

**Avaliação de Desempenho financeiro de empresas brasileiras de energia a partir da Análise Fatorial e Árvore De Decisão**

**JESSICA KOPAK CASTRO**

*Universidade Federal de Santa Catarina*

**LEONARDO FLACH**

*Universidade Federal de Santa Catarina*

**Resumo**

A avaliação de desempenho está tornando-se parte do gerenciamento do negócio das empresas. No ambiente corporativo os indicadores financeiros apresentam-se como uma das ferramentas para a avaliação de desempenho. Este estudo busca identificar e 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. Mediante a realização da análise fatorial identificou-se 3 fatores: Fator Liquidez (Liquidez corrente, Liquidez seca e Liquidez imediata) Fator Rotatividade dos Ativos (Giro do Ativo, Giro do Ativo Não Circulante e Giro do Ativo Circulante) e Fator Eficiência (Composição do Endividamento e Giro de Contas a Receber). Eles explicam aproximadamente 85% das variações dos indicadores que participaram da análise. Posteriormente, realizou-se a análise de árvore de decisão utilizando 2 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. Esta técnica 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. Além disso, elaborou-se modelos de previsão para a avaliação de desempenho das empresas brasileiras de energia elétrica de capital aberto. Assim, este estudo apresentou três novos indicadores para avaliação de desempenho das empresas de energia elétrica, três dimensões agrupando oito indicadores e modelos de previsão da avaliação de desempenho, para auxiliar os gestores a antecipar decisões e transformar análises com estruturas complexas em simplificadas.

**Palavras chave:** Análise Fatorial, Árvore de decisão, Indicadores financeiros.

## 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 (Siffert Filho, Alonso, Chagas, Szuster & Sussekind, 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. Nesta 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 (Siffert Filho *et al*, 2009).

Já no ano de 2014, segundo a ANEEL (2014), a matriz de energia elétrica do país possui 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.

Nesse 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.

Assim, 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, índices de estrutura de capital, índices de rentabilidade, índices de endividamento e índices de mercado. Sendo que 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 para identificar e 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.

Tabela 1:

**Artigos Similares do estudo com base em dezembro de 2014**

<b>Autores</b>	<b>Período da pesquisa</b>	<b>Amostra</b>	<b>País</b>	<b>Setor</b>
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

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 (Cesbs).

Diferente das pesquisas citadas anteriormente, Soares (2006) identificou 2 fatores com 5 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 ABRADDEE. O estudo encontrou três fatores: Liquidez, Lucratividade e Rentabilidade.

Corroborando com o estudo de Cavalcanti (2013), Carvalho, Santos e Rêgo (2010) também aplicaram 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 encontrou 3 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, 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) aplicaram, 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 essa lacuna, o presente estudo irá utilizar estas duas técnicas para identificar e analisar quais indicadores financeiros apresentam maior poder explicativo, de acordo com a análise fatorial e 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**

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 a 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 (Moghimi & Anvari, 2014; Ertugrul & 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 da 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 utilizado 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 os recursos da empresa 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).

Tabela 2:

