe dois indicadores como mais importantes, de acordo com a árvore de decisão: índice de cobertura de juros e índice ativo-passivo.

Já o estudo de Zibanezhad, Foroghi e Monadjemi (2011) aplicou, assim como os autores Delen, Kuzey e Uyar (2013) e Yu e Wenjuan (2010), a árvore de decisão, mas para prever a falência das empresas listadas na Bolsa de valores do Iran. Este estudo encontrou 94,5% de confiabilidade no modelo, bem como a variável *EBIT to interest* como indicador de maior importância no modelo de previsão.

Após a leitura dos estudos similares, constatou-se que apenas o estudo de Delen, Kuzey e Uyar (2013) utilizou concomitantemente a análise fatorial e a árvore de decisão. Assim, mediante esta lacuna, o presente estudo utiliza estas duas técnicas para identificar e analisar quais indicadores financeiros apresentam maior poder explicativo, de acordo com a análise fatorial e a árvore de decisão, para a avaliação de desempenho das empresas de capital aberto listadas na BMF&Bovespa do setor de energia elétrica.

2.2 INDICADORES FINANCEIROS

A avaliação de desempenho está se tornando parte do gerenciamento do negócio nas empresas, mas ela não se refere somente a avaliação de indicadores financeiros, esta integra-se em diversas áreas das empresas, como por exemplo na área de recursos humanos.

Além disso, é possível identificar os pontos fortes e fracos de uma organização, pois, por meio de um acompanhamento do desempenho da empresa, pode-se estipular um diagnóstico atual, projetar futuros indicadores, metas e objetivos organizacionais.

Os indicadores financeiros utilizados neste trabalho seguem no Quadro 2:

Quadro 2 - Indicadores financeiros utilizados nesta pesquisa

Índices	Fórmulas
Liquidez seca	$(\text{Ativo circulante} - \text{Estoques}) / \text{Passivo Circulante}$
Liquidez corrente	$\text{Ativo circulante} / \text{Passivo circulante}$
Liquidez imediata	$\text{Disponível} / \text{Passivo circulante}$
Margem Bruta	$\text{Resultado Bruto} / \text{Receita Líquida}$
Margem EBITDA	$\text{Lucro antes de juros, impostos, depreciação e amortização} / \text{Vendas Líquidas}$

Margem de lucro sobre vendas	Lucro Líquido/Vendas líquidas
Lucro antes dos impostos/Patrimônio Líquido	Lucro antes dos impostos/Patrimônio Líquido
Rentabilidade do Patrimônio Líquido	Lucro Líquido/Patrimônio Líquido
Retorno sobre o Ativo	Lucro Líquido/Ativo Total
Despesas operacionais/Vendas Líquidas	Despesas operacionais/Vendas Líquidas
Participação de capitais de terceiros de curto prazo sobre recursos totais	Passivo circulante/Passivo Total
Composição do endividamento	Passivo circulante/Passivo circulante + Passivo Não Circulante
Cobertura dos encargos financeiros	(Lucro Operacional + Receita Financeira + Outras Receitas) / Despesas Financeiras
Grau de endividamento	(Passivo circulante + Passivo Não Circulante) / Patrimônio Líquido
Endividamento geral ou alavancagem financeira	(Passivo circulante + Passivo Não Circulante) / Ativo total
Participação de capitais de terceiros sobre recursos totais	(Passivo circulante + Passivo Não Circulante) / Passivo Total
Giro de contas a receber	Vendas Líquidas / Contas a receber médio
Giro dos Estoques totais	Custo das vendas / Saldo médio dos estoques
Giro do capital circulante líquido	Vendas Líquidas / (Ativo circulante - Passivo circulante)
Giro do ativo	Vendas Líquidas / Ativo total médio (ativo total do exercício anterior + ativo total do exercício atual/2)
Giro do Patrimônio Líquido	Vendas Líquidas / Patrimônio Líquido médio
Giro do Ativo Fixo	Vendas Líquidas / Ativo imobilizado médio
Giro do ativo não circulante	Vendas Líquidas / Ativo não circulante médio
Giro do ativo circulante	Vendas Líquidas / Ativo circulante médio
Crescimento do Ativo	$(\text{Ativo total}_t - \text{Ativo total}_{t-1}) / \text{Ativo total}_{t-1}$
Crescimento do Lucro Líquido	$(\text{Lucro Líquido}_t - \text{Lucro Líquido}_{t-1}) / \text{Lucro Líquido}_{t-1}$
Crescimento das Vendas Líquidas	$(\text{Vendas Líquidas}_t - \text{Vendas Líquidas}_{t-1}) / \text{Vendas Líquidas}_{t-1}$

Fonte: Adaptado de Delen, Kuzey e Uyar (2013).

Os índices de liquidez são aqueles que demonstram os valores que podem ser facilmente convertidos em dinheiro. Trata-se da posição de liquidez de uma empresa. Estes indicadores podem responder à seguinte pergunta: a empresa será capaz de cumprir as suas obrigações de curto prazo? Assim, os índices de liquidez fornecem informações sobre a capacidade da empresa para cumprir suas obrigações de curto prazo, conforme Moghimi e Anvari (2014), e Ertugrul e Karakasoglu (2009).

Já a rentabilidade consiste na habilidade da empresa em gerar receitas além das despesas. Os indicadores de rentabilidade apresentam diferentes formas de mensurar a rentabilidade de uma empresa (MOGHIMI; ANVARI, 2014; BEKANA; ABITIE, 2012; ERTUGRUL; KARAKASOGLU, 2009).

A capacidade de a empresa cumprir as obrigações de curto prazo e longo prazo é apresentada por meio dos índices de alavancagem financeira. Estes indicadores fornecem

evidências sobre a proporção de capital de terceiros que é utilizada pela empresa, e a capacidade de pagamento de longo prazo de uma empresa para cumprir suas obrigações com terceiros (MOGHIMI; ANVARI, 2014).

