

**UNIVERSIDADE DO EXTREMO SUL CATARINENSE - UNESC
PÓS-GRADUAÇÃO ESPECIALIZAÇÃO EM GESTÃO ESTRATÉGICA DE
FINANÇAS E CONTROLADORIA**

CAMILA DAGOSTIN FERREIRA

**A PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS VIA INDICADORES ECONOMICO-
FINANCEIROS NA GESTÃO EMPRESARIAL: O CASO DA EMPRESA ABC**

CRICIÚMA

2012

CAMILA DAGOSTIN FERREIRA

A PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS VIA INDICADORES ECONOMICO-FINANCEIROS NA GESTÃO EMPRESARIAL: O CASO DA EMPRESA ABC

Monografia apresentada ao Setor de Pós-graduação da Universidade do Extremo Sul Catarinense- UNESC, para a obtenção do título de Especialista em Gestão Estratégica de Finanças e Controladoria.

Orientador: Prof. Msc. Thiago Rocha Fabris

CRICIÚMA

2012

**Para meus pais Claudionor e Janete, minha
irmã Jéssica, e meu amor Diogo, por todo
amor.**

AGRADECIMENTOS

Ao professor Thiago R. Fabris, pela sua disposição em me orientar e suas fundamentais colocações, muito obrigada.

Aos meus pais Claudionor e Janete, minha irmã Jéssica e meu futuro esposo Diogo, meus incentivadores fundamentais, que nunca me deixam desistir. Sem vocês eu não conseguiria. Muito Obrigada.

À todos aqueles que me disseram “você consegue”.

À Deus, por abrandar meu coração nos momentos de aflição. E por ter colocado essas pessoas maravilhosas em vida.

Muito Obrigada.

.

“Se queres prever o futuro, estuda o passado.”

Confúcio

RESUMO

O presente estudo tem como objetivo geral analisar a viabilidade da previsão de indicadores contábeis através do estudo de séries temporais. As séries analisadas compreendem 36 variáveis no período de jan/2009 à dez/2010 de uma cooperativa de saúde. Os modelos identificados foram analisados por meio da metodologia Box-Jenkins. Os resultados apontam um modelo ARIMA(1,0,0) para o LC e LS, e um modelo ARIMA(1,1,1) para o EG. Conclui-se que os indicadores LC, LS e EG são potencialmente previsíveis, enquanto os demais índices se apresentam potencialmente inexatos.

Palavras-chave: Séries Temporais. ARIMA. Indicadores Contábeis.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

| | |
|---|-----|
| Figura 1: Correlograma do índice RP | 34 |
| Figura 2: Correlograma do índice RAT | 34 |
| Figura 3: Correlograma do índice RAF | 34 |
| Figura 4: Correlograma do índice RV | 34 |
| Figura 5: Correlograma do índice ROPL | 34 |
| Figura 6: Correlograma do índice ROV | 354 |
| Figura 7: Correlograma do índice MBV | 35 |
| Figura 8: Correlograma do índice LC | 355 |
| Figura 9: Correlograma do índice LS | 35 |
| Figura 10: Correlograma do índice LI | 365 |
| Figura 11: Correlograma do índice LG | 36 |
| Figura 12: Correlograma do índice EG | 36 |
| Figura 13: Correlograma do índice EO | 36 |
| Figura 14: Correlograma do índice EOL | 36 |
| Figura 15: Correlograma do índice EF | 36 |
| Figura 16: Correlograma do índice ET | 36 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|---|----|
| Tabela 1 - Medidas descritivas dos indicadores de rentabilidade, liquidez e endividamento | 30 |
| Tabela 2 – Teste de Estacionariedade em nível e primeira diferença..... | 37 |
| Tabela 3 – Testes para escolha dos modelos dos indicadores | 38 |
| Tabela 4 – Diagnóstico dos modelos | 39 |
| Tabela 5 – Poder de previsão dos modelos | 40 |

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

| | |
|-------|--|
| AIC | Critério de Informação Akaike |
| AR | Autoregressivo |
| ARIMA | Autoregressivo Integrado de Média Móvel |
| ARMA | Autoregressivo e de Média Móvel |
| EF | Endividamento Financeiro |
| EG | Endividamento Geral |
| EO | Endividamento Oneroso |
| EOL | Endividamento Oneroso Líquido |
| ET | Endividamento Tributário |
| FAC | Função de Autocorrelação |
| FACP | Função de Autocorrelação Parcial |
| LB | Ljung-Box |
| LC | Liquidez Corrente |
| LG | Liquidez Geral |
| LI | Liquidez Imediata |
| LS | Liquidez Seca |
| MA | Média Móvel |
| MBV | Margem Bruta de Vendas |
| RAF | Rentabilidade do Ativo Fixo |
| RAT | Rentabilidade do Ativo Total |
| ROPL | Rentabilidade Operacional sobre o Patrimônio Líquido |
| ROV | Rentabilidade Operacional sobre vendas |
| RP | Rentabilidade do Patrimônio |
| RV | Rentabilidade das Vendas |
| SBC | Critério Bayesiano de Schwartz |

SUMÁRIO

| | |
|--|-----------|
| 1 INTRODUÇÃO | 10 |
| 1.2 JUSTIFICATIVA | 11 |
| 2 REFERENCIAL TEORICO | 12 |
| 3 METODOLOGIA | 15 |
| 3.1 NATUREZA DA PESQUISA..... | 15 |
| 3.2 ECONOMETRIA..... | 16 |
| 3.3 SÉRIE TEMPORAL | 19 |
| 3.3.1 Processos Estacionários | 20 |
| 3.3.2 Modelos Univariados de Séries de Tempo | 21 |
| 3.3.3 O Método Box-Jenkins | 23 |
| 3.4 INDICADORES ECONOMICO-FINANCEIROS..... | 25 |
| 3.4.1 Indicadores de Rentabilidade | 26 |
| 3.4.2 Indicadores de Liquidez | 28 |
| 3.4.3 Indicador de Endividamento | 29 |
| 4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS DADOS | 30 |
| 4.1 INDICADORES ECONOMICO-FINANCEIROS DA EMPRESA ABC..... | 30 |
| 4.2 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA BOX-JENKINS NO ESTUDO DE CASO | 33 |
| 4.2.1 Identificação do modelo adequado | 33 |
| 4.2.2 Estimação dos modelos candidatos | 38 |
| 4.2.3 Diagnóstico do modelo | 39 |
| 4.2.4 O poder de previsão dos modelos | 40 |
| 5 CONCLUSÃO | 42 |
| REFERÊNCIAS | 43 |

1 INTRODUÇÃO

Frente às mudanças constantes em que a sociedade vem passando devido a globalização das economias e a concorrência acirrada, o sucesso de uma gestão empresarial não ocorre apenas por boa capacidade de julgamento, mas sim por meio de técnicas que permitem inferir sobre o desempenho organizacional.

Os métodos de séries temporais são capazes de realizar previsões futuras, com base em valores passados, obtendo estimativas confiáveis para compreensão dos fenômenos. Este método possibilita aos gestores a realização de simulações que contribuem no processo de tomada de decisão.

Modelos univariados de série de tempo são aqueles em que as observações são relacionadas apenas com seus próprios valores passados. Dentre os métodos univariados de previsão, destaca-se o modelo ARIMA, um modelo autoregressivo integrado de média móvel.

A contabilidade fornece informações comparáveis ao longo do tempo. O que permite uma análise em série temporal, com modelos univariados. Além disso, tem o papel de refletir a situação econômico-financeira da empresa, por meio das demonstrações contábeis.

As críticas existentes em relação às informações contábeis, está na característica de refletirem apenas o passado da empresa. Neste aspecto, as técnicas econométricas contribuem com a contabilidade, pois são capazes de realizar previsões. Logo, uma análise econométrica dos indicadores contábeis, possibilita a criação de cenários financeiros, que contribuem na gestão empresarial.

Sendo assim, a análise de séries temporais pretende contribuir consideravelmente na gestão empresarial, proporcionando previsões confiáveis na qual pode-se avaliar situações relacionadas ao passado, presente e futuro, e assim, auxiliar na tomada de decisão.

Neste contexto, surge a seguinte questão: a previsão de séries temporais de indicadores econômico-financeiros para a gestão empresarial é viável?

Para solucionar o problema de pesquisa busca-se analisar a viabilidade da previsão de indicadores econômico-financeiros para a gestão empresarial. Para tanto tem-se como objetivos específicos (i) relatar os principais modelos univariados de séries temporais, (ii) apresentar os dados da pesquisa de forma descritiva, (iii) buscar modelos adequados para previsão a partir dos dados estatísticos, e (iv)

analisar os resultados previstos para fim de desempenho econômico-financeiro da empresa em estudo.

Logo, este trabalho tem como objetivo mostrar uma alternativa, por meio de uma metodologia estatística, a de séries temporais, propiciando projeções relativas aos índices econômico-financeiros, de modo que estas previsões venham a contribuir no gerenciamento da empresa.

1.2 JUSTIFICATIVA

Quanto mais incompleto é o controle de um empreendimento, este se torna mais propício a erros. Sendo assim, meios de previsão e acompanhamento da organização tornam-se essenciais. Neste aspecto, o conhecimento da análise de séries temporais se torna importante às empresas.

Perante o cenário de competitividade é de interesse das empresas conhecerem projeções de indicadores, de forma que possibilitem antecipar decisões e ações estratégicas que mantenham a empresa bem sucedida no mercado.

Diante deste fato, cresce a necessidade de se correlacionar informações, para que seja possível a tomada de decisão de forma mais precisa, rápida e confiável. Por isso, este trabalho é relevante pois apresenta uma contribuição teórica sobre o tema mediante a realização de um estudo de caso na empresa ABC¹.

Para fins desse estudo, escolheu-se esta empresa devido à mesma ter sede em Santa Catarina, portanto, contribui com o desenvolvimento econômico estadual e regional. Outro fator importante é devido à acessibilidade às demonstrações contábeis e por apresentar as variáveis financeiras necessárias para o estudo.

Nesta acepção, o propósito deste estudo de caso é fornecer uma ferramenta para auxiliar o gerenciamento administrativo e estratégico de empresas, através de um modelo matemático que traduza o comportamento de suas variáveis e que esteja apto a executar previsões com determinado nível de confiança. Contribuindo com as organizações, no âmbito da gestão econômico-financeira, por meio do estudo da análise de séries temporais no processo de tomada de decisão.

¹ Nome fictício da empresa estudada. O nome real foi mantido em sigilo a pedido da mesma.

2 REFERENCIAL TEORICO

Conforme exposto, esta pesquisa tem como objeto de estudo os indicadores contábeis, considerando a afirmação de Blatt (2001) que os indicadores econômico-financeiros são os principais instrumentos para a análise financeira das organizações.

O primeiro modelo de análise de balanço por meio de índices foi desenvolvido por Alexander Wall em 1919. Beaver foi o pioneiro a realizar uma análise moderna de indicadores contábeis cujo objetivo era prever falência (SABADIN, 2006).

Sabadin (2006) investigou o desempenho dos indicadores contábeis nas cooperativas do Estado do Paraná. Sobre as variáveis, aplicou uma análise discriminante através da regressão e correlação. Esta análise evidenciou que os indicadores contábeis podem ser bastante representativos, e portanto explicam a tendência futura de desempenho favorável às cooperativas.

Lyra (2008) analisou a hierarquia dos indicadores contábeis sob a óptica do desempenho empresarial. A tese buscou desenvolver um aparelho de avaliação de desempenho econômico-financeiro das empresas por meio da associação de indicadores contábeis à *expertise* de analistas. Os resultados da pesquisa indicaram que a tese é suportável.