**Indicadores financeiros utilizados no trabalho**

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	$\text{Lucro Líquido} / \text{Vendas líquidas}$
Lucro antes dos impostos/Patrimônio Líquido	$\text{Lucro antes dos impostos} / \text{Patrimônio Líquido}$
Rentabilidade do Patrimônio Líquido	$\text{Lucro Líquido} / \text{Patrimônio Líquido}$
Retorno sobre o Ativo	$\text{Lucro Líquido} / \text{Ativo Total}$
Despesas operacionais/Vendas Líquidas	$\text{Despesas operacionais} / \text{Vendas Líquidas}$
Participação de capitais de terceiros de curto prazo sobre recursos totais	$\text{Passivo circulante} / \text{Passivo Total}$
Composição do endividamento	$\text{Passivo circulante} / \text{Passivo circulante} + \text{Passivo Não Circulante}$
Cobertura dos encargos financeiros	$(\text{Lucro Operacional} + \text{Receita Financeira} + \text{Outras Receitas}) / \text{Despesas Financeiras}$
Grau de endividamento	$(\text{Passivo circulante} + \text{Passivo Não Circulante}) / \text{Patrimônio Líquido}$
Endividamento geral ou alavancagem financeira	$(\text{Passivo circulante} + \text{Passivo Não Circulante}) / \text{Ativo total}$
Participação de capitais de terceiros sobre recursos totais	$(\text{Passivo circulante} + \text{Passivo Não Circulante}) / \text{Passivo Total}$
Giro de contas a receber	$\text{Vendas Líquidas} / \text{Contas a receber médio}$
Giro dos Estoques totais	$\text{Custo das vendas} / \text{Saldo médio dos estoques}$
Giro do capital circulante líquido	$\text{Vendas Líquidas} / (\text{Ativo circulante} - \text{Passivo circulante})$
Giro do ativo	$\text{Vendas Líquidas} / \text{Ativo total médio (ativo total do exercício anterior} + \text{ativo total do exercício atual} / 2)$
Giro do Patrimônio Líquido	$\text{Vendas Líquidas} / \text{Patrimônio Líquido médio}$
Giro do Ativo Fixo	$\text{Vendas Líquidas} / \text{Ativo imobilizado médio}$
Giro do ativo não circulante	$\text{Vendas Líquidas} / \text{Ativo não circulante médio}$
Giro do ativo circulante	$\text{Vendas Líquidas} / \text{Ativo circulante médio}$
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, D.; Kuzey, C.; & Uyar, A. (2013). Measuring firm performance using financial ratios: A decision tree approach. *Expert Systems with Applications*, 40(10), pp. 3970–3983.

### 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 busca-se verificar quais são os indicadores mais relevantes no desempenho financeiro das empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa do segmento de energia elétrica, sendo que as variáveis estão relacionadas às medidas.

A abordagem do problema de pesquisa é classificada como quantitativa pois utiliza-se o método de análise fatorial e árvore de decisão para verificar quais são os indicadores mais relevantes no desempenho financeiro das empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa do segmento de energia elétrica (Corrar, Paulo & Filho, 2012).

A coleta de dados será realizada por meio do Software Economática ® de uma amostra de empresas de capital aberto nos anos de 2009 a 2013. A população da pesquisa compreende as empresas brasileiras de energia elétrica e a amostra de pesquisa são as empresas de energia elétrica de capital aberto listadas na BMF&Bovespa, o que torna a amostra sujeita a um viés de sobrevivência.

O tratamento de dados será efetuado por meio do aplicativo *Statistical Package for the Social Sciences* - SPSS. Sendo assim, para a coleta de dados deste trabalho utiliza-se de dados secundários, pois baseia-se em dados obtidos através das informações contidas nas demonstrações contábeis (Richardson, 1999).

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 busca-se representar os indicadores financeiros em um número menor de fatores (Fávero, Belfiore, Silva & Chan, 2009).

Os fatores surgem através das altas correlações entre as variáveis, assim, ao gerar estes fatores, a análise fatorial simplifica estruturas complexas, permitindo um melhor entendimento sobre os dados (Corrar, Paulo & Filho, 2012).

Segundo Fávero *et al* (2009) a análise fatorial possui basicamente as seguintes etapas:

- 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.

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.

Segundo Yu e Wenjuan (2010) a árvore de decisão é uma árvore com uma estrutura similar à de um fluxograma, sendo que cada nó representa um atributo no teste, que é dividido em áreas. Segundo Yu e Wenjuan (2010) existem três passos básicos de um modelo de classificação de árvore de decisão:

- a) Dividir os dados em amostra de treinamento e amostra de testes de acordo com uma proporção;
- b) Gerar um modelo de árvore de decisão de acordo com a amostra de treinamento;
- c) Utilizar a árvore de decisão para classificar a amostra de testes 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, 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. Embora existam muitos algoritmos de árvore de decisão nesta pesquisa utilizou-se dois: C&RT e CHAID (Delen, Kuzey & Uyar, 2013).

## **4 RESULTADOS**

### **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. Ou seja, 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 através dos resultados gerados pela análise fatorial 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 explicar no mínimo 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, sendo assim, o fato de existirem indicadores que possuem pouco (ou não possuem) relacionamento com os demais indicadores apresentou em resultados gerados pela AF insatisfatórios.

Verificando os resultados apresentados na matriz de correlação identificou-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 desta indica o MSA de cada uma das variáveis analisadas. Segundo Hair, Black, Babin, Anderson, & Tatham (2009) os valores inferiores a 0,50 são considerados inaceitáveis e portanto no 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). Este teste 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 um baixo poder de explicação entre os fatores e as variáveis (0,554).