Um dos objetivos do gerenciamento financeiro em uma empresa é determinar a melhor forma para distribuir seus recursos diante de vários ativos. Os indicadores de eficiência ou rotatividade indicam quanto a empresa investiu em determinado tipo de ativo, relacionando com a receita que este ativo está gerando (MOGHIMI; ANVARI, 2014; ERTUGRUL; KARAKASOGLU, 2009).

Existem indicadores de crescimento de ativos, vendas líquidas e lucro líquido. Estes indicadores apresentam como está a posição da indústria no mercado. Por meio destes índices é possível verificar quanto foi o crescimento de determinado item em relação ao ano anterior (ERTUGRUL; KARAKASOGLU, 2009; MOGHIMI; ANVARI, 2014).

3 MÉTODO DE PESQUISA

Na trajetória metodológica apresenta-se a natureza dos objetivos, abordagem do problema, coleta de dados, população e amostra. Quanto aos objetivos, esta pesquisa é de natureza descritiva (ANDRADE, 2005), pois se busca verificar quais são os indicadores mais relevantes no desempenho financeiro das empresas de capital aberto, listadas na BM&FBovespa, do segmento de energia elétrica, e as variáveis estão relacionadas às medidas.

A abordagem do problema de pesquisa é classificada como quantitativa, pois se utilizam os métodos estatísticos multivariados de análise fatorial e árvore de decisão para verificar os indicadores mais relevantes no desempenho financeiro das empresas de capital aberto, listadas na BM&FBovespa, do segmento de energia elétrica.

A coleta de dados foi realizada por meio do software Economática, com uma amostra de empresas de capital aberto, dos anos de 2009 a 2013. A população da pesquisa compreendeu as empresas brasileiras de energia elétrica, e a amostra foram as empresas de energia elétrica de capital aberto listadas na BMF&Bovespa.

O tratamento de dados foi efetuado por meio do aplicativo *Statistical Package for the Social Sciences* - SPSS. Sendo assim, para a coleta de dados deste trabalho utilizaram-se dados secundários (RICHARDSON, 1999), ou seja, obtidos nas informações contidas nas demonstrações contábeis.

Nesta pesquisa utilizou-se a análise fatorial para sintetizar e validar as relações observadas entre os indicadores financeiros, buscando identificar um número mínimo de fatores que expliquem uma parcela máxima da variância de todos os indicadores. Por meio da análise fatorial buscou-se representar os indicadores financeiros em um número menor de fatores (FÁVERO *et al.*, 2009).

Os fatores surgiram por meio da verificação de altas correlações entre as variáveis. Assim, ao gerar esses fatores, a análise fatorial possibilitou simplificar estruturas complexas e grande quantidade de dados e variáveis, permitindo melhor entendimento sobre os dados (CORRAR; PAULO; FILHO, 2012).

Neste trabalho foram seguidas as etapas sugeridas por Fávero *et al.* (2009) para o uso do método estatístico multivariado de análise fatorial: a) análise da matriz de correlações; b) extração dos fatores iniciais e determinação do número de fatores; c) rotação dos fatores; e d) interpretação dos fatores.

Em seguida, elaborou-se um modelo de previsão da avaliação de desempenho utilizando o método de árvores de decisão, para determinar quais indicadores financeiros possuem influência na avaliação de desempenho das empresas que compõem a amostra de pesquisa. Yu e Wenjuan (2010) explicam que a árvore de decisão é uma árvore com estrutura similar à de um fluxograma, e cada nó representa um atributo no teste, que é dividido em áreas.

Para a aplicação do método de Árvore de Decisão, seguiram-se os passos propostos por Yu e Wenjuan (2010): dividiram-se os dados em amostra de treinamento e amostra de testes de acordo com uma proporção; gerou-se um modelo de árvore de decisão de acordo com a amostra de treinamento; utilizou-se a árvore de decisão para classificar a amostra de testes e para obter conclusões úteis.

As árvores de decisão são geralmente utilizadas para processos de identificação de padrões em grupos de dados, pois são fáceis de compreender e interpretar. Elas exigem pouca preparação de dados, utilizam tanto dados numéricos quanto categóricos, e funcionam com um grande conjunto de dados em um curto período de tempo.

Há muitos algoritmos de árvore de decisão presentes na literatura. Nesta pesquisa optou-se por aplicar os algoritmos C&RT e CHAID (DELEN; KUZEY; UYAR, 2013).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 APLICAÇÃO DA ANÁLISE FATORIAL PARA A SELEÇÃO DOS INDICADORES

Esta pesquisa busca identificar quais indicadores financeiros são mais relevantes na avaliação de desempenho da amostra de pesquisa. Em outras palavras, procura identificar um número mínimo de fatores que expliquem uma parcela máxima da variância de todos os indicadores, o método de extração de fatores utilizado é a análise de componentes principais.

A análise a ser realizada por meio dos resultados gerados pela análise fatorial (AF) será a *R-mode factor analysis*, visto que a AF criará agrupamentos de variáveis com base na estrutura de relacionamento.

O número de fatores será escolhido de acordo com o critério Kaiser. Assim, os fatores deverão explicar a variância de, no mínimo, 1,0; neste caso, os fatores devem esclarecer pelo menos a capacidade de explicação das próprias variáveis da pesquisa.

Para a interpretação dos fatores gerados na AF, será utilizado o método de rotação ortogonal – Varimax, visto que o objetivo é interpretar os relacionamentos subjacentes entre os fatores.

4.1.2 A primeira extração dos fatores

Primeiramente, buscou-se estabelecer os fatores utilizando todos os indicadores simultaneamente. Entretanto, a AF possui o objetivo de criar fatores que expliquem melhor todos os indicadores e, sendo assim, o fato de existirem indicadores que possuem pouco (ou

não possuem) relacionamento com os demais indicadores apresentou resultados insatisfatórios gerados pela AF.

Verificando os resultados apresentados na matriz de correlação, identificaram-se baixos índices de correlação entre os indicadores, ou seja, vários indicadores com correlação abaixo de 0,40, e os valores da tabela de significância devem estar próximos a zero, o que não foi identificado.