Considera-se que no estudo da economia é importante relacionar a teoria com os fatos, por meio de técnicas estatísticas para analisar problemas econômicos. Sendo assim, os métodos estatísticos são empregados com objetivo de realizar previsões quantitativas de eventos econômicos, utilizando testes de hipóteses e estimativas de parâmetros (MATOS, 2000).

Neste estudo, aplica-se modelos de previsão sobre os indicadores econômico-financeiros. Portanto, vale ressaltar alguns trabalhos de séries temporais.

Um dos estudos precursores na aplicação da metodologia de Box-Jenkins foi desenvolvido por Foster em 1977, onde observou lucros, vendas e gastos em séries contábeis trimestrais de 69 companhias. O estudo concluiu que os lucros trimestrais são bem descritos pelo modelo ARIMA (FABRIS E COSTA JR.,2010).

Em 2003, Barbiero estudou a Receita Operacional de uma empresa de correios e telégrafos cujo objetivo era identificar um modelo de previsão que auxiliasse no planejamento da empresa. Para tanto empregou a metodologia

estatística para séries temporais de Box-Jenkins e Regressão com erros ARMA. A Receita Operacional foi analisada por meio de aplicativos computacionais. Muitos modelos de previsão foram avaliados destacando-se os modelos SARIMA e Regressão com erros ARMA. Com ênfase ao modelo SARIMA que proporcionou estruturas mais próximas da realidade e uma independência de variáveis externas ascendente.

Lima (2005) utilizou modelos Box-Jenkins no estudo de caso de uma indústria química, cujo processo é autocorrelacionado. Lima estudou a contaminação de ferro no produto final, tentando controlar a contaminação num patamar que não depreciasse a utilização do produto pelo cliente. Diante da ineficiência do CEP – Controle Estatístico do Processo, a análise dos resíduos do modelo ajustado por meio do método Box-Jenkins possibilitou identificar a presença de falsos alarmes no processo. O pesquisador concluiu que a construção de gráficos de controles para os resíduos apresentou-se muito eficiente e satisfatório quanto à identificação dos falsos alarmes. Finalizando com a afirmação de que esta técnica não se restringe a processos industriais, e também é aplicável em processos administrativos e de serviços.

Medeiros (2006) desenvolveu um estudo comparativo entre a regressão múltipla e o modelo ARIMA para prever o preço da arroba do boi gordo. Apurou que ambos os modelos podem ser usados para previsão porém, a regressão verifica a relação entre as variáveis, explicando o comportamento da dependente em relação a independente, enquanto o modelo ARIMA visa representar de forma precisa os padrões passados e futuros das séries temporais.

Verificou que, o modelo ARIMA pode ser usado para prever valores imediatos até longos períodos, entretanto a regressão só realiza previsões de curto prazo a longo prazo. Logo, Medeiros (2006) constatou que os dois modelos podem ser utilizados no planejamento, porém o modelo ARIMA abrange desde o planejamento produtivo até o estratégico enquanto a análise de regressão abrange apenas do agregado até o estratégico. O pesquisador concluiu que tais modelos possuem características particulares e por isso um não é superior ao outro, e a falta de informações gerenciais compromete a rentabilidade do negócio.

Mileski Jr. (2007) avaliou três métodos de previsão com base em séries temporais para analisar qual o mais adequado para prever produtos de uma empresa de perfumes e cosméticos. Nesta pesquisa considerou-se suavização

exponencial, Box-Jenkins e redes neurais artificiais. Comparados num estudo a partir das previsões realizadas e da demanda real constatada. Os resultados obtidos revelaram que todos os três métodos de previsão testados são aplicáveis, se destacando com melhores resultados o método de previsão de rede neural artificial.

A metodologia de Box-Jenkins foi comparada com a técnica de redes neurais de funções de bases radiais por Figueiredo (2008). O pesquisador estudou qual dessas técnicas seria a mais apropriada para prever valores da demanda de uma linha de produtos de uma empresa da região de Joinville. O resultado definiu que a técnica de redes neurais foi a mais adequada para estes dados, logo, pode ser aplicada na empresa para o planejamento e controle da produção dessa linha de produtos.

Klidzio aplicou modelos de previsão sobre processos produtivos industriais em uma pesquisa no ano de 2009. Com observações autocorrelacionadas o modelo matemático foi ajustado através do modelo de regressão ARIMA e ARIMA-ARCH, onde pôde observar que os métodos aplicados foram capazes de compreender o comportamento das variáveis realizando previsões e monitorando o processo.

Mais recentemente Fabris e Costa Jr. (2010), realizaram uma pesquisa a cerca do comportamento das séries temporais de lucros trimestrais. Foram analisadas 109 empresas brasileiras, por meio de cinco modelos de previsão de séries de lucros. O método de Box-Jenkins foi aplicado para buscar um modelo mais apropriado ao mercado brasileiro. Dentre os lucros operacional e líquido, constatou-se que somente o primeiro é previsível. E, apurou-se que não existe um modelo ARIMA aplicável ao conjunto de empresas deste estudo, logo, um modelo pode ser identificado de forma singular para cada empresa.

Percebe-se que o modelo em estudo (ARIMA) foi aplicado em séries temporais diversas, tanto para estudar preços, quanto para tributos, processos produtivos, e até mesmo temperatura. Cujo objetivo em comum é a previsão de valores. Sendo assim, este trabalho de pesquisa busca analisar a viabilidade do modelo ARIMA, aplicada à série de indicadores da empresa em do estudo, com o propósito de auxiliar no processo de tomada de decisão.

3 METODOLOGIA

3.1 NATUREZA DA PESQUISA

Esta pesquisa pode ser classificada como bibliográfica, pois utiliza livros, artigos, dissertações, entre outros para o aprofundamento sobre o tema. Segundo Cervo e Bervian (1983), este tipo de pesquisa enfoca na explicação de um problema conforme embasamento teórico, ou seja, acontece a partir de referências teóricas publicadas em documentos.

Quanto aos objetivos da pesquisa, ela é descritiva, devido analisar e descrever as características da empresa investigada. A abordagem empregada nesta pesquisa é quantitativa, devido mensurar as relações entre as variáveis financeiras. Quanto à natureza, o trabalho é um estudo de caso.

Segundo Cervo e Bervian (1983, p. 57), um estudo de caso “é a pesquisa sobre um determinado indivíduo, família, grupo ou comunidade para examinar aspectos variados de sua vida”.

Por fim, a pesquisa é do tipo documental, pois utiliza as demonstrações contábeis da empresa investigada, para obter os indicadores econômico-financeiros.

O trabalho procedeu-se por meio do Balanço Patrimonial e Demonstrativo de Resultado de Exercício. Para tanto utiliza-se dados mensais compreendidos no período de janeiro/2009 à dezembro/2011, totalizando 36 variáveis contábeis. Para este estudo foram utilizados indicadores de rentabilidade, liquidez e endividamento, conforme descritos a seguir, na subseção 5.4.

Esta análise de série temporal foi projetada através do modelo univariado ARIMA , por meio do software Eviews 5. O nível de significância adotado é de 1%, 5% e 10%. Logo, o intervalo de confiança estimado é de 99%, 95% e 90% respectivamente.

A empresa do estudo de caso se trata de Cooperativa de Saúde, uma singular com administração e gestão individual, situada nesta cidade de Criciúma - SC. A cooperativa comercializa planos de saúde e presta serviços hospitalares, laboratoriais e clínicos. Foi fundada no ano de 1991, portanto possui a quantidade de variáveis necessárias para executar esta pesquisa. A razão social estará oculta para não expor a firma.

A seção a seguir visa descrever a metodologia utilizada, para melhor compreensão do estudo. Para tanto cita-se econometria (3.2) e série temporal (3.3).

3.2 ECONOMETRIA

A Econometria tem uma função muito importante de fornecer métodos para aceitação de teorias. Essas teorias são um agregado de definições e hipóteses que explicarão certos tipos de eventos. A Econometria verifica teorias econômicas e fornece dados empíricos por meio da matemática e da estatística. Logo, fortalece teorias econômicas (KELEJIAN E OATES, 1978).

Para Matos (2000, p.15), a Econometria é “uma combinação de teoria ou outro raciocínio *a priori* com matemática e estatística, com o objetivo de dar conteúdo empírico às formulações teóricas da Economia.”

Portanto, infere-se que uma teoria não pode ser aceita sem algum teste que comprove-a. Por isso, a econometria contribui com a ciência a fim de confirmar evidências empíricas (MATOS, 2000).

“Em resumo, os objetivos da Econometria são: (a) a verificação de teorias econômicas; (b) a avaliação de políticas econômicas; e (c) a previsão de valores futuros de variáveis de natureza econômica”. (KOUTSOYIANNIS, 1977 apud MATOS, 2000, p. 15).

O papel da teoria econômica está em trazer as hipóteses de natureza qualitativa. Sendo assim, não nos oferece medidas quantitativas. Compete à econometria dispor as estimativas numéricas cuja finalidade é dar conteúdo empírico a tal teoria. (GUJARATI, 2006).

Em relação à matemática econômica, essa se interessa em expressar em equações a teoria econômica. Mas, não se preocupa se a teoria pode ser comprovada empiricamente. A econometria aparece com este interesse, de testar as equações matemáticas de forma empírica. (GUJARATI, 2006).

Desse modo, com os avanços das técnicas estatísticas de processamento das informações e do desenvolvimento de novas teorias, a Econometria se tornou um instrumento de pesquisa relevante para a sociedade.

Como técnica de previsão, a econometria permite o julgamento da carência ou necessidade de um evento e, conseqüentemente, corrobora com a tomada de alguma medida corretiva. Além disso, auxilia a avaliação das políticas

econômicas, além de fornecer parâmetros que auxiliam os gestores na tomada de decisão.

A econometria pode ser utilizada nas empresas como uma ferramenta que permite minimizar riscos e maximizar resultados. Oliveira (2007) defende que a previsão através de meios econométricos contribui para tomada de decisão e alcance dos objetivos empresariais. A previsão de valores possibilita às instituições um maior controle de perdas, assegurando melhor desempenho, inibindo desastres financeiros.

Na análise econométrica destaca-se a utilização de duas técnicas: correlação e regressão. Essas técnicas analisam dados quantitativos, com o objetivo de obter informações sobre variáveis relacionadas. (CORRAR; THEÓPHILO; BERGMANN, 2004).

A Correlação compreende a análise de dados amostrais, buscando alcançar informações sobre duas ou mais variáveis e assim, verificar a relação entre ambas. A correlação identifica quanto as variáveis estão relacionadas e se estão relacionadas. (CORRAR, THEÓPHILO E BERGMANN, 2004).

“A correlação mede a força do relacionamento entre duas variáveis em termos relativos. O conceito de correlação não implica causa e efeito de uma variável sobre a outra, mas somente o relacionamento matemático entre elas”. (CORRAR, THEÓPHILO E BERGMANN, 2004, p. 90).

Barbetta (2006) esclarece que na correlação positiva os valores das variáveis têm características idênticas, como exemplo, valores pequenos em ambas, ou valores altos em ambas.

Para exemplificar este fato Barbetta (2006) diz que, no caso de variáveis positivamente correlacionadas, os elementos com valores de X pequenos, tendem a ter valores pequenos de Y, assim como os elementos com valores grandes de X, tendem a ter valores grandes de Y. No caso de variáveis negativamente correlacionadas, se têm valores de X contrario à valores de Y, ou seja, quando elementos de X tem valores pequenos, tendem a ter valores altos de Y.