Já o teste de Barlett, 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 Sig., indicando a possibilidade da aplicação da AF nos indicadores.

Além disso, pode-se realizar mais uma análise antes de realizar-se um 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 não variou, o que comprova a necessidade da realização de outros testes.

#### **4.1.3 A segunda extração dos fatores**

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 seguinte tentativa para buscar uma AF com resultados satisfatórios.

O novo teste gerado com o resultado de 0,647 pode-se inferir que a AF está com resultados razoáveis, indicando ser adequado utilizar a AF nesta amostra de pesquisa com estas variáveis. Já 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 verificou-se 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, 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 critério de 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, indicando novamente ser adequada a utilização da AF nesta amostra de pesquisa e demonstrando 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, validam a utilização da AF.

Verificou-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, sendo que valores acima de 0,50 indicam a adequação da aplicação da análise fatorial (Hair *et al*, 2009).

Quanto a explicação dos indicadores, identificou-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 para o teste de KMO. Já o teste de esfericidade continua validando a utilização da AF possuindo valor Sig. < 0,5.

Verificou-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 a 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. Verificou-se então os valores de MSA na tabela anti-imagem, assim como no modelo anterior todas as variáveis continuam com os valores de MSA acima de 0,50.

Tabela 3:

#### Matriz anti-imagem de 8 indicadores

		Liq_corr	Liq_imed	Liq_seca	CompEndiv	Giro_ContasRec	Giro_AtivoCirc	Giro_AtivoNaoCirc	Giro_Ativo
Anti-imagem Covariância	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
Anti-imagem Correlação	Liq_corr	,679 <sup>a</sup>	,028	-1,000	,068	-,086	-,069	-,157	,147
	Liq_imed	,028	,925 <sup>a</sup>	-,034	-,250	-,137	-,036	,223	-,175
	Liq_seca	-1,00	-,034	,679 <sup>a</sup>	-,067	,088	,069	,155	-,146
	CompEndiv	,068	-,250	-,067	,583 <sup>a</sup>	,194	,008	-,236	,153
	Giro_ContasRec	-,086	-,137	,088	,194	,550 <sup>a</sup>	-,464	-,327	,341
	Giro_AtivoCirc	-,069	-,036	,069	,008	-,464	,642 <sup>a</sup>	,404	-,622
	Giro_AtivoNaoCirc	-,157	,223	,155	-,236	-,327	,404	,516 <sup>a</sup>	-,910
	Giro_Ativo	,147	-,175	-,146	,153	,341	-,622	-,910	,535 <sup>a</sup>

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 a explicação dos indicadores, identificou-se que a maioria dos indicadores apresentou resultados acima de 0,70. Dessa forma, acredita-se ter encontrado um modelo com um 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 verifica-se quais indicadores fazem parte de cada um dos fatores, bem como qual dos fatores melhor explica cada um dos indicadores considerados.

Tabela 4:

#### Component Matrix: 8 indicadores.

Antes da rotação	Component			Rotação Varimax	Component		
	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

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 interpretou-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 curso 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. Conseqüentemente, 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 utiliza 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.

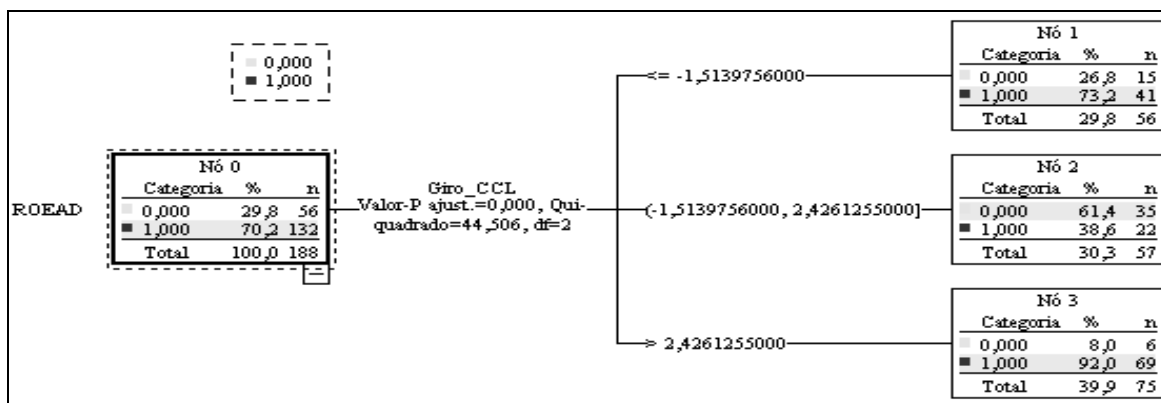


Figura 1. Diagrama da árvore de decisão algoritmo CHAID – Variável ROE

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.