Posteriormente, analisou-se a matriz anti-imagem. A diagonal da parte inferior indica o MSA de cada uma das variáveis analisadas. Segundo Hair *et al.* (2009), os valores inferiores a 0,50 são considerados inaceitáveis e, portanto, em nosso estudo, as variáveis que possuem valores inferiores a 0,50 foram retiradas da análise.

Além disso, verificou-se o teste de KMO (Kaiser-Meyer-Olkin – *Measure of Sampling Adequacy* – MSA), que varia entre 0 e 1. Assim, caso a AF apresente um grau de explicação menor do que 0,50, significa que os fatores não conseguem descrever satisfatoriamente as variações dos dados originais. Os resultados encontrados neste trabalho indicam baixo poder de explicação entre os fatores e as variáveis (0,554).

Já o teste de Bartlett, que indica existência de relação suficiente entre os indicadores para a aplicação da AF, apontou, neste caso, um teste de esfericidade de 0,000 de significância, indicando a possibilidade da aplicação da AF nos indicadores.

Ademais, pode-se realizar mais uma análise antes de realizar-se outro modelo, o grau de explicação atingido pelos 9 fatores gerados pela AF. Com relação a este índice, nota-se que o modelo consegue explicar somente 69% da variância dos indicadores originais. Contudo, mesmo após a rotação Varimax, a variância total explicada foi inexistente, o que comprova a necessidade da realização de outros testes.

4.1.3 A segunda extração dos fatores

Com o propósito de melhorar o nível de significância do modelo, foram retiradas da análise as variáveis (indicadores) que individualmente apresentavam baixo nível de relacionamento com as demais, objetivando melhorar o nível da adequação da ferramenta.

Após retirados os doze indicadores (PartCapTerc_CP, GrauEndiv, AlavFinanc, PartCapTerc_LP, Marg_Bruta, EBITDA, ML_Vendas, LAIR_PL, Giro_EstTotais, Giro_CCL, Crescim_Ativo, Crescim_LucroLiq), conforme o critério estipulado por Hair *et al.* (2009), de que os valores de MSA inferiores a 0,50 são considerados inaceitáveis, realizou-se uma tentativa para buscar uma AF com resultados satisfatórios.

O novo teste gerado com o resultado de 0,647 possibilita inferir que a AF está com resultados razoáveis, indicando ser adequado utilizá-la nesta amostra de pesquisa com estas variáveis. Os resultados do teste de Bartlett continuam validando a utilização da AF (Sig. < 0,5).

Apesar da melhora no teste KMO, os resultados não apresentaram melhora em relação ao modelo anterior. A maioria dos indicadores não conseguiu um poder de explicação alto, considerando todos os fatores obtidos (comunalidades).

Além da tabela de comunalidades, também se verificaram os números da tabela de explicação das variáveis. Nesta tentativa, a AF gerou 5 fatores, os quais explicam 71% da variância dos indicadores.

Analisando a tabela anti-imagem, verificou-se que o indicador Crescim_VendasLiq possui valor de MSA abaixo de 0,50. Neste caso, de acordo com o critério de Hair *et al.* (2009), a tabela anti-imagem deve possuir todos os valores acima de 0,50 para proceder com a análise fatorial e, assim, este indicador deve ser retirado da lista de variáveis.

4.1.4 A terceira extração dos fatores

Após a retirada de mais um indicador, segundo o já mencionado critério de Hair *et al.* (2009), de que os valores de MSA devem ser maiores do que 0,50, o resultado do teste KMO aumentou em relação ao anterior: 0,655 (0,647 anteriormente). Assim, indica novamente ser adequada a utilização da AF nesta amostra de pesquisa, e demonstra ser um valor razoável para o teste de KMO.

O teste de esfericidade de Bartlett verifica a presença de correlações entre as variáveis. Ele fornece a significância estatística que de que a matriz de correlação tem

correlações significantes entre pelo menos uma das variáveis (Hair *et al.*, 2009). O resultado encontrado de Sig. < 0,5, valida a utilização da AF.

Verificaram-se, então, os valores de MSA na tabela anti-imagem. Neste modelo, todas as variáveis estão com os valores de MSA acima de 0,50, e valores acima de 0,50 indicam a adequação da aplicação da análise fatorial (Hair *et al.*, 2009).

Quanto à explicação dos indicadores, identificaram-se indicadores (CobEncFinanc, Giro_PL, Giro_AtivoFixo) com pequenos valores de variância explicada pela solução fatorial para cada variável.

Segundo Hair *et al.* (2009), o pesquisador deve ver as comunalidades para avaliar se as variáveis atendem a níveis aceitáveis de explicação. Neste caso, o pesquisador poderia identificar todas as variáveis com valores inferiores a 0,50 como não tendo explicação suficiente.

Assim, decidiu-se excluir os indicadores que possuem explicações menores que 0,50 da relação de variáveis, entendendo que estes não possuem explicações suficientes.

4.1.5 A quarta extração dos fatores

Após a retirada dos indicadores, o resultado do teste KMO reduziu em relação ao anterior 0,647 (0,655 anteriormente), mas este valor continua na faixa razoável. Já o teste de esfericidade continua validando a utilização da AF, possuindo valor Sig. < 0,5.

Verificaram-se, posteriormente, os valores de MSA na tabela anti-imagem. Neste modelo, todas as variáveis continuam com os valores de MSA acima de 0,50, indicando a adequação da aplicação da análise fatorial.

Quanto à explicação dos indicadores, verificou-se que o indicador DespOper_VendasLiq reduziu seu valor na tabela de comunalidades em relação ao modelo anterior, de 0,802 para 0,224.

Assim, utilizando o critério de Hair *et al.* (2009), de que o pesquisador pode identificar todas as variáveis com valores menores do que 0,50 na tabela de comunalidades

e tomar que estas não possuem explicação suficiente, decidiu-se excluir o indicador que possui explicação menor do que 0,50 da relação de variáveis, com o objetivo de obter melhores resultados.