Para encontrar padrões lineares, utiliza-se o Coeficiente de Correlação Linear de Pearson (r). O coeficiente de correlação linear posiciona-se entre -1 e 1. Quanto mais próximo de 0, menor será a correlação linear. Quanto mais próximo de -1 e 1+, maior será a correlação linear. (BORGET E EGEWARTH 2001, apud ELIAS et al., 2009, p. 56).

O termo Regressão foi criado por Francis Galton. Segundo Gujarati (2006, p.13),

A análise de regressão se ocupa do estudo da dependência de uma variável, a variável dependente, em relação a uma ou mais variáveis, as variáveis explanatórias com vistas a estimar e/ou prever o valor médio (da população) da primeira em termos dos valores conhecidos ou fixados (em amostragens repetidas) das segundas.

Para Corrar, Theóphilo e Bergmann (2004), a análise de regressão tem o propósito de definir uma função matemática que descreva o comportamento de certa variável dependente, baseado nos valores de uma ou mais variáveis dependentes.

A análise de regressão é comumente utilizada nas áreas de negócios, com o objetivo de obter previsões, e podem ser nos modelos: regressão linear simples, regressão linear múltipla, e regressão não linear (CORRAR, THEÓPHILO E BERGMANN, 2004).

A Regressão Linear Simples, para Barbeta (2006), é um modelo estatístico que consiste em relacionar uma variável dependente (Y), com uma variável explicativa (X). Esta análise tem por base um agregado de observações combinadas, relativas às variáveis X e Y.

Já a Regressão Linear Múltipla, segundo Corrar, Theóphilo e Bergmann (2004), é uma extensão lógica do modelo de Regressão Linear Simples, pois necessita de mais de uma variável explicativa para que seja estimado os valores da variável dependente. Este modelo tem o propósito de fazer uma previsão mais precisa que o modelo Simples (Regressão Linear Simples).

A Regressão Não Linear, segundo Gujarati (2006), utiliza-se quando o modelo apresenta parâmetros não lineares, independente se suas variáveis são lineares ou não. Gujarati (2006, p. 455) ainda alerta que “[...] é preciso estar atento, pois alguns modelos podem parecer não lineares nos parâmetros, mas são inerente ou intrinsecamente lineares porque, com as devidas transformações, podem se tornar modelos de regressões lineares nos parâmetros”.

Para representar as variáveis desconhecidas nos diversos tipos de regressão, emprega-se o termo de erro estocástico (u). Segundo Gujarati (2006), estas variáveis omitidas no termo de erro, juntas afetam a variável dependente.

Conforme Gujarati (2006), o ajuste da linha de regressão aos dados pode ser medido por meio do coeficiente de determinação r^2 . Este coeficiente mede a proporção da explicação da variável explanatória sobre variação total da variável

independente (Y). O coeficiente r^2 assim definido mede a qualidade do ajustamento da linha de uma regressão. Portanto, considera-se que o r^2 é o indicador mais aplicado para medir o grau de associação entre as variáveis.

3.3 SÉRIE TEMPORAL

Uma série temporal é um conjunto de observações coletados em certo período de tempo e ordenados uniformemente. Segundo Ehlers (2007), esses dados apresentam dependência com as observações vizinhas. Com base nessas dependências, o objetivo da análise de séries temporais é avaliar o modelo de previsão a partir de dados estatísticos.

A econometria de séries temporais é particularmente interessante para as previsões futuras porque é formulada de forma dinâmica, geralmente em equações a diferenças. Assim, conhecendo o passado (ou explicando o passado), vislumbra-se o futuro pela formulação recursiva do problema (BUENO, 2008, p.xvi).

Xavier (2009) ressalta dois enfoques na análise de séries temporais. A análise feita no domínio temporal e análise feita no domínio de frequências. A primeira propõe modelos paramétricos; a segunda, modelos não-paramétricos. O objetivo em ambos é construir modelos para as séries, porém sob aspectos diferentes.

Certas características são particulares à série temporal, como (XAVIER, 2009):

- Descrever o comportamento da série,
- Analisar o mecanismo gerador da série temporal,
- Realizar previsões de valores futuros com base em valores passados,
- Controlar processos,
- Pesquisar informações relevantes nos dados, tais como periodicidade,
- Usar uma variação em uma série para explicar a alteração em outra.

Para tais objetivos é possível utilizar técnicas descritivas como gráficos e identificação de padrões, modelos probabilísticos como estimação, predição e ferramenta de autocorrelação, análise espectral, entre outros.

Dentre os modelos adequados para análise de dados de séries temporais cita-se: processos estacionários, função de autocorrelação e autocorrelação parcial, processos auto-regressivos e de média móvel. Tais modelos são chamados de

processos estocásticos. De acordo com Ehlers (2007, p. 15), “Matematicamente um processo estocástico pode ser definido como uma coleção de variáveis aleatórias ordenadas no tempo e definidas em um conjunto de pontos T , que pode ser contínuo ou discreto”.

3.3.1 Processos Estacionários

As séries temporais podem ser estacionárias ou não estacionárias, ou ainda, estocásticas ou determinísticas, afirma Bueno (2008).

A diferença entre os processos estocásticos estacionários e não-estacionários se caracteriza no fato de a tendência que se observa nas séries temporais ser determinística ou estocástica. A tendência de uma série temporal é determinada como determinística quando for totalmente previsível e não variável. Caso essa tendência não for previsível, denomina-se tendência estocástica (GUJARATI, 2006).

Para que um processo estocástico seja dito estacionário, sua média e sua variância devem ser constantes ao longo do tempo além de o valor da covariância entre dois períodos dependerem da distância (ou defasagem) entre esses períodos. Tal processo pode ser chamado Estacionários Fracos ou Estacionários de Segunda Ordem (SHIKIDA, 2008).

Logo, definiu-se processo estacionário, como aquele que apresenta a média constante e independente do período de análise, ou seja, uma série temporal é dita estacionária quando suas propriedades estatísticas não alteram-se ao longo do tempo.

Para corroborar, na definição de Bueno (2008) uma série estacionária é aquela que flutua em torno de uma mesma média, obtendo assim, média e variância constantes ao longo do tempo.

Contrariamente, a série não estacionária não possui média e variância constantes, sendo assim, não existem dados suficientes para estimá-los. Bueno (2008) complementa, a série não estacionária têm uma tendência que pode ser de natureza determinística ou estocástica. A primeira flutua em torno de uma tendência temporal, a segunda move-se em torno de médias flutuantes.

Segundo Gujarati (2006) dentre os testes para verificar se existe estacionariedade, destaca-se Análise Gráfica e Teste de Correlograma. Os gráficos

podem dar uma idéia da provável natureza da série temporal, conforme tendência que se apresentar. O correlograma é a representação gráfica da função de autocorrelação.

A função de autocorrelação (FAC) é uma ferramenta básica de modelos probabilísticos, que indica se existe alguma dependência entre os dados da série temporal. Para Ehlers (2007), os coeficientes de autocorrelação amostral são uma ferramenta importante para descrever uma série temporal.

Na definição de Matos (2000, p.238),

Se os valores de autocorrelação iniciam-se próximos da unidade e declinam-se lenta e gradualmente à medida que aumenta a distância [...] entre os dois conjuntos de observações a que se referem, há indicação da existência de raiz unitária. A série de tempo é, portanto, não estacionária e segue um passeio aleatório. Se esses coeficientes declinam rapidamente à medida que tal distância se amplia tem-se uma série com características de estacionariedade.

Quando existe uma correlação, onde, implica-se a manter a correlação pura eliminando o erro, então tem-se uma função de autocorrelação parcial (FACP). Este procedimento consiste em regredir, por meio de decaimento exponencial.

O objetivo a autocorrelação parcial é medir a correlação entre as observações da série temporal que estão separadas por períodos, fazendo os ajustes para levar em conta a correlação nas defasagens intermediárias. Ou seja, “a autocorrelação parcial é a correlação entre Y_t e Y_{t-k} , depois de removido o efeito dos Y intermediários” (GUJARATI, 2006, p. 676).

Ehlers (2007) observa que após a defasagem num processo estacionário, a função de autocorrelação terá um decaimento exponencial enquanto a função de autocorrelação parcial terá o mesmo comportamento.

Desse modo, Kirchner, Souza e Ziegelmann (2008) afirmam que as funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial tem uma satisfatória aceitação na sua aplicação para identificação de estruturas lineares na análise de séries temporais.

Logo o teste utilizado para averiguar estacionariedade é o Teste de Dickey-Fuller.

3.3.2 Modelos Univariados de Séries de Tempo

Modelos univariados são aqueles em que as observações de série de

tempo são relacionadas apenas com seus próprios valores passados, correntes ou resíduos. Matos (2000) cita os processos auto regressivos (AR), de médias móveis (MA), auto regressivos e de médias móveis (ARMA) e processos integrados mistos (ARIMA).

Em uma análise de séries temporais, o modelo ARMA é uma ferramenta importante para executar-se previsões de valores futuros da série. Este modelo se consiste em duas partes, a auto regressiva – AR (p), e a de média móvel – MA(q) (XAVIER, 2009).

O modelo Auto Regressivo deve demonstrar observações de uma série temporal como um somatório dos p pesos de valores anteriormente conhecidos, adicionados um ruído branco e uma constante. Onde p é a ordem do modelo e ruído branco seria um sinal indesejado presente na série temporal (XAVIER, 2009).

De fato, na definição de Bueno (2008) os processos auto regressivos são de bastante importância, pois definem se uma série temporal estocástica é estável ou estacionária.

O modelo de médias móveis na concepção de Nunes (2003) é adequado para representar processos MA de ordem q (MA(q)), onde o valor do processo estocástico é função dos q valores prévios do choque aleatório, mais o choque aleatório corrente. A ordem q indica o número de coeficientes do operador de médias móveis.

O modelo MA é adequado para eliminar irregularidades no padrão de uma série temporal. Este modelo consiste em calcular a média dos últimos valores, calculando a nova média a partir da média anterior, e o valor atual de consumo ponderado menos o valor de consumo mais antigo ponderado.

Logo, a combinação dos modelos AR e MA resulta no modelo denominado ARMA. E Pode ser expresso pela seguinte equação:

$$Y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \mu_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \mu_{t-j}$$

Onde Y_t , é a série temporal;

Y_{t-i} , é a série temporal defasada i períodos;

ϕ_i , é o termo autoregressivo;

θ_j , é o termo de média móvel; e,

μ_t , é o termo de erro estocástico.

Para Campos (2009) o processo ARMA é um modelo de covariância estacionário na medida em que tem média e covariância finitas e independentes do tempo.

“O modelo ARMA agregando os termos auto regressivos (AR) e de médias móveis (MA) é adequado para representar processos auto regressivos e de médias móveis de ordem p e q ” (NUNES, 2003).

Um modelo ARMA estimado com base numa série integrada de ordem d é denominada modelo auto regressivo integrado de médias móveis (ARIMA). Inicialmente foram desenvolvidos os modelos ARMA, com o propósito de modelar séries estacionárias. No entanto, a maioria das séries são não estacionárias. Logo na formulação de Box-Jenkins, os modelos ARIMA são a forma de solucionar tal dificuldade (ALBINO, 2007).

O processo ARIMA pode ser expresso por:

$$W_t = \Delta y = y_t - y_{t-1}$$

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + \dots + \phi_p W_{t-p} + \xi_t - \theta_1 \xi_{t-1} - \dots - \theta_q \xi_{t-q}$$

Matos (2000) explica que uma série temporal não estacionária pode ser transformada através da avaliação de diferenças tomadas d vezes, tornando-se assim uma série integrada de ordem d , logo que, é estacionária por diferenciação.