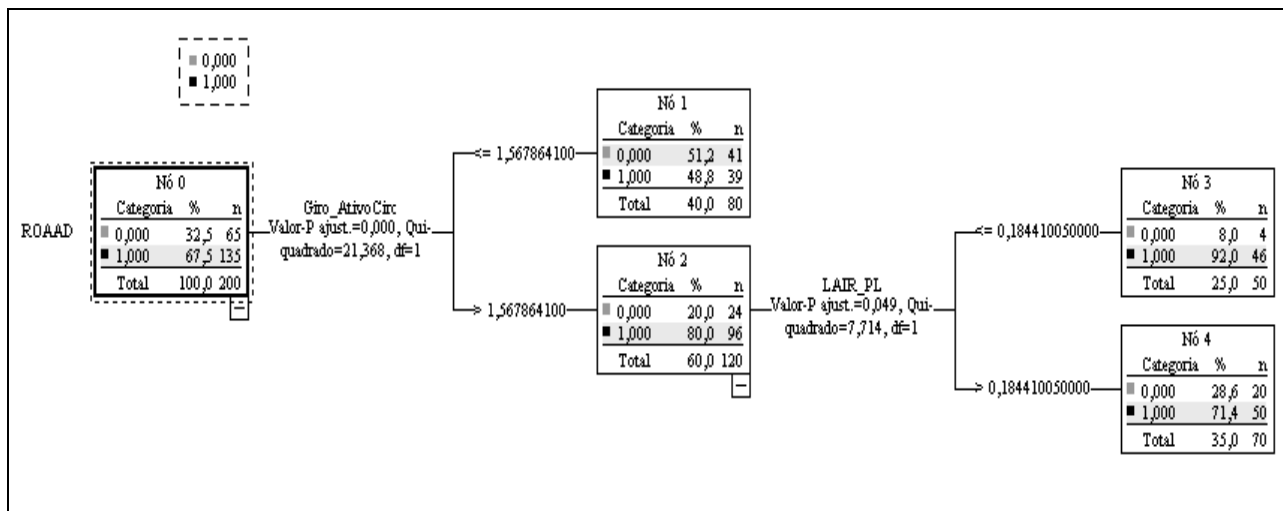


Figura 2 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CHAID – Variável ROA

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. O que 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.

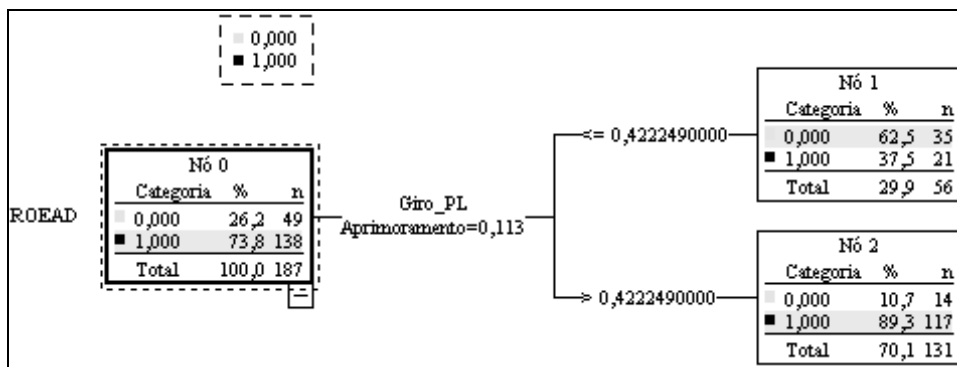


Figura 3 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CRT – Variável ROE

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, no caso empresas que possuem valores inferiores ou iguais a 0,42 do indicador Giro\_PL possui 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%.