4.1.6 A quinta extração dos fatores

Após a retirada do indicador, os resultados do teste KMO e do teste de esfericidade permaneceram os mesmos. Verificaram-se, então, os valores de MSA na tabela anti-imagem. Como no modelo anterior, todas as variáveis continuam com os valores de MSA acima de 0,50.

Tabela 1 - Matriz anti-imagem de 8 indicadores

		Liq_corr	Liq_imed	Liq_seca	Comp Endiv	Giro_ContasRec	Giro_AtivoCirc	Giro_AtivoNaoCirc	Giro_Ativo
<i>Anti-image Covariance</i>	Liq_corr	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	Liq_imed	,000	,113	,000	-,076	-,037	-,007	,025	-,017
	Liq_seca	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	CompEndiv	,000	-,076	,000	,813	,139	,004	-,071	,040
	Giro_ContasRec	,000	-,037	,000	,139	,629	-,208	-,087	,077
	Giro_AtivoCirc	,000	-,007	,000	,004	-,208	,319	,076	-,100
	Giro_AtivoNaoCirc	,000	,025	,000	-,071	-,087	,076	,112	-,087
	Giro_Ativo	,000	-,017	,000	,040	,077	-,100	-,087	,082
<i>Anti-image Correlation</i>	Liq_corr	,679 ^a	,028	-1,000	,068	-,086	-,069	-,157	,147
	Liq_imed	,028	,925 ^a	-,034	-,250	-,137	-,036	,223	-,175
	Liq_seca	-1,00	-,034	,679 ^a	-,067	,088	,069	,155	-,146
	CompEndiv	,068	-,250	-,067	,583 ^a	,194	,008	-,236	,153
	Giro_ContasRec	-,086	-,137	,088	,194	,550 ^a	-,464	-,327	,341
	Giro_AtivoCirc	-,069	-,036	,069	,008	-,464	,642 ^a	,404	-,622
	Giro_AtivoNaoCirc	-,157	,223	,155	-,236	-,327	,404	,516 ^a	-,910
	Giro_Ativo	,147	-,175	-,146	,153	,341	-,622	-,910	,535 ^a

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS.

O poder de explicação dos três fatores gerados na AF aumentou de 76% para 85%, aumento de nove pontos percentuais em relação ao modelo anterior.

Quanto à explicação dos indicadores, identificou-se que a maioria deles apresentou resultados acima de 0,70. Desta forma, acredita-se ter encontrado um modelo com grau de explicação e de relacionamento dos indicadores capaz de ser utilizado na avaliação das empresas de energia elétrica brasileiras de capital aberto listadas na BM&FBovespa.

Assim, a partir da tabela Component Matrix, verificam-se quais indicadores fazem parte de cada um dos fatores, bem como qual deles explica melhor cada um dos indicadores considerados.

Tabela 2 - *Component Matrix*: 8 indicadores

Antes da rotação	Componente			Rotação Varimax	Componente		
	1	2	3		1	2	3
Liq_seca	0,864	0,454		Liq_corr	0,97		
Liq_corr	0,864	0,454		Liq_seca	0,969		
Liq_imed	0,82	0,492		Liq_imed	0,957		
Giro_AtivoCirc	-0,695	0,466		Giro_Ativo		0,947	
Giro_Ativo	-0,672	0,67		Giro_AtivoNaoCirc		0,926	
Giro_AtivoNaoCirc	-0,582	0,704		Giro_AtivoCirc		0,759	-0,371
CompEndiv		0,324	-0,71	CompEndiv			0,792
Giro_ContasRec	-0,499		0,596	Giro_ContasRec		0,388	-0,696

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output SPSS*.

Nota-se que essa matriz causa dúvidas em relação à composição de cada fator, já que existem valores de explicação muito próximos em alguns casos (Giro_AtivoCirc, Giro_Ativo, Giro_AtivoNaoCirc). Então, cabe a verificação da composição dos fatores após a aplicação da rotação pelo critério Varimax.

Após a matriz de rotação, é possível uma composição mais precisa dos indicadores em cada um dos fatores. Assim, a composição dos fatores ficou da seguinte maneira:

- a) Fator 1 – Liquidez corrente, Liquidez seca e Liquidez imediata;
- b) Fator 2 – Giro do Ativo, Giro do Ativo Não Circulante e Giro do Ativo Circulante;
- c) Fator 3 – Composição do Endividamento e Giro de Contas a Receber.

Após a composição dos fatores, verificou-se a possível interpretação dos mesmos. No modelo deste trabalho, interpretaram-se os fatores como *Liquidez*, *Rotatividade dos Ativos* e *Eficiência*.

O fator liquidez é responsável por 36% da variância explicada, sendo composto pelos indicadores de Liquidez corrente, Liquidez seca e Liquidez imediata. Os indicadores de liquidez demonstram a capacidade de pagamento da empresa para cumprir as suas obrigações de curto prazo. No caso, estes indicadores podem demonstrar, aos gestores, obrigações que deverão ser pagas no curto prazo e que necessitam de aportes no caixa, ou apresentar uma situação de tranquilidade no cumprimento de suas obrigações.

O fator rotatividade dos ativos é responsável por 32% da variância explicada. Este é composto pelos indicadores de Giro do Ativo, Giro do Ativo Não Circulante e Giro do Ativo Circulante. Estes indicadores apresentam com que frequência as empresas investiram nos seus ativos, relacionado com a receita que o mesmo está gerando. Consequentemente, apresentam a gestão da empresa em investir em ativos de curto ou longo prazo, e se estes estão gerando retorno para a empresa.

O fator eficiência é responsável por 16% da variância explicada. Os indicadores que compõem este fator são Composição do Endividamento e Giro de Contas a Receber. Estes indicadores apresentam onde estão alocados os valores tomados de capital de terceiros pela empresa e com que frequência os valores de contas a receber retornam para a empresa. Assim, estes indicadores apresentam a eficiência dos gestores em gerenciar a alocação da dívida em curto ou longo prazo, bem como a gestão de caixa referente aos valores a receber.