O modelo ARMA deve ser aplicado somente em séries estacionárias ou francamente estacionárias. No momento que um série temporal se apresenta não estacionária, é preciso torná-la para o emprego do método Box-Jenkins. Para tanto, a série deve ser diferenciada d vezes tornando o modelo ARMA em um modelo ARIMA (GUJARATI, 2006).

Logo, o modelo ARIMA (p, d, q) manifesta o número de defasagens da série temporal (p), a ordem de integração (d) e ao número de defasagens dos erros aleatórios (MATOS, 2000).

De acordo com Gujarati (2006) para se especificar modelos e prever valores pode-se utilizar o procedimento Box-Jenkins. Este método consiste em identificar e estimar modelos estatísticos oferecendo uma base válida.

3.3.3 O Método Box-Jenkins

O método Box-Jenkins tem como finalidade identificar e estimar um

modelo estatístico suscitado pelos dados amostrais. Esse modelo deve apresentar características constantes ao longo do tempo. Logo, os dados devem ser estacionários, ou possíveis de tornar estacionários após algumas diferenciações (GUJARATI, 2006).

O modelo Box-Jenkins consiste em quatro etapas, afirma Gujarati (2006). Primeiro, a identificação de valores adequados de p , d e q . Segundo, a estimação dos parâmetros dos termos auto regressivos e de médias móveis. Terceiro, a verificação de diagnóstico, onde verifica-se se o modelo escolhido se ajusta de forma razoável aos dados. E por último, a previsão, objetivo primordial do modelo Box-Jenkins.

As principais ferramentas na etapa de identificação são a FAC e FACP que podem ser representadas pelo correlograma. Essas funções identificam os valores de p para o processo AR e q para o processo MA. Ou seja a FAC e FACP determinam a ordem adequada para o modelo. De acordo com Gujarati (2006) tais funções e processos apresentam padrões distintos. Num processo AR(p) a FAC declina exponencialmente enquanto a FACP se interrompe. Um processo MA(q) apresenta as características da FAC e FACP opostas ao processo AR(p).

Após a identificação dos valores de p, d e q , estima-se os parâmetros AR e MA. Para estimação desta pesquisa adotou-se o pacote estatístico Eviews.

Uma vez estimados os modelos, a escolha do melhor pode ser baseada em critérios de escolha. Cita-se o Critério de Informação de Akaike (AIC) e o Critério Bayesiano de Schwartz (SBC). Estes critérios de escolha congregam um punição pelo acréscimo de parâmetros no modelo. São representados pelas fórmulas (BALTAR, 2009):

$$AIC = T \ln (\text{soma do quadrado dos resíduos}) + 2n$$

$$SBC = T \ln (\text{soma do quadrado dos resíduos}) + n \ln (T)$$

Onde:

n = número de parâmetros estimados;

T = número de observações utilizadas.

O modelo que apresentar o menor AIC e o menor SBC deve ser escolhido como o mais apropriado.

Identificado e estimado o modelo, a terceira etapa do método Box-Jenkins verifica se o modelo tomado é o mais adequado. Para esta análise utilizou-se a estatística Q do teste de autocorrelação de Ljung-Box. Esse método testa as

autocorrelações dos erros dos modelos, cuja hipótese nula é que não exista autocorrelação. Logo, quanto maior seu valor, maior será a autocorrelação. A estatística de Ljung-Box (LB) é dada pela expressão:

$$LB = n(n + 2) \sum_{k=1}^m \left(\frac{\tau_k^2}{n - k} \right) \sim \chi_m^2$$

Ressalta Bueno (2008, p.46), “Na prática, identifica-se o modelo por meio da FAC e FACP. Em seguida, usa-se a estatística de Ljung-Box sobre os resíduos estimados para confirmar e reforçar os resultados”.

Por fim, para avaliar o poder de previsão, esta pesquisa adotou o erro percentual absoluto médio (MAPE).

$$MAPE = \sum_{t=T+1}^{T+h} \left| \frac{\mu_t}{y_t} \right| / h$$

Lewis (1997, apud LOPES, 2002, p. 88) elucida que

Os valores do erro percentual absoluto médio podem ser relacionados com a potencialidade das previsões: MAPE < 10% - previsão é potencialmente muito boa, MAPE < 20% - previsão é potencialmente boa, MAPE < 30% - previsão é potencialmente razoável e MAPE > 30% - previsão é potencialmente inexata.

De acordo com Fabris e Costa Jr.(2010), resulta na comparação dos valores previstos (\hat{y}_t) com os valores observados (y_t) da série. Onde os resíduos são a diferença entre os valores observados e os valores previstos.

3.4 INDICADORES ECONOMICO-FINANCEIROS

A Contabilidade expressa um sistema informacional, com o objetivo de oferecer apoio decisório aos seus usuários, através do estudo do patrimônio das empresas e suas variações, assim como, da organização das informações obtidas do ambiente operacional (PEREIRA et al., 2005).

A função principal da Contabilidade é a mensuração e avaliação do lucro de acordo com a evolução do patrimônio. (IUDÍCIBUS, 1977).

“O sistema de informação de uma empresa deve refletir a estrutura ou a arquitetura da organização, suas transações com o ambiente externo e o ambiente interno, revelando à empresa o valor produzido em seus processos e áreas de responsabilidade” (PEREIRA et al., 2005, p. 37).

A evidenciação da informação contábil ocorre por meio dos demonstrativos contábeis. A análise destes demonstrativos tem o propósito de encontrar informações referentes à situação econômico-financeira da empresa. Para isto, compara-se valores, isolados ou não (REIS, 2003).

Dentre os demonstrativos contábeis, utilizou-se neste trabalho o Balanço Patrimonial e a Demonstração do Resultado do Exercício, para fim de mensurar os Indicadores de Rentabilidade, Liquidez e Endividamento.

3.4.1 Indicadores de Rentabilidade

Os indicadores econômico-financeiros são os principais instrumentos para a análise financeira das organizações. Por meio das demonstrações contábeis se obtém os indicadores de desempenho organizacional. Esta análise avalia o desempenho do passado, presente e tendências de futuro, de modo comparativo com os padrões próprios ou com empresas do mesmo segmento.

Os objetivos da análise dos indicadores são discriminados por Blatt (2001, p. 62) conforme os seguintes pontos:

Mensurar a saúde financeira total do negócio. Endereçar as principais áreas de negócios que afetam a lucratividade da empresa e sua força de ganhos. Avaliar a posição de liquidez da empresa, bem como a situação do fluxo de caixa. Identificar uma condição de alavancagem da empresa (mix de endividamento de sua estrutura financeira). Contribuir para avaliação total do risco creditício – os coeficientes indicam, até certo ponto, se a condição financeira de uma empresa e torna um “bom” ou “mau” risco de crédito.

Segundo Silva (2007), os índices financeiros têm a finalidade de proporcionar informações que geralmente são difíceis de serem visualizadas nos demonstrativos contábeis.

Diante do sistema capitalista, todas as empresas buscam a obtenção de lucros e, conseqüentemente, visam à expansão dos negócios. Sendo assim, acreditam que uma operação deve ser rentável.

Blatt (2001) observa que, os indicadores de rentabilidade, são coeficientes cuja missão é medir a força de ganho de uma empresa, auxiliando o gerenciamento da mesma. Como análise, tem-se que quanto maior, melhor é o desempenho organizacional. Dentre os indicadores de rentabilidade destacam-se: Rentabilidade do Patrimônio, Rentabilidade do Ativo Total, Rentabilidade do Ativo

Fixo, Rentabilidade das Vendas, Rentabilidade Operacional sobre o Patrimônio Líquido, Rentabilidade Operacional sobre Vendas e Margem Bruta de Vendas.

A Rentabilidade do Patrimônio, segundo Olinquevitch e Santi (2004), mostra o retorno sobre o patrimônio que beneficia os proprietários ou acionistas, pois se trata de uma medida de eficiência gerencial.

Este índice trata-se de um dos índices mais importantes sob o ponto de vista dos acionistas e, nesse caso, um elevado coeficiente de lucro pode derivar de muitos fatores: administração eficiente, condições favoráveis de negócios, melhor uso dos recursos de terceiros (OLINQUEVITCH; SANTI, 2004, p. 227).

Obtém-se este indicador através da divisão do Lucro Líquido pelo Patrimônio Líquido. A rentabilidade do patrimônio líquido, também é conhecida como taxa de retorno sobre o patrimônio líquido ou rentabilidade patrimonial, evidenciando a remuneração do investimento do acionista. Blatt (2001).

A rentabilidade do ativo total é definida por Olinquevitch e Santi (2004), como uma medida da eficiência da empresa na utilização de seus ativos. É um indicador conhecido também como retorno sobre o investimento total, e pode ser obtido através do Lucro Líquido e Ativo Total.

Para Blatt (2001), a rentabilidade do Ativo Total, também é conhecida como retorno sobre o ativo, indica a rentabilidade que todos os ativos da empresa geraram no período.

Com a Rentabilidade do Ativo Fixo, a empresa pode medir o nível de aproveitamento dos investimentos realizados em seu imobilizado. Olinquevitch e Santi (2004), definem tal índice como uma medida da eficiência da empresa na utilização de seu ativo imobilizado. Pode-se alcançar este índice através do Lucro Líquido e Ativo Fixo.

A Rentabilidade das Vendas indica a eficiência operacional da companhia. (OLINQUEVITCH; SANTI, 2004). Ela é definida como a rentabilidade que uma empresa alcança quando seu produto possui um preço de venda acima do custo total de produção ou comercialização. (FLINK E GRUNEWALD, 1977, apud OLINQUEVITCH; SANTI, 2004).

É importante citar que este índice não deve ser utilizado como um indicador global das atividades operacionais de uma empresa, pois não é suficiente, se for isolado. Isso porque não possui o fator decisivo no processo de geração de

lucro final, ou seja, não inclui o investimento (TUNG, 1972 apud OLINQUEVITCH; SANTI, 2004).

Para o cálculo utiliza-se o Lucro Líquido e Vendas Líquidas. Com este indicador mensura-se a capacidade total da empresa em aumentar despesas para aumentar suas vendas, ou seja, irá mostrar a eficiência da empresa em gastar dinheiro para fazer dinheiro. Então, em resumo, este indicador revela o desempenho de controle de custos da empresa em relação aos níveis de venda. (BLATT, 2001).

A Rentabilidade Operacional sobre o patrimônio envolve o Lucro Operacional e o Patrimônio Líquido. Este indicador mede a remuneração do capital próprio com a relação ao resultado das operações normais da empresa. (OLINQUEVITCH E SANTI, 2004).

O Índice de Rentabilidade Operacional sobre vendas indica a capacidade de gerar um lucro operacional. Para Iudícibus (2008) este indicador compara as vendas líquidas com o lucro operacional. Através do Lucro Operacional e as Vendas Líquidas, ele mede a lucratividade pura, ignorando as despesas financeiras e os impostos sobre o lucro, ou seja, considera somente os lucros auferidos pela empresa em suas operações. (GITMAN, 1997).

A Margem Bruta das Vendas se realiza através do Lucro Bruto e Vendas Líquidas. Este índice mostra a capacidade da empresa em gerar lucro bruto suficiente tanto para cobrir as despesas, quanto deixar de sobra um lucro razoável ao término de cada exercício. (TUNG, 1972 apud OLINQUEVITCH E SANTI, 2004).

3.4.2 Indicadores de Liquidez

Os indicadores de liquidez têm a finalidade de avaliar a capacidade de pagamento da empresa, considerando longo prazo, curto prazo ou prazo imediato.