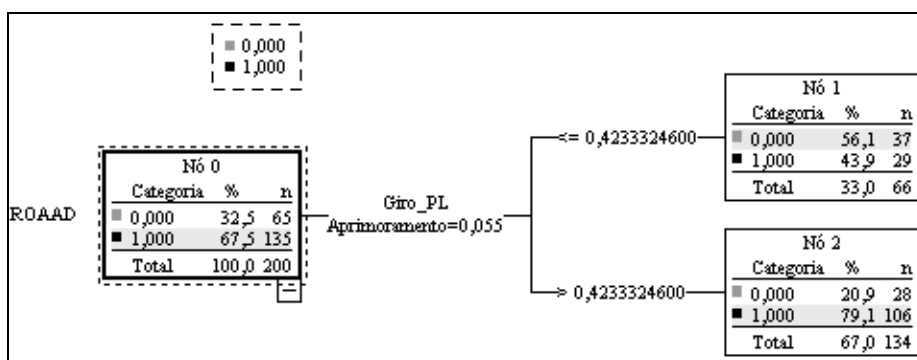
O modelo de árvore de decisão gerado pelo software SPSS gera o relatório classificando as variáveis independentes de acordo com seu grau de importância no modelo, a variável independente

com maior importância, de acordo com o modelo de árvore de decisão é a variável Giro\_AtivoNaoCirc.

No trabalho de 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**

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%.

O 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 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%.

Já 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) apresentou 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 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 BM&FBovespa 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 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, identificou-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%).

A árvore de decisão apresentou 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, visto que as duas variáveis com maior importância estão elencadas no Fator 1 da técnica de análise fatorial. Quanto aos demais fatores, aproximadamente todos os demais indicadores possuem percentuais de importância na árvore de decisão acima de 50%.

Os resultados deste trabalho proporcionam uma clara ilustração da avaliação de desempenho do setor de energia elétrica no nível de empresas de capital aberto, sendo que estes podem auxiliar os administradores e gestores das empresas a transformarem análises com estruturas complexas em simplificadas, permitindo um melhor entendimento sobre os dados, assim selecionando estratégias apropriadas para alcançar sucesso no mercado.

Este estudo contribui com conhecimento sobre utilização da árvore de decisão, demonstrando que a árvore de decisão pode ser utilizada como um modelo preditivo para prever 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, bem como indicadores não financeiros, com o fim de obter visões amplas de naturezas diferentes.

## REFERÊNCIAS

- AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. (2014) Informações do Setor Elétrico. Recuperado em 20 abril, 2014, de [http://www.aneel.gov.br/area.cfm?id\\_area=39](http://www.aneel.gov.br/area.cfm?id_area=39).
- ALENCAR FILHO, F. M.; ABREU, L. M. (2005). Metodologia alternativa para avaliação de desempenho das companhias de saneamento básico: aplicação da análise fatorial. *Planejamento e Políticas Públicas*, (28), pp. 23-39.
- ANDRADE, M. M. (2005). *Introdução à Metodologia do Trabalho Científico: elaboração de trabalhos na graduação*. (7. ed.) São Paulo: Atlas.
- BEKANA, D. M.; & ABITIE, A. (2012). Evaluation of financial performance of banking enterprises: the case of construction and business bank of ethiopia. *Revista Tinerilor Economisti (Young Economists Journal)*, 1(18), pp. 82-102.
- BEZERRA, F. A.; & CORRAR, L. J. (2006). 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*, (42), pp. 50-62.
- BOMFIM, P. R. C. M.; MACEDO, M. A. S.; & MARQUES, J. A. V. C. (2013). Indicadores Financeiros e Operacionais para a Avaliação de Desempenho de Empresas do Setor de Petróleo e Gás. *Contabilidade, Gestão e Governança*, 16(1), pp.112-131.
- BOMFIM, P. R. C. M.; ALMEIDA, R.S.; GOUVEIA, V.A.L.; MACEDO, M.A.S.; & MARQUES, J.A.V. C. (2011). 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*, 15(1), pp. 75-92.
- COSTA, P. S.; MONTEIRO, M. G.; BOTELHO, D. R. (2004). Estudo empírico do Ebitda e do RSPL com o preço da Ação nas Empresas Brasileiras do Setor de Energia Elétrica. *5º Congresso USP de Controladoria e Contabilidade*, São Paulo, SP, Brasil.
- CAVALCANTI, M. A. N. (2013). *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*. Dissertação de Mestrado em Ciências Contábeis, Programa Multi-Institucional e Inter-Regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis, Natal, RN, Brasil.
- CARVALHO, F. L.; & BIALOSKORSKI NETO, S. (2008). Indicadores de avaliação de desempenho econômico em cooperativas agropecuárias: um estudo em cooperativas paulistas. *Organizações Rurais e Agroindústrias*, 10(3), pp. 1-17.
- CARVALHO, J. R. M.; SANTOS, W. C.; & RÊGO, T.F. (2010). Uma análise dos fatores de desempenho financeiro: o caso das lojas Americanas S.A. *Qualit@s Revista Eletrônica*, 9(1).
- CORRAR, L.J.; PAULO, E.; & FILHO, J.M.D. (2012). *Análise Multivariada para cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia*. (4 ed.) São Paulo: Atlas.
- DELEN, D.; KUZHEY, C.; & UYAR, A. (2013). Measuring firm performance using financial ratios: A decision tree approach. *Expert Systems with Applications*, 40(10), pp. 3970–3983.
- ERTUGRUL, I.; & KARAKASOGLU, N. (2009). Performance evaluation of Turkish cement firms with fuzzy analytic hierarchy process and TOPSIS methods. *Expert Systems with Applications*, 36(1), pp.702-715.

- FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P.; SILVA, F. L.; & CHAN, B.L. (2009). *Análise de dados. Modelagem multivariada para tomada de decisões*. Rio de Janeiro: Campus.
- GIL, A. C. (2007). *Como elaborar projetos de pesquisa*. (4. ed.) São Paulo: Atlas.
- HAIR, J. F.; BLACK, W.C.; BABIN, B.J.; ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L. (2009). *Análise multivariada de dados*. (6. ed.) Porto Alegre: Bookman.
- HORTA, I. M.; & CAMANHO, A. S. (2014). Competitive positioning and performance assessment in the construction industry. *Expert Systems with Applications*, 41(4), pp. 974-983.
- LIN, W-C; LIU, C-F; & CHU, C-W. (2005). Performance efficiency evaluation of the Taiwan's shipping industry: an application of data envelopment analysis. *Proceedings of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, 5, pp. 467 – 476.
- MAIA, A.B.G.R.; CARDOSO, V.I.C.; & REBOUÇAS, S.M.D.P. (2012). Principais indicadores para avaliação de desempenho financeiro de curto prazo das companhias brasileiras. *Anais de XV SemeAD Seminários em Administração*, São Paulo, SP, Brasil.
- MOGHIMI, R.; & ANVARI, A. (2014). An integrated fuzzy MCDM approach and analysis to evaluate the financial performance of Iranian cement companies. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 71, pp. 685-698.
- PINTEA, M. O. (2012). Performance evaluation: literature review and time evolution. *Anais da University of Oradea, Economic Science Series*, 21(1).
- RICHARDSON, R. J. (1999). *Pesquisa Social: métodos e técnicas*. (3 ed.) São Paulo: Atlas.
- ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R.; & JORDAN, B. D. (2003) *Fundamentals of corporate finance* (6. ed). New York: The McGraw-Hill Companies.
- SOARES, M. A. (2006). *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, SP, Brasil.
- STANKEVICIENE, J. (2012). Methods for valuation of restructuring impact on financial results of a company. *Economics & Management*, 17(4), pp. 1289-1295.
- SIFFERT FILHO, N. F.; ALONSO, L. A.; CHAGAS, E. B.; SZUSTER, F. R.; & SUSSEKIND, C. S. (2009). O Papel do BNDES na Expansão do Setor Elétrico Nacional e o Mecanismo de Project Finance. *Bndes Setorial*, (29), pp. 3-36.
- YALCIN, N.; BAYRAKDAROGLU, A.; & KAHRAMAN, C. (2012). Application of fuzzy multi-criteria decision making methods for financial performance evaluation of Turkish manufacturing industries. *Expert Systems with Applications*, 39(1), pp. 350-364.
- YU, G.; & WENJUAN, G. (2010). Decision tree method in financial analysis of listed logistics companie, *Anais do International conference on intelligent computation technology and automation*, TBD, Changsha, China
- ZIBANEZHAD, E.; FOROGHI, D.; & MONADJEMI, A. (2011). Applying decision tree to predict bankruptcy. *Computer Science and Automation Engineering (CSAE), IEEE International Conference on*, Shanghai, China.