4.2 APLICAÇÃO DA ÁRVORE DE DECISÃO PARA A SELEÇÃO DOS INDICADORES

Para a realização da árvore de decisão, foram utilizados 26 indicadores como variáveis independentes e 2 indicadores ROA e ROE como variáveis dependentes, os quais encontram-se na revisão da literatura, junto com suas fórmulas.

4.2.1 Aplicação da árvore de decisão utilizando o algoritmo CHAID

O primeiro passo para a aplicação da árvore de decisão é dividir os dados em amostra de testes e amostra de treinamento. Neste trabalho, optou-se por utilizar o mesmo critério do trabalho de Zibanezhad, Foroghi e Monadjemi (2011), o qual emprega o critério aleatório calculado no SPSS na razão de 60% para a amostra de treinamento e 40% para a amostra de testes.

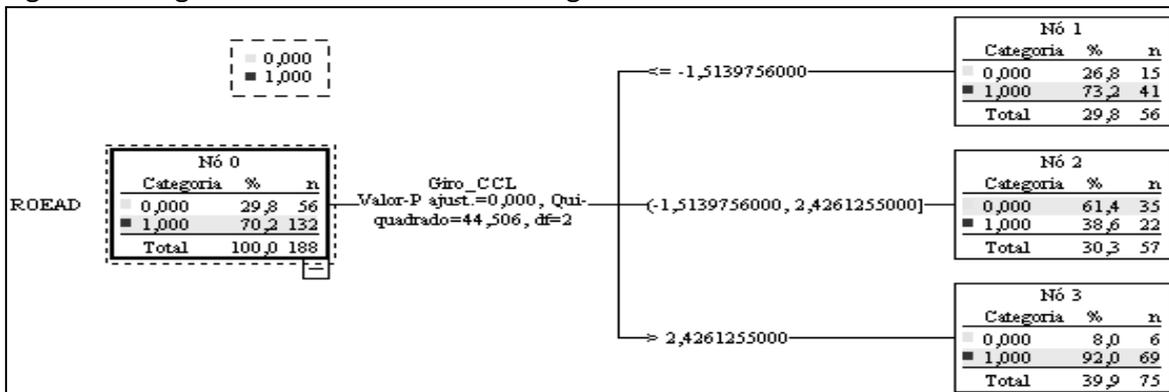
Realizando a análise dos valores do indicador ROE nas 67 empresas, identificou-se que 17 empresas possuem valores crescentes e 50 possuem valores decrescentes. Assim, neste trabalho, a amostra será dividida de acordo com a média do crescimento das variáveis dependentes nos cinco períodos desta pesquisa (2009-2013). Portanto, a nomenclatura da variável ficará da seguinte maneira: 0 para valores decrescentes e 1 para valores crescentes.

A partir desta divisão, elaborou-se um modelo de previsão pelo método de árvore de decisão para a variável dependente Retorno sobre Patrimônio Líquido (ROE), utilizando o algoritmo CHAID. Nota-se que, no modelo da árvore de decisão, o algoritmo selecionou como a melhor variável preditiva o indicador Giro_CLL.

A árvore resultou em três nós de previsão, no caso, empresas que possuem valores inferiores ou iguais a 1,51 do indicador CLL, possuem 29,8% de probabilidade de previsão dos valores do ROE. Caso possuam valores entre 1,51 e 2,42, a probabilidade é de 30,3%; caso sejam maiores do que 2,42, a probabilidade de prever os valores de ROE passa a ser 39,9%.

Neste modelo gerado utilizando o algoritmo CHAID, o percentual referente aos julgamentos de previsão corretos e incorretos são 77,1% e 22,9%, respectivamente, o que demonstra que o modelo possui média precisão.

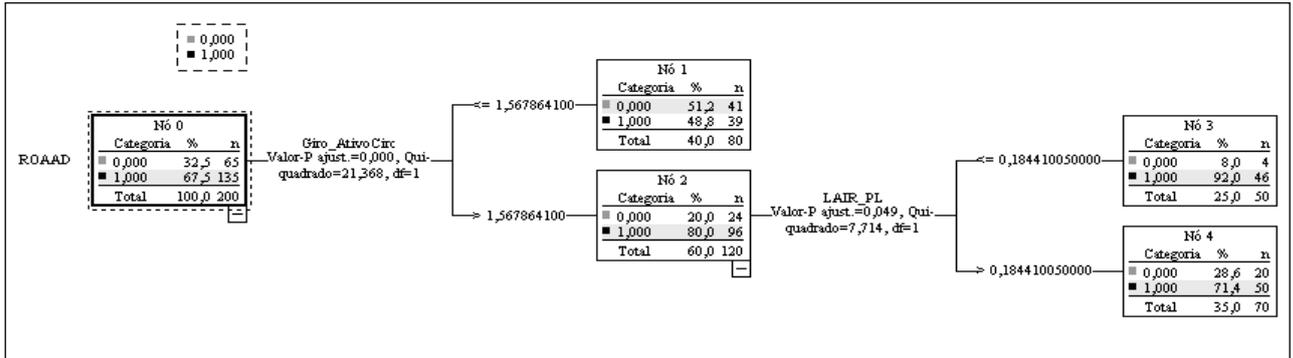
Figura 1 - Diagrama da árvore de decisão algoritmo CHAID – Variável ROE



Fonte: Resultado da pesquisa – Output SPSS.

A partir das mesmas premissas elaboradas nos modelos de árvore de decisão gerados utilizando a variável dependente ROE, elaborou-se um modelo de previsão pelo método de árvore de decisão para a variável dependente ROA utilizando o algoritmo CHAID.

Figura 2 - Diagrama da árvore de decisão algoritmo CHAID – Variável ROA



Fonte: Resultado da pesquisa – Output SPSS.

Primeiramente verificou-se a previsão dos valores do Retorno sobre os Ativos (ROA) utilizando o algoritmo CHAID. Nota-se, no modelo de árvore de decisão, que o algoritmo selecionou como a melhor variável preditiva o indicador Giro_AtivoCirc.