O índice de Liquidez Corrente permite verificar a capacidade de pagamento da empresa a curto prazo, por meio do Ativo Total e Passivo Circulante. Logo, pode-se avaliar quanto a empresa tem de valores disponíveis e realizáveis dentro de um ano para garantir o pagamento de suas dívidas no mesmo período (REIS, 2003).

O índice de Liquidez Seca é significativo quando os estoques constituem valores de difícil conversão em moeda e quando não há elementos para mensurar a

rotação dos estoques. Para tanto, o cálculo do índice considera o Ativo Circulante, Estoque e Passivo Circulante (REIS, 2003).

Segundo Marion (2002) o índice de Liquidez Seca permite avaliar a capacidade de pagamento da empresa com seu Disponível e Duplicatas a Receber, no caso da empresa sofrer uma paralisação total das vendas, ou seu estoque se tornasse obsoleto.

A capacidade de pagamento em prazo imediato é avaliada pelo índice de Liquidez Imediata através da Disponibilidade da empresa (caixa, bancos, aplicações) e do Passivo Circulante. Logo, este indicador mostra o quanto dispomos imediatamente para saldar nossas dívidas de Curto Prazo (MARION, 2002).

Com o índice de Liquidez geral pode-se mostrar a capacidade da empresa honrar suas dívidas a Longo Prazo, considerando tudo que ela poderá converter em dinheiro, tanto a curto prazo quanto a longo prazo, relacionando-se com tudo o que já foi assumido como dívida, também no curto e longo prazo. Conforme Marion (2002), o resultado deste índice pode ser encontrado através do Ativo Circulante, Realizável a Longo Prazo, Passivo Circulante e Exigível a Longo Prazo.

3.4.3 Indicador de Endividamento

É por meio do índice de endividamento que pode-se mensurar o nível de endividamento da empresa (MARION, 2002).

O índice de Endividamento Geral é um indicador que constata como se encontra a relação entre capital próprio e de terceiros. Mede-se pelo Passivo, Exigível Total e Ativo Total. Quanto maior o índice, maior o volume relativo de capital de investidores terceiros para gerar lucros à empresa. O índice de Endividamento oneroso mostra o percentual de comprometimento do capital próprio relativo à sua dívida financeira. Endividamento Oneroso Líquido é o cálculo do endividamento deduzido das disponibilidades aplicadas no mercado financeiro.

O indicador de Endividamento financeiro reflete o endividamento financeiro da empresa em relação ao patrimônio líquido. Enquanto o índice de Endividamento Tributário apresenta quanto de capital próprio a empresa possui comprometido com dívidas tributárias.

4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS DADOS

Este capítulo expõe a apresentação e a análise dos indicadores econômico-financeiros do estudo de caso. Organizado nas subseções a seguir.

4.1 INDICADORES ECONOMICO-FINANCEIROS DA EMPRESA ABC

Os indicadores contábeis da empresa em estudo serão apresentados por meio de uma tabela descritiva. Visando apontar um resumo quantitativo dos dados selecionados. Logo, a média aponta para onde mais se concentram os indicadores dentre os 36 meses pesquisados. A mediana traz o valor intermediário entre as metades superiores e inferiores dos valores observados. O desvio padrão mostra a dispersão dos valores por indicador. O mínimo e máximo apresentam o menor valor e o maior valor encontrado nesta série de dados.

Tabela 1 - Medidas descritivas dos indicadores de rentabilidade, liquidez e endividamento

| Indicadores | Média | Mediana | Desvio padrão | Mínimo | Máximo |
|-------------|---------|---------|---------------|----------|---------|
| RP | 0,00103 | 0,00652 | 0,04773 | -0,20669 | 0,08673 |
| RAT | 0,00093 | 0,00212 | 0,01500 | -0,05859 | 0,03175 |
| RAF | 0,00140 | 0,00389 | 0,02838 | -0,11690 | 0,05659 |
| RV | 0,00727 | 0,01745 | 0,11592 | -0,43241 | 0,19350 |
| ROPL | 0,00148 | 0,00077 | 0,04356 | -0,17214 | 0,08912 |
| ROV | 0,00777 | 0,00233 | 0,10899 | -0,36013 | 0,26176 |
| MBV | 0,14047 | 0,12787 | 0,09434 | -0,05020 | 0,41746 |
| LC | 1,25279 | 1,25744 | 0,06729 | 1,07753 | 1,40519 |
| LS | 1,23477 | 1,23651 | 0,06724 | 1,05634 | 1,39009 |
| LI | 0,01634 | 0,01550 | 0,00961 | -0,00447 | 0,03634 |
| LG | 0,58152 | 0,57383 | 0,03978 | 0,51075 | 0,69942 |
| EG | 2,02578 | 2,08055 | 0,24598 | 1,62287 | 2,52786 |
| EO | 0,69561 | 0,53421 | 0,98918 | 0,00001 | 6,15743 |
| EOL | 0,68003 | 0,52221 | 0,98950 | -0,01987 | 6,14530 |
| EF | 0,07168 | 0,05885 | 0,04182 | 0,01748 | 0,15240 |
| ET | 0,10125 | 0,08928 | 0,03110 | 0,06465 | 0,19846 |

Fonte: Dados da pesquisa.

Para melhor visualização da tendência real destes dados, tem-se a representação gráfica:

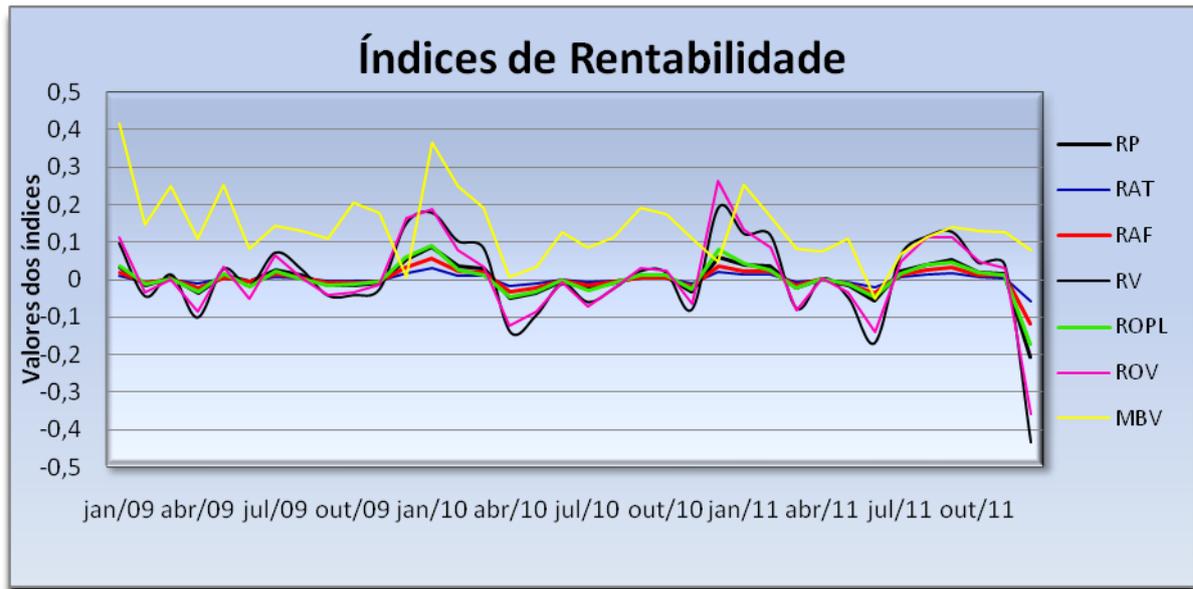


Gráfico 1: Índices de rentabilidade no período de 01/2009 à 12/2011
 Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

Segundo Blatt (2001) os indicadores de rentabilidade medem a força de ganho da empresa, sendo que quanto maior o índice, melhor é o desempenho organizacional.

No gráfico 1 pode-se observar que os índices de rentabilidade desta empresa tiveram oscilações no período de três anos, com uma queda de todos os indicadores no fim do ano de 2011. Porém o indicador RAT se concentrou na média de 0,00093.

Conforme Olinquevitch e Santi (2004) o MBV mede a capacidade da empresa em gerar lucro. Este índice se destaca com uma média de 14 centavos de lucro por venda.

Para representação dos índices de liquidez, tem-se o seguinte gráfico.

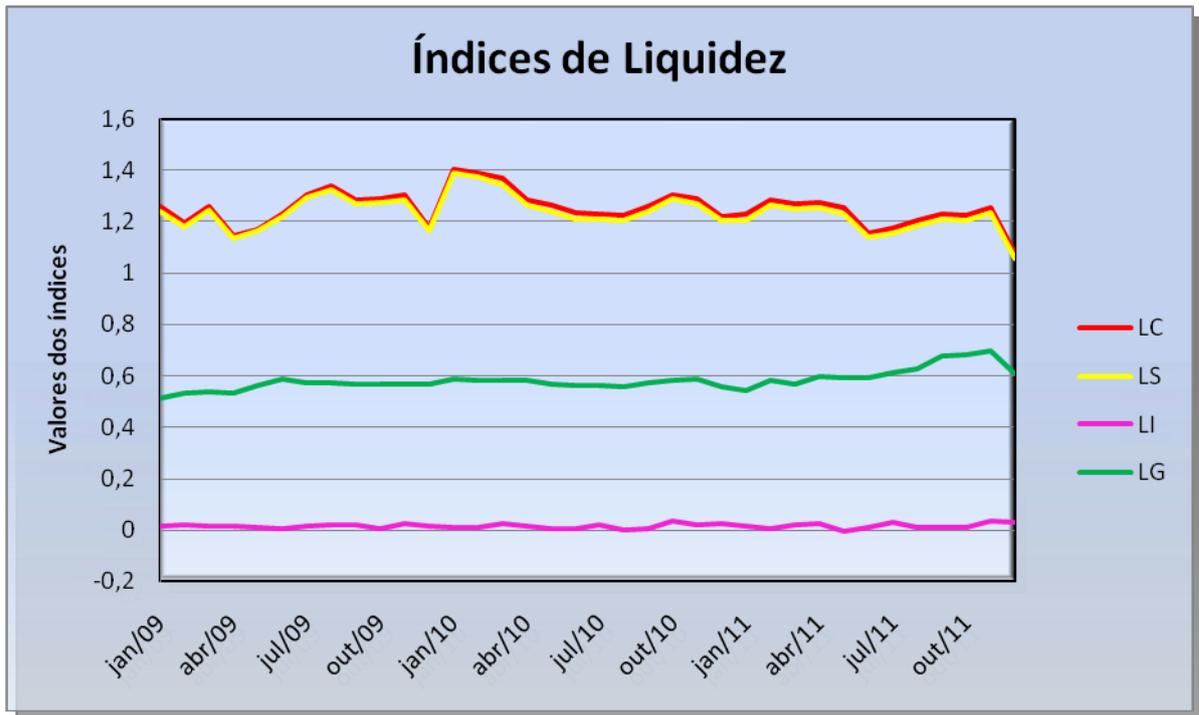


Gráfico 2: Índices de liquidez no período de 01/2009 à 12/2011

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

De maneira geral, os indicadores de liquidez apresentam a capacidade de pagamento da empresa. Observa-se que o LC e LS apresentam valores parecidos ao longo do período, mantendo-se maior que 1, o que demonstra a capacidade da empresa de saldar seus compromissos no curto prazo. O índice LG manteve-se maior que 0,40, ou seja, a capacidade da empresa honrar seus compromissos financeiros totais está acima do indicador de risco. O LI segundo Marion (2002) mede a capacidade da empresa em pagar seus compromissos de curto prazo apenas com seus recursos líquidos. Nota-se que esse índice não oscilou muito dentro do período.

Por fim, tem-se a representação gráfica dos indicadores de endividamento.

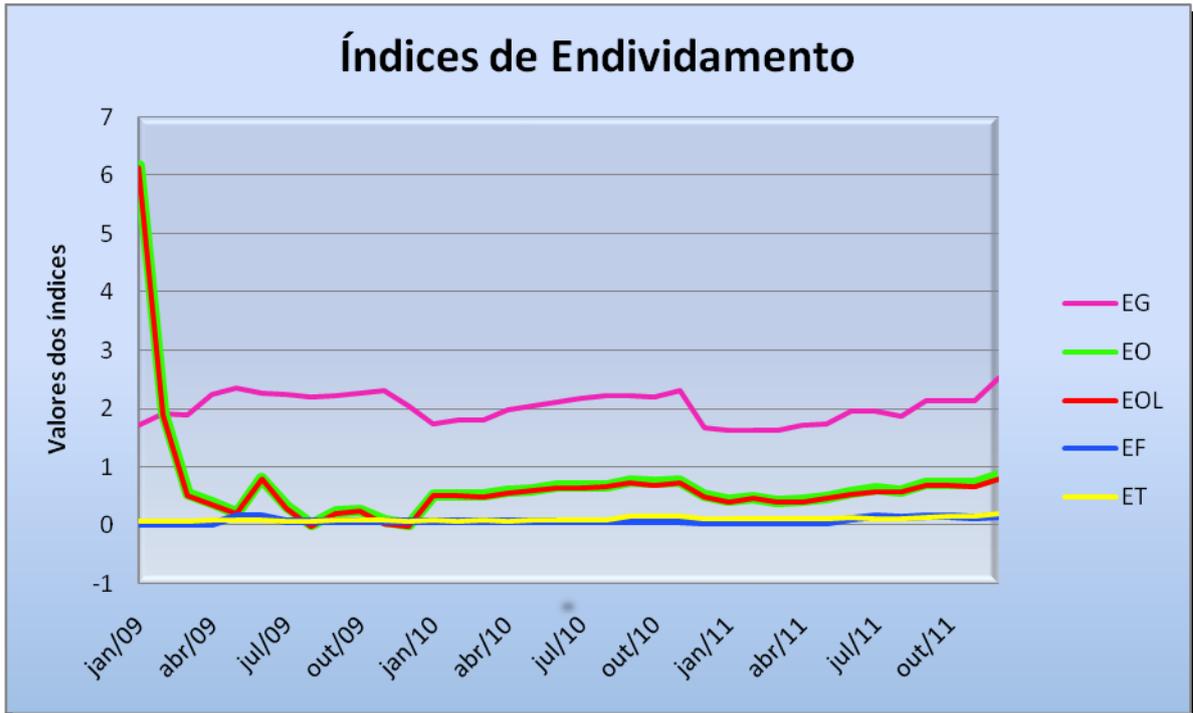


Gráfico 3: Índices de endividamento no período de 01/2009 à 12/2011

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

Por meio dos índices de endividamento pode-se observar o comprometimento do capital próprio. Conforme o gráfico 3, visualiza-se que o índice EG é o qual manteve-se mais comprometido. Logo, o capital de terceiros representa uma fonte de recurso importante para a empresa. Os índices financeiros e tributários tem comprometido na média de 7% a 10% do capital próprio.

4.2 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA BOX-JENKINS NO ESTUDO DE CASO

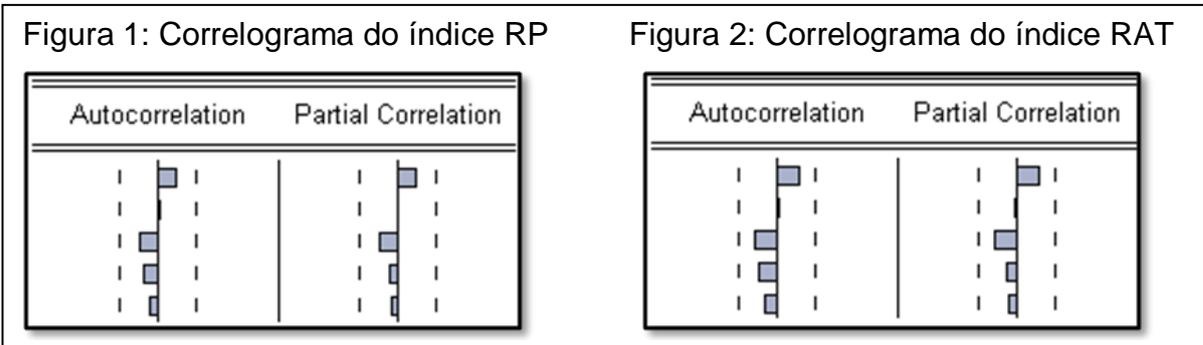
Esta seção visa identificar, estimar e verificar o modelo adequado para os dados selecionados no estudo de caso.

4.2.1 Identificação do modelo adequado

Nesta subseção busca-se identificar o modelo adequado a ser estimado pelo comportamento das funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP). Conforme Gujarati (2006), a FAC e FACP podem verificar a existência ou não de estacionariedade.

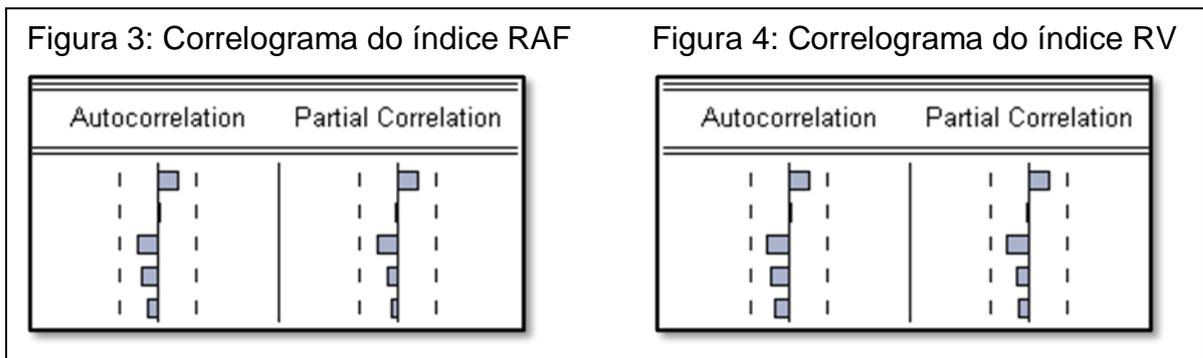
A identificação do modelo deriva do comportamento da função de autocorrelação e autocorrelação parcial, conforme exposto na subseção 5.3.3. Nesta

etapa adotou-se o Correlograma em nível para identificação dos modelos dos indicadores.



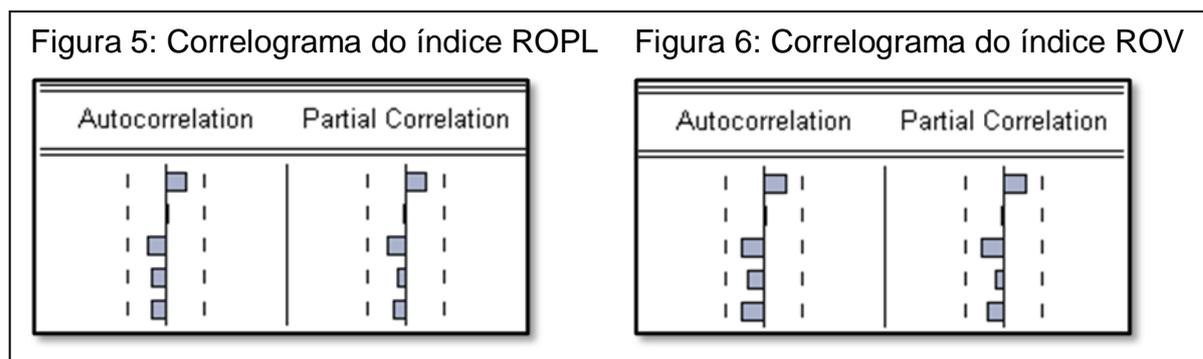
Fonte: Elaboração própria

Conforme ilustração das figuras 1 e 2, nenhum ponto excede o intervalo de confiança na FAC e FACP, portanto não revela a ordem p de um processo AR nem a ordem q de um processo MA. Logo os modelos para os indicadores RP e RAT não podem ser descritos pelos correlogramas em nível.



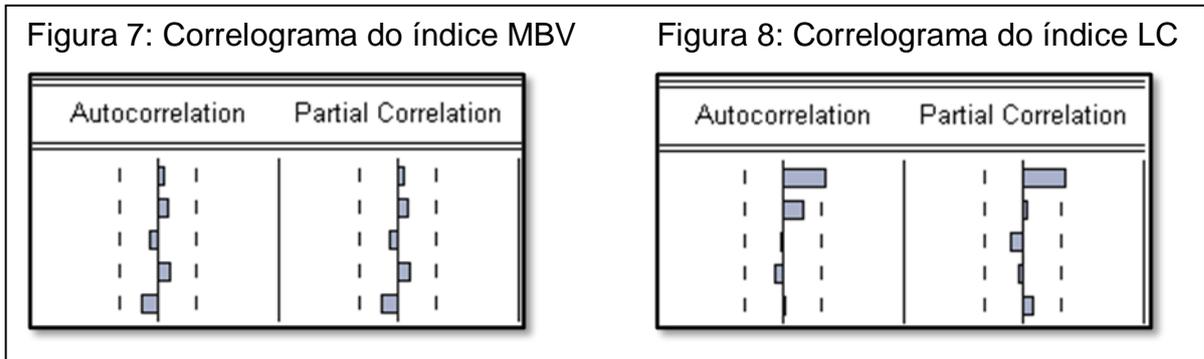
Fonte: Elaboração própria

Na visualização dos correlogramas 3 (RAF) e 4 (RV) não se pode figurar nada parecido com nenhum modelo, já que nenhum ponto excede o intervalo de confiança.



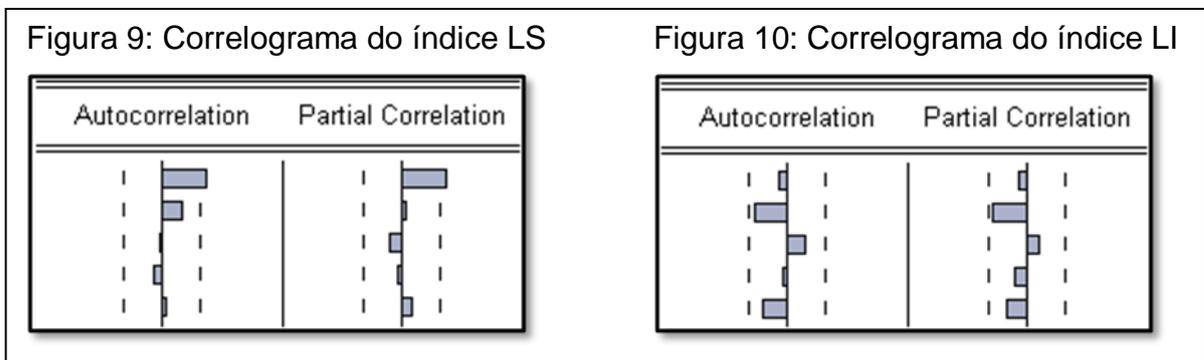
Fonte: Elaboração própria

Não existem decaimentos exponenciais nem cortes bruscos nas FAC e FACP das figuras 5 e 6, que toquem os intervalos de confiança; o que não torna possível identificar pelos correlogramas o melhor modelo a ser aplicado aos indicadores ROPL e ROV.