A árvore resultou em dois nós de previsão para este indicador, no caso empresas que possuem valores inferiores ou iguais a 1,56 do indicador Giro_AtivoCirc possuem 40,0% de probabilidade de previsão dos valores do ROA. Caso possuam maiores do que 1,56, a probabilidade de prever os valores de ROA passa a ser 60,0%.

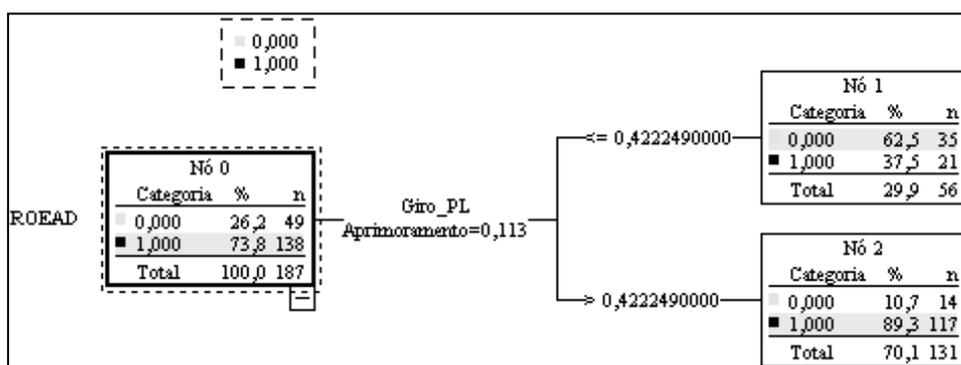
Este modelo considerou, também, o indicador LAIR_PL para prever os valores do ROA. No caso, se as empresas possuem valores do indicador LAIR_PL inferiores ou iguais a 0,18, a probabilidade de previsão dos valores do Giro_AtivoCirc é de 25%; caso os valores sejam maiores do que 0,18, a previsão é de 35%.

Neste modelo gerado utilizando o algoritmo CHAID, o percentual total de julgamentos corretos da amostra de apresenta 68,5% e 31,5% de incorretos. Isto demonstra que o modelo possui média precisão.

4.2.2 Aplicação da árvore de decisão utilizando o algoritmo CRT

A seguir, elaborou-se um modelo de previsão dos valores do ROE utilizando o algoritmo CRT para a amostra.

Figura 3 - Diagrama da árvore de decisão algoritmo CRT – Variável ROE



Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS.

Nota-se que, utilizando o algoritmo CRT, a melhor variável preditiva indicada é o indicador Giro_PL, ao contrário do que foi encontrado a partir dos resultados do algoritmo CHAID.

A árvore resultou em dois nós de previsão. Neste caso, empresas que possuem valores inferiores ou iguais a 0,42 do indicador Giro_PL possuem 29,9% de probabilidade de previsão dos valores do ROE. Caso sejam maiores do que 0,42, a probabilidade de prever os valores de ROE passa a ser 70,1%.

Na análise do modelo referente aos julgamentos de previsão corretos e incorretos, pode-se verificar que o percentual correto de previsão deste modelo aumentou em relação ao modelo gerado a partir do algoritmo CHAID. Neste modelo, a amostra possui 81,3% de previsões corretas e 18,7% de incorretas, ao contrário do modelo CHAID 77,1% e 22,9%.

A partir destes valores de previsões corretas, acredita-se que o modelo de previsão a partir do algoritmo CRT é o mais adequado para prever a avaliação de desempenho da amostra de pesquisa, já que este possui o percentual da amostra de 81,3%.

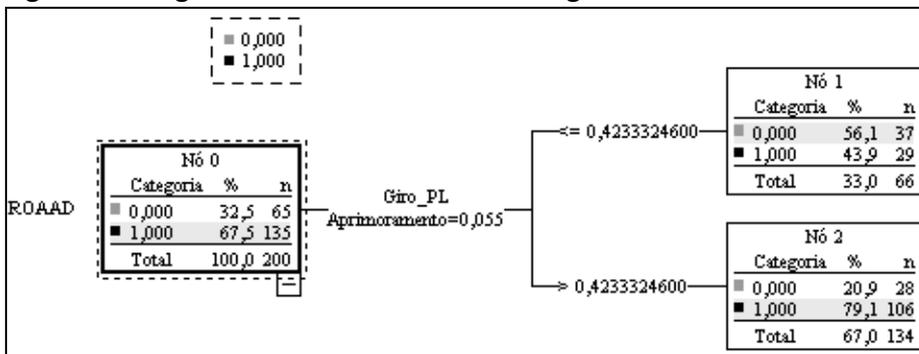
O modelo de árvore de decisão gerado pelo software SPSS gera o relatório classificando as variáveis independentes, de acordo com seu grau de importância no modelo. A variável independente com maior importância, de acordo com o modelo de árvore de decisão, é a variável Giro_AtivoNaoCirc.

No trabalho de Zibanezhad, Foroghi e Monadjemi (2011), a variável com maior importância encontrada, segundo o algoritmo CRT no modelo de árvore de decisão foi o EBIT *to interest* para prever as empresas que possuem probabilidade de falência.

Já no estudo de Delen, Kuzey e Uyar (2013), a variável com maior importância para prever a avaliação das empresas, de acordo com o indicador ROE utilizando o algoritmo CRT, é o indicador de margem de lucro sobre as vendas.

A seguir elaborou-se um modelo de previsão dos valores do ROA utilizando o algoritmo CRT. Verifica-se que, utilizando o algoritmo CRT, a melhor variável preditiva indicada é o indicador Giro_PL, ao contrário do que foi encontrado a partir dos resultados do algoritmo CHAID.

Figura 4 - Diagrama da árvore de decisão algoritmo CRT – Variável ROA



Fonte: Resultado da pesquisa – Output SPSS.

A árvore resultou em dois nós de previsão. No caso, empresas que possuem valores inferiores ou iguais a 0,42 do indicador Giro_PL possuem 33,0% de probabilidade de previsão dos valores do ROA; caso sejam maiores do que 0,42, a probabilidade de prever os valores de ROA passa a ser 67,0%.

No percentual correto de previsão do modelo, verifica-se que aumentou em relação ao modelo gerado a partir do algoritmo CHAID. Neste modelo, a amostra possui 71,5% de previsões corretas e 28,5% de incorretas, ao contrário do modelo CHAID, com 68,5% e 31,5% de incorretos.

A partir destes valores de previsões corretas, acredita-se que o modelo de previsão a partir do algoritmo CRT é o mais adequado para prever a avaliação de desempenho da amostra de pesquisa, já que este possui o percentual da amostra de 71,5%, e no modelo CHAID, 68,5%.

No estudo de Delen, Kuzey e Uyar (2013), o algoritmo com melhor percentual correto de previsão para a avaliação de desempenho utilizando o indicador ROA foi o algoritmo CHAID, e em segundo lugar ficou o algoritmo C5.0.

O modelo de árvore de decisão gerado pelo software SPSS gera o relatório classificando as variáveis independentes de acordo com seu grau de importância no modelo. A variável independente com maior importância, de acordo com o modelo de árvore de decisão para a variável ROA é a variável Giro_AtivoCirc.

Delen, Kuzey e Uyar (2013) apresentaram, como a variável com maior importância para prever a avaliação das empresas, de acordo com o indicador ROA utilizando o algoritmo CRT, é o indicador de margem de lucro sobre as vendas.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O setor de energia elétrica, classificado como um serviço de utilidade pública pela BM&FBovespa, apresenta-se como um dos pilares do desenvolvimento econômico e social de uma região ou país.

Dados divulgados pela ANEEL informam que o setor experimenta um crescimento de aproximadamente 4,5% ao ano, tornando-se visível a todos os investidores e interessados.

No ambiente corporativo, os indicadores financeiros apresentam-se como uma das ferramentas para a avaliação de desempenho. Eles permitem mensurar e acompanhar os resultados das empresas, comparando com outras ou, até mesmo, permitindo verificar o desempenho de um setor específico.

A literatura propõe vários índices para a realização da análise do desempenho financeiro das empresas. Uma vez que alguns são similares entre si, questionou-se quais são os indicadores financeiros identificados como mais significativos pela análise fatorial e árvore de decisão, para a avaliação de desempenho das empresas listadas na BMF&Bovespa do segmento de energia elétrica.

Conseqüentemente, este estudo buscou identificar e analisar, por meio da análise fatorial e árvore de decisão, os indicadores financeiros mais relevantes para a avaliação de
Revista Eletrônica de Estratégia & Negócios, Florianópolis, v.10, n. 1, jan./abr. 2017.

desempenho das empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa participantes do segmento de energia elétrica.

Por meio da análise fatorial realizada em 25 indicadores econômico-financeiros, após a elaboração de 4 modelos de análise fatorial, identificaram-se 8 indicadores que são mais relevantes, de acordo com a análise fatorial, para a avaliação de desempenho das empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa participantes do segmento de energia elétrica.

Os 8 indicadores foram agrupados em 3 fatores, os quais possuem os respectivos poderes de explicação das variações dos indicadores que participam da análise: Fator Liquidez (47%), Fator Rotatividade dos Ativos (25%) e Fator Eficiência (13%).

Após a elaboração da análise fatorial realizou-se a análise de árvore de decisão para a amostra de pesquisa. Para a árvore de decisão, tomaram-se dois indicadores como variáveis dependentes para representar o desempenho financeiro, os quais são retorno sobre os ativos (ROA) e retorno sobre o Patrimônio Líquido (ROE), e as demais 26 variáveis como independentes.

A árvore de decisão apresentou as seguintes variáveis independentes com maior importância nos modelos de previsão: a variável Giro do Ativo Circulante, para a variável dependente ROA e Giro do Ativo Não Circulante para a variável dependente ROE.

Os resultados encontrados nas duas técnicas estatísticas corroboram-se, visto que as duas variáveis com maior importância estão elencadas no Fator um da técnica de análise fatorial. Quanto aos demais fatores, quase todos os demais indicadores possuem percentuais de importância na árvore de decisão acima de 50%.

Tal fato contribui para diminuir o grau de subjetividade na escolha dos principais indicadores para a avaliação de desempenho e acompanhamento do setor de energia.

Os resultados deste trabalho proporcionam uma clara ilustração da avaliação de desempenho do setor de energia elétrica no nível de empresas de capital aberto. Estes podem auxiliar os administradores e gestores das empresas a transformarem análises com estruturas complexas em simplificadas, permitindo melhor entendimento sobre os dados.

Desta forma, é possível selecionar estratégias apropriadas para alcançar sucesso no mercado e estabelecer o menor número de indicadores para o processo de análise das empresas do setor elétrico.

Apesar de existirem vários indicadores financeiros, a análise fatorial verificou as variáveis dentre os 25 indicadores que possuíam altas correlações entre si. Esta análise permite, ao gestor, clara compreensão sobre quais indicadores podem atuar juntos e quantos podem realmente ser considerados com impacto na análise, bem como classificar e comparar objetivamente o desempenho das empresas do setor elétrico, utilizando como parâmetro, as cargas fatoriais.

Os novos indicadores resultantes da análise fatorial podem ser utilizados para avaliar o desempenho deste setor, bem como os indicadores agrupados nas dimensões. Cabe ao gestor verificar qual das análises melhor se enquadra na sua tomada de decisão.

Os modelos de previsão da avaliação de desempenho possuem o objetivo de prever a avaliação de desempenho das empresas da amostra de pesquisa, e apresentam o propósito de auxiliar os gestores a antecipar decisões que possam melhorar o desempenho destas empresas.

Este estudo contribui com conhecimento sobre utilização da árvore de decisão, demonstrando que ela pode ser utilizada como um modelo preditivo para a avaliação de desempenho com indicadores financeiros.