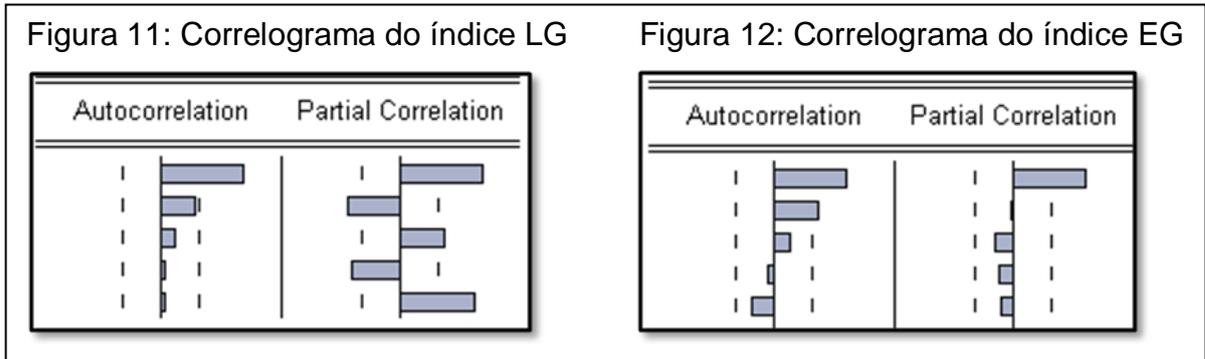
Fonte: Elaboração própria

O comportamento da FAC e FACP do índice MBV apresentado na figura 7 não permite a identificação de um modelo. Ora, na figura 8 observa-se um decaimento exponencial da FAC e picos significativos da FACP, o que sugere um modelo AR(1).



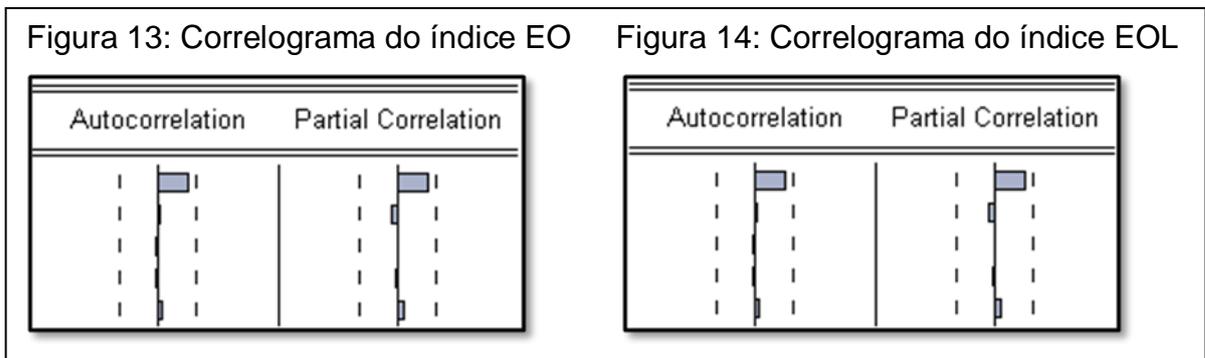
Fonte: Elaboração própria

O mesmo comportamento pode ser considerado no correlograma do índice LS (figura 9), pois observa-se um decaimento exponencial e cortes bruscos na FAC e FACP, identificando um modelo AR(1). Analisando o correlograma LI (figura 10) não se visualiza nenhum modelo, considerando que nenhum ponto ultrapassa o intervalo de confiança.



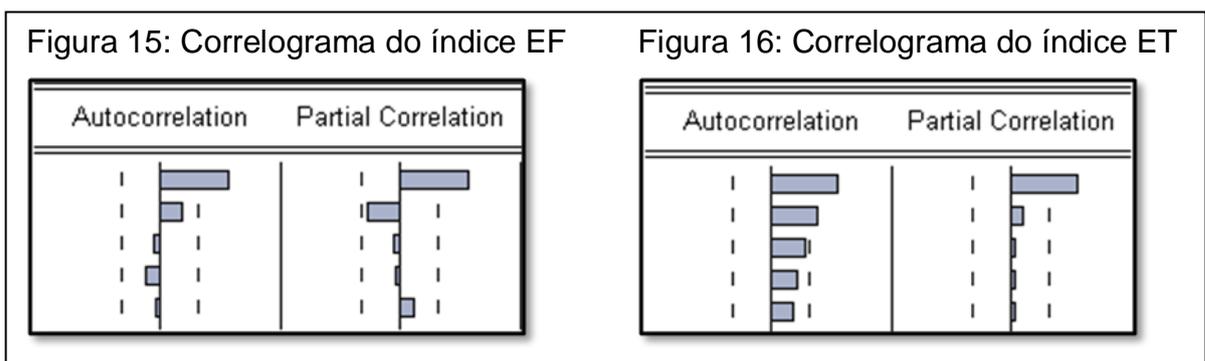
Fonte: Elaboração própria

O decaimento exponencial nas defasagens p e q para o índice LG da figura 11 indicam um modelo ARMA. Enquanto o correlograma do índice EG sugere um modelo AR(1) por meio do declínio exponencial e picos significativos da FAC e FACP, respectivamente (figura 12).



Fonte: Elaboração própria

O correlograma do índice EO (figura 13) aponta o mesmo comportamento do índice EOL (figura 14). Ambos não superam o intervalo de confiança na FAC e FACP.



Fonte: Elaboração própria

Ao observar o correlograma do índice EF (figura 15) tem-se a indicação de um modelo AR, logo que a FAC apresenta uma declinação exponencial enquanto a FACP tem picos significativos. O mesmo comportamento se aplica ao correlograma do indicador ET apresentado pela figura 16, ou seja, traz a sugestão de um modelo AR.

Num segundo momento adotou-se o teste de Dickey-Fuller para averiguar a estacionariedade dos dados. O resultado do teste de raiz unitária pode ser visualizado para as séries em nível e em primeira diferença na tabela 2.

Tabela 2 – Teste de Estacionariedade em nível e primeira diferença

| Indicadores | Nível | Primeira diferença |
|-------------|-----------|--------------------|
| RP | 0.0536* | 0.0001*** |
| RAT | 0.0349** | 0.0000*** |
| RAF | 0.0442** | 0.0001*** |
| RV | 0.0186** | 0.0000*** |
| ROPL | 0.0329** | 0.0000*** |
| ROV | 0.0113** | 0.0000*** |
| MBV | 0.0000* | 0.0000*** |
| LC | 0.0417** | 0.0000*** |
| LS | 0.0506*** | 0.0000*** |
| LI | 0.0001* | 0.0000*** |
| LG | 0.1976 | 0.0007*** |
| EG | 0.2799 | 0.0001*** |
| EO | 0.0001* | 0.0000*** |
| EOL | 0.0001* | 0.0000*** |
| EF | 0.2512 | 0.0001*** |
| ET | 0.9632 | 0.0001*** |

Fonte: Dados da pesquisa

* denota significância 10%, ** significância 5%, *** significância 1%.

A hipótese de não-estacionariedade não foi rejeitada ao nível de 10% de significância, com exceção dos indicadores LG, EG, EF e ET. Isto significa que em virtude da hipótese não rejeitada, é necessário empregar a diferença. Constata-se que em primeira diferença todos os indicadores da série apresentam-se estacionários, num intervalo de confiança de 99%. Logo, tem-se a indicação de que a ordem de integração deva ser 1 ($d=1$).

Sendo assim, o teste indica que as séries em nível do LG, EG, EF e ET não são estacionárias. Os demais indicadores se apresentam estacionários e portanto, podem ser modelados por algum modelo do tipo ARMA.

Para corroborar, Bueno (2008) ressalta que a constatação de estacionariedade é fundamental para proceder a inferência estatística sobre os parâmetros.

4.2.2 Estimação dos modelos candidatos

A partir dos modelos sugeridos pelo correlograma, procede-se a escolha dos modelos candidatos à previsão por meio dos critérios Akaike e Schwartz. Conforme Baltar (2009) devem ser escolhidos os modelos que apresentarem o menor AIC e SBC.

Tabela 3 – Testes para escolha dos modelos dos indicadores

| ÍNDICES CONTÁBEIS | MODELO | PARÂMETROS | | | CRITÉRIOS | |
|----------------------|---------|--------------|-------------|-------------|------------|------------|
| | ARIMA | CONSTANTE | AR | MA | AIC | SBC |
| RP | (1,0,0) | -0.002168 | 0.253498 | ----- | -3.173644 | -3.084767 |
| RAT | (0,0,1) | 0.000563 | ----- | 0.256507*** | -5.520240 | -5.432267 |
| RAF | (0,0,1) | 0.000691 | ----- | 0.243152*** | -4.238046 | -4.150073 |
| RV | (0,0,1) | 0.004886 | ----- | 0.232724*** | -1.423834 | -1.335861 |
| ROPL | (0,0,1) | 0.262240*** | ----- | 0.262240*** | -3.387720 | -3.299747 |
| ROV | (0,0,1) | 0.256203*** | ----- | 0.256203*** | -1.560043 | -1.472070 |
| MBV | (1,0,1) | 0.111980*** | 0.874283*** | -0.975492 | -2.155125 | -2.021810 |
| LC | (1,0,0) | 1.248.026*** | 0.463515*** | ----- | -2.634748 | -2.545871 |
| LS | (1,0,0) | 1.229.668*** | 0.480108*** | ----- | -2.649166 | -2.560289 |
| LI | (0,0,1) | 0.016359*** | ----- | 0.056959*** | -6.370394 | -6.282421 |
| LG | (1,1,1) | 0.002324 | 0.633855*** | -0.927462 | -4.625341 | -4.490663 |
| EG | (1,1,1) | 0.020772*** | -0.738695 | 0.919128*** | -0.504607 | -0.369928 |
| EO | (1,0,1) | 0.490220*** | 0.258953*** | 0.338508*** | -0.390006 | -0.256691 |
| EOL | (1,0,1) | 0.474333*** | 0.258173*** | 0.339166*** | -0.391531 | -0.258216 |
| EF | (1,1,1) | 0.004315 | -0.494439 | 0.969947*** | -4.243816 | -4.109137 |
| ET | (0,1,1) | 0.003621 | ----- | -0.090596 | -5.443.395 | -5.354.518 |

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa

*10%, **5%, ***1%

As séries dos indicadores MBV, LI, EO e EOL se apresentam estacionários em nível, conforme o teste de Dickey-Fuller. Logo, o modelo indicado deve ser previsto por um processo ARMA. Os critérios de escolha AIC e SBC apontam que o MBV e o LI podem ser descritos por um ARMA (1,0,1) e ARMA (0,0,1). O modelo escolhido para o EO e EOL diz respeito a um modelo

autorregressivo e de média móvel de 1º ordem para ambos. Ou seja, o melhor resultado foi obtido com o modelo ARMA (1,0,1).

Conforme teste de estacionariedade, os indicadores LG, EG, EF e ET devem ser previstos por um modelo ARIMA, já que são estacionários em primeira diferença. Os critérios de escolha utilizados neste trabalho indicam um modelo ARIMA (1,1,1) para o LG, EG e EF. Para o ET diz respeito ao modelo ARIMA (0,1,1), pois indica um modelo de média móvel de primeira ordem com uma diferenciação.

Para a seleção do modelo para o RP, RAT, RAF, RV, ROPL, ROV, LC e LS, foram necessárias rodar regressões em nível e em primeira diferença, conforme assinalam o teste de estacionariedade apresentado na tabela 2. Os critérios de escolha denominados Akaike e Schwarz indicam um modelo de média móvel (ARIMA, 0,0,1) para todos estes indicadores, com exceção do RP que aponta um componente autorregressivo de primeira ordem (ARIMA 1,0,0).