Vale ressaltar que estas conclusões são válidas para as empresas brasileiras de capital aberto de energia elétrica listadas na BM&FBovespa nos anos de 2009 a 2013.

Além disso, como sugestão para futuras pesquisas, podem ser adotadas outras análises estatísticas para complementar a análise fatorial, como regressões múltiplas, análises de discriminantes ou regressões logísticas, bem como o cálculo de outros indicadores tradicionais encontrados na literatura, indicadores específicos, além dos indicadores não financeiros, a fim de obter visões amplas de naturezas diferentes.

REFERÊNCIAS

Revista Eletrônica de Estratégia & Negócios, Florianópolis, v.10, n. 1, jan./abr. 2017.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. **Informações do Setor Elétrico**. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/area.cfm?id_area=39>. Acesso em: 20 abr. 2017.

ALENCAR FILHO, F. M.; ABREU, L. M. Metodologia alternativa para avaliação de desempenho das companhias de saneamento básico: aplicação da análise fatorial. **Planejamento e Políticas Públicas**, v.1, n. 28, 2005.

ANDRADE, M. M. de. **Introdução à Metodologia do Trabalho Científico**: elaboração de trabalhos na graduação. 7a. ed. São Paulo: Atlas, 2005.

BEKANA, D. M.; ABITIE, A. Evaluation of financial performance of banking enterprises: the case of construction and business bank of ethiopia. **Young Economists Journal/Revista Tinerilor Economist**, v. 9, n. 18, 2012.

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, v. 1, n. 42, 2006.

BOMFIM, P. R. C. M.; ALMEIDA, R.S. DE; GOUVEIA, V.A.L.; MACEDO, M.A. DA S.; MARQUES, J.A.V. DA C. Utilização de Análise Multivariada na Avaliação do Desempenho Econômico-Financeiro de Curto Prazo: uma Aplicação no Setor de Distribuição de Energia Elétrica. **Revista ADM.MADE**, v.15, n. 1, 2011.

BOMFIM, P. R. C. M.; MACEDO, M. A. S.; MARQUES, J. A. V. C. Indicadores Financeiros e Operacionais para a Avaliação de Desempenho de Empresas do Setor de Petróleo e Gás. **Contabilidade, Gestão e Governança**, v. 16, n. 1, 2013.

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

CARVALHO, J. R. M. DE; SANTOS, W. C. DOS; RÊGO, T.F. Uma análise dos fatores de desempenho financeiro: o caso das lojas Americanas S.A. **Qualit@s Revista Eletrônica**, v. 9, n. 1, 2010.

CAVALCANTI, M. A. N. **Análise de similaridade entre distribuidoras do setor elétrico brasileiro**: um estudo dos indicadores econômico-financeiros e sua relação com as ganhadoras do prêmio ABRADÉE no período de 2008 a 2011. 2013. 78 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Ciências Contábeis, UNB/UFRN/UFPB, Natal, 2013.

CORRAR, L.J.; PAULO, E.; FILHO, J.M.D. **Análise Multivariada para cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia**. 4a. ed. São Paulo: Atlas, 2012.

COSTA, P. S.; MONTEIRO, M. G.; BOTELHO, D. R. Estudo empírico do Ebitda e do RSPL com o preço da Ação nas Empresas Brasileiras do Setor de Energia Elétrica. **Anais...** In: 5º Congresso USP de Controladoria e Contabilidade, 2004.

DELEN, D.; KUZEY, C.; UYAR, A. Measuring firm performance using financial ratios: A decision tree approach. **Expert Systems with Applications**, v. 40, n. 10, 2013.

ERTUGRUL, I.; KARAKASOGLU, N. Performance evaluation of Turkish cement firms with fuzzy analytic hierarchy process and TOPSIS methods. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 1, 2009.

FÁVERO, L. P.; BELFIORE; SILVA; CHAN. Análise de dados. **Modelagem multivariada para tomada de decisões**. Rio de Janeiro: Campus, 2009.

HAIR, J. F. et al. **Análise multivariada de dados**. 6a. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

MAIA, A.B.G.R.; CARDOSO, V.I.C.; REBOUÇAS, S.M.D.P. Principais indicadores para avaliação de desempenho financeiro de curto prazo das companhias brasileiras. **Anais...** In: XV SemeAD Seminários em Administração, 2012.

MOGHIMI, R.; ANVARI, A. An integrated fuzzy MCDM approach and analysis to evaluate the financial performance of Iranian cement companies. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 71, n. 1, 2014.

PINTEA, M. O. Performance evaluation: literature review and time evolution. *Annals of the University of Oradea*, **Economic Science Series**, v. 21, n. 1, 2012.

RICHARDSON, R. J. **Pesquisa Social: métodos e técnicas**. 3a. ed. São Paulo: Atlas, 1999.

SIFFERT FILHO, N. F. et al. O papel do BNDES na expansão do setor elétrico nacional e o mecanismo de Project Finance. **BNDES Setorial**, Rio de Janeiro, n. 29, v. 1, p. 3-36, 2009.

SOARES, M. A. Análise de indicadores para avaliação de desempenho econômico-financeiro de operadoras de plano de saúde brasileiras: uma aplicação da análise fatorial. **Dissertação de mestrado em Ciências Contábeis, Universidade de São Paulo**, São Paulo, 2006.

YALCIN, N.; BAYRAKDAROGLU, A.; KAHRAMAN, C. Application of fuzzy multi-criteria decision making methods for financial performance evaluation of Turkish manufacturing industries. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 1, 2012.

YU, G.; WENJUAN, G. Decision tree method in financial analysis of listed logistic companies. **Proceedings...** In: International conference on intelligent computation Technology and automation, 2010.

ZIBANEZHAD, E.; FOROGHI, D.; MONADJEMI, A. Applying decision tree to predict bankruptcy. *Computer Science and Automation Engineering (CSAE)*. **Proceedings...** In: IEEE International Conference. IEEE, 2011.