Por meio da tabela 13, também se pode observar o valor dos parâmetros e suas respectivas significâncias estatísticas. Visualiza-se que a maior parte dos parâmetros são confiáveis para realizar previsões de indicadores, logo que os parâmetros são considerados significantes.

4.2.3 Diagnóstico do modelo

O diagnóstico dos modelos sugeridos acontecerá através da estatística Q do teste de autocorrelação de Ljung-Box. Conforme metodologia, esta estatística recomenda aceitar a hipótese nula, de que não existe autocorrelação entre os termos de erros estocásticos.

Tabela 4 – Diagnóstico dos modelos

| Índices | 6 | 11 | 16 |
|---------|-------|-------|-------|
| RP | 0.963 | 1.000 | 1.000 |
| RAT | 0.860 | 0.992 | 0.999 |
| RAF | 0.901 | 0.996 | 1.000 |
| RV | 0.829 | 0.985 | 0.999 |
| ROPL | 0.901 | 0.994 | 0.999 |
| ROV | 0.738 | 0.956 | 0.991 |
| MBV | 0.727 | 0.716 | 0.957 |
| LC | 0.977 | 0.850 | 0.981 |
| LS | 0.975 | 0.863 | 0.983 |

| | | | |
|------------|-------|-------|-------|
| LI | 0.224 | 0.573 | 0.865 |
| LG | 0.709 | 0.972 | 0.999 |
| EG | 0.764 | 0.651 | 0.773 |
| EO | 0.329 | 0.505 | 0.758 |
| EOL | 0.320 | 0.506 | 0.760 |
| EF | 0.409 | 0.909 | 0.979 |
| ET | 0.381 | 0.867 | 0.983 |

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa

*10%, **5%, ***1%

A tabela acima apresenta os resultados da estatística LB para os indicadores de rentabilidade, lucro e endividamento, com 6, 11 e 16 defasagens. Observa-se que todos os indicadores aceitam a hipótese nula, ou seja, não existe autocorrelação entre os termos de erro estocástico em todas as defasagens. Portanto, entende-se que os resíduos são normais.

De acordo com Bueno (2008) os resultados da estatística de Ljung-Box reforçam o resultado de normalidade dos resíduos.

4.2.4 O poder de previsão dos modelos

Após o diagnóstico, para se verificar o poder de previsão dos modelos escolhidos foi aplicado o erro percentual absoluto médio (MAPE). Os valores dos MAPEs ilustrados na tabela 5 apontam o grau de precisão das previsões realizadas para o mês de dezembro/2011. Adotou-se como base um passo à frente novembro/2011, dois passos à frente outubro/2011, e três passos a frente setembro/2011.

Tabela 5 – Poder de previsão dos modelos

| Índices | 1 passo a frente | 2 passos a frente | 3 passos a frente |
|----------------|-------------------------|--------------------------|--------------------------|
| RP | 1,03 | 1,03 | 1,03 |
| RAT | 0,98 | 0,98 | 0,99 |
| RAF | 0,99 | 0,99 | 0,99 |
| RV | 0,98 | 0,98 | 0,99 |
| ROPL | 1,03 | 1,04 | 1,04 |
| ROV | 1,03 | 1,35 | 1,36 |
| MBV | 1,98 | 2,04 | 2,10 |
| LC | 0,04 | 0,04 | 0,04 |
| LS | 0,04 | 0,04 | 0,04 |
| LI | 0,91 | 0,92 | 0,93 |
| LG | 0,05 | 0,05 | 0,05 |

| | | | |
|------------|---------|---------|---------|
| EG | 0,17 | 0,17 | 0,17 |
| EO | 2464,39 | 2539,06 | 2618,39 |
| EOL | 2,47 | 2,54 | 2,61 |
| EF | 0,62 | 0,63 | 0,65 |
| ET | 0,33 | 0,33 | 0,33 |

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa

Considerando que os valores do MAPE está relacionado com a potencialidade das previsões dos indicadores, pode-se afirmar que o LC e o LS são os índices contábeis com o maior poder de previsão. Tais indicadores apresentam o valor do MAPE abaixo de 10%, o que afirma um potencial muito bom para previsão. O EG revelou um MAPE abaixo de 20% que o classifica como um índice com previsibilidade potencialmente boa.

Os demais indicadores apresentam resultados potencialmente inexatos, pois possuem um MAPE acima de 30%.

5 CONCLUSÃO

Este trabalho analisa a viabilidade da previsão de indicadores contábeis por meio da análise de séries temporais. Para tanto, foi revisado a metodologia dos modelos univariados de série de tempo, apresentados os dados da pesquisa, e em sequência foram aplicados diversos testes estatísticos segundo metodologia de Box-Jenkins, conforme objetivos.

Os resultados apontam que as séries do LC e o LS podem ser descritas pelo modelo (1,0,0), as demais estatísticas confirmam a acuidade deste modelo. O modelo (1,1,1) apresenta bom resultado para prever índice EG. O valor do erro percentual revela que os demais indicadores são potencialmente inexatos para previsão.

Sendo assim, considera-se que apenas a previsão dos indicadores LC, LS e EG são viáveis e contribuem com acuidade na gestão empresarial. A empresa tem a possibilidade de antecipar decisões e ações estratégicas para manter sua capacidade de pagamento a curto prazo (LC), prevenir o comprometimento do estoque com quitação de dívidas (LS), e apurar a relação entre capital próprio e de terceiros, assim como a geração de lucros relacionados ao mesmo (EG).

REFERÊNCIAS

- BALTAR, Bruno de Paula. **Análise temporal dos preços da commodity cobre usando o modelo Box & Jenkins**. 2009. Dissertação (Mestrado) – Departamento de Administração PUC, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2009.
- BARBETTA, Pedro Alberto. **Estatística aplicada às ciências sociais**. 6. ed. Florianópolis: Ufsc, 2006.
- BLATT, Adriano. **Análise de Balanços: estrutura e avaliação das demonstrações financeiras e contábeis**. São Paulo: Makron Books, 2001.
- BUENO, Rodrigo de Losso da Silveira. **Econometria de séries temporais**. São Paulo: Cengage Learning, 2008.
- CAMPOS, Celso Vilela Chaves. **Previsão de arrecadação de receitas federais: aplicações de modelos de séries temporais para o estado de São Paulo**. 2009. Dissertação (Mestrado) - Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2009.
- CORRAR, Luiz J; THEÓPHILO, Carlos Renato, BERGMANN, Daniel Reed. Regressões. In: CORRAR, Luiz J; THEÓPHILO, Carlos Renato (Coord.). **Pesquisa Operacional para decisão em Contabilidade e Administração: Contabilometria**. São Paulo: Atlas, 2004.
- EHLERS, R.S. (2005) **Análise de Séries Temporais**. Departamento de Estatística, UFPR. Disponível em <http://leg.est.ufpr.br/~ehlers/notas>. Acesso em: 18 set. 2012.
- ELIAS, Zanoni Dos Santos et al. Rateio dos Custos Indiretos: aplicação da análise de correlação e de regressão. **Revista de Contabilidade do Mestrado em Ciências Contábeis da Verj**, Rio de Janeiro, v. 14, n. 2, p.50-66, ago. 2009.
- FABRIS, Thiago Rocha; COSTA JUNIOR, Newton Carneiro Affonso da. Propriedade das séries temporais dos lucros trimestrais das empresas brasileiras negociadas em bolsa. **Revista Brasileira de Finanças**, Rio de Janeiro, v. 08, n. 03, p.351-376, mar. 2010.
- FIGUEREDO, Clodoaldo José. **Previsão de Séries Temporais Utilizando a Metodologia Box & Jenkins e Redes Neurais para Inicialização de Planejamento e Controle de Produção**. 2008. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2008.
- GUJARATI, Damodar. **Econometria Básica**. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.
- GITMAN, Lawrence J. **Princípios de administração financeira**. 7 ed. São Paulo: Harba, 1997.
- IUDÍCIBUS, Sergio de. **Análise de Balanços: de acordo com a nova lei das S.A.** São Paulo: Atlas, 1977.

KELEJIAN, Harry H; OATES, Wallace E. **Introdução à Econometria: princípios e aplicações**. Rio de Janeiro: Campus, 1978.

KIRCHNER, Rosane M; SOUZA, Reinaldo C; ZIEGELMANN, Flávio A. **Identificação de estruturas não-lineares de séries temporais através de regressão linear local e modelos aditivos**. Pesquisa Operacional, v.28, n.1, p.45-57, Janeiro a Abril de 2008. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0101-74382008000100003>. Acesso em 11 ago. 2012.

KLIDZIO, Regiane. **Modelos de previsão aplicados ao controle de qualidade com dados autocorrelacionados**. 2009. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2009.

LOPES, Ricardo Dantas. **Previsão de Autopeças : Estudo de caso em uma concessionária de veículos**. 2002. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2002.

MARION, José Carlos. **Análise das demonstrações contábeis: contabilidade empresarial**. 2 ed. São Paulo: Editora Atlas, 2002.

LIMA, Mário William Pessoa de. **Modelos de previsão aplicados no controle estatístico de processo**. 2005. Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005.

LYRA, Ricardo Luiz Wust Correa de. **Análise Hierárquica dos indicadores contábeis sob a óptica do desempenho empresarial**. Tese (Doutorado) - Departamento de Contabilidade e Atuária da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2008.

MATOS, Orlando Carneiro de. **Econometria Básica: teoria e aplicações**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2000.

MEDEIROS, Andre Luiz. **Regressão múltipla e o modelo ARIMA na previsão do preço da arroba do boi gordo**. 2006. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2006.

MILESKI JR., Albino. **Análise de métodos de previsão de demanda baseados em séries temporais em uma empresa do setor de perfumes e cosméticos**. 2007. Dissertação (Mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2007.

NUNES, Raul Ceretta. **Adaptação dinâmica do timeout de detectores de defeitos através do uso de séries temporais**. 2006. Tese (Doutorado) - Departamento Pós Graduação em Computação, Universidade Federal do Rio Grande do Sul Instituto de Informática, Porto Alegre, 2006.

OLINQUEVITCH, José Leônidas; SANTI FILHO, Armando de. **Análise de Balanços para Controle Gerencial**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2004.

OLIVEIRA JUNIOR, Waldomiro de. **Estudo comparativo entre modelos lineares e redes neurais artificiais como tecnologias geradoras de previsões de valores financeiros.** 2007. Dissertação (Mestrado) – Universidade Católica de Brasília, Brasília, 2007.

PEREIRA, Elias et al. **Fundamentos da Contabilidade.** São Paulo: Prentice Hall, 2005.

REIS, Arnaldo Carlos de Rezende. **Demonstrações Contábeis: estrutura e análise.** São Paulo: Saraiva, 2003.

SABADIN, Anderson Léo. **Análise de indicadores contábeis para avaliação de desempenho favorável: um estudo nas cooperativas do Estado do Paraná.** 2006. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Universidade Regional de Blumenau, Blumenau, 2006.

SHIKIDA, Cláudio D. **Apostila de Econometria II.** – Departamento de Economia. 4 ed. Minas Gerais: IBMEC, 2008.

SILVA, José Pereira. **Análise Financeira das Empresas.** 8. ed. 2. São Paulo: Atlas, 2007.

XAVIER, Priscila Branquinho. **Análise e comparação de modelos de previsão de vazões para planejamento energético, utilizando séries temporais.** 2009. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Goiás Escola de Engenharia Elétrica e de Computação, Goiânia, 2009.