

Universidade Federal de Santa Catarina
Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção

**A Validade Estatística do Uso de Índices
Fundamentalistas no Mercado de Capitais Brasileiro:
um estudo aplicado ao setor bancário**

Dissertação submetida
à Universidade Federal de Santa Catarina
para a obtenção do grau de Mestre
em Engenharia de Produção

Marcelo da Rosa Miltersteiner

Florianópolis, novembro de 2003.

A Validade Estatística do Uso de Índices Fundamentalistas no Mercado de Capitais Brasileiro: um estudo aplicado ao setor bancário

Marcelo da Rosa Miltersteiner

Esta Dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção.

Banca Examinadora:

Prof. Edson Pacheco Paladini, Dr.
(Coordenador)

Prof. Newton C. A. da Costa Júnior, Dr.
(Orientador)

Prof. João Serafim Tusi da Silveira, Dr.

Prof^a. Rosilene Marcon, Dr^a.

A minha mãe, Clélia,
pelo incentivo.

A minha esposa, Giuliana,
pelo amor, compreensão e carinho.

Agradeço

`a Deus;

ao Professor Newton C. A. da Costa Júnior, pelos conhecimentos transmitidos, incentivo, amizade e oportunidade; e

ao amigo Maurício S. Nunes, por suas valiosas contribuições e discussões sobre o trabalho.

SUMÁRIO

LISTA DE LETRAS GREGAS, SÍMBOLOS E SUBSCRITOS.....	viii
LISTA DE QUADROS E TABELAS.....	ix
RESUMO.....	x
ABSTRACT	xi
1. INTRODUÇÃO	01
1.1. Objetivos.....	03
1.2. Importância do Estudo	03
1.3. Limitações da Pesquisa	04
1.4. Estrutura do trabalho	05
1.5. Hipóteses de Pesquisa.....	05
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	06
2.1. A análise de índices financeiros	06
2.1.1. As Demonstrações Financeiras	07
2.1.2. As divisões da análise das demonstrações financeiras.....	07
2.1.3. Análise das demonstrações financeiras através de índices.	09
2.1.3.1. Índices de Liquidez.....	10
2.1.3.2. Índices de Atividade	10
2.1.3.3. Índices de Endividamento	10
2.1.3.4. Índices de Rentabilidade.....	10
2.1.4 A comparação de índices financeiros	10
2.2. A Escola Fundamentalista	13
2.2.1. Finalidades da Análise	14

2.3. Indicadores utilizados pela Análise Fundamentalista	14
2.3.1. Principais indicadores de mercado.....	15
2.4. O uso de ferramentas estatísticas para a análise de índices	
financeiros	20
2.4.1 Os Dados.....	20
2.5. As medidas estatísticas	20
2.5.1. A tendência central.....	21
2.5.2. O desvio padrão	22
2.5.3. Distribuição Normal.....	22
2.5.4. A medida de assimetria.....	22
2.5.5. A medida de curtose	23
2.6. O Método de Jarque-Bera	24
2.7. Análise por meio de regressões	24
2.7.1. A construção de um modelo de regressão	25
2.7.1.1. A seleção das variáveis independentes	26
2.7.1.2. O método dos mínimos quadrados	26
3. Revisão da Literatura	27
3.1. O Trabalho de McDonald e Morris (1984)	27
3.2. O Trabalho de Costa Jr.(1989).....	29
3.3. O Trabalho de Ramos (1999)	31
3.4. Outros estudos sobre a distribuição dos índices financeiros.....	32
4. Metodologia utilizada e apresentação dos Modelos.....	34
4.1. O Modelo Tradicional.....	34
4.2. Apresentação dos Modelos	35
4.2.1. Modelo 1 - MQO.....	35

4.2.2. Modelo 2 – MQO-I.....	36
4.2.3. Modelo 3 - MQOP	36
4.2.4. Modelo 4 – MQOP-I.....	37
4.3. A Amostra de Dados Analisada	37
4.4. Os Testes.....	39
4.4.1. Testes de significância (teste-t).....	40
4.4.2. O teste de heteroscedasticidade (Goldfeld-Quandt)	41
4.4.3. Os Testes de Normalidade	41
4.4.3.1. Teste de Normalidade de (assimetria e curtose)...	41
4.4.3.2. Teste de Normalidade de Jarque-Bera (JB)	42
5. Resultados e Conclusões	44
5.1. Resultados sobre o Índice de Endividamento Geral.....	44
5.2. Resultados sobre o Índice Preço/Lucro.....	46
5.3. Resultados sobre o Índice de Liquidez Corrente	48
5.4. Resultados sobre o Índice de Rentab. / o Capital Próprio	50
5.5. Resultados sobre o Índice Preço/Valor Patrimonial (P/VPA) ...	52
5.6. Resultados sobre o Índice PAY OUT	54
5.7. Resultados sobre o Índice DIVIDEND YELD.....	56
5.8. Considerações Finais.....	58
5.9. Generalização dos resultados	59
5.10. Sugestões.....	60
6. REFERÊNCIAS	61
6.1. BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR.....	64

ANEXOS:**LISTA DE LETRAS GREGAS, SÍMBOLOS E SUBSCRITOS**

Lista de símbolos.....	66
Letras Gregas e Subscritos	67
Procedimentos dos cálculos	68

LISTA DE QUADROS E TABELAS

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Empresas analisadas.....	38
Quadro 2: Índices analisados	38

LISTA DE TABELAS

5.1. Resultados sobre o Índice de Endividamento Geral	46
5.2. Resultados sobre o Índice Preço/Lucro.....	48
5.3. Resultados sobre o Índice de Liquidez Corrente	50
5.4. Resultados sobre o Índice de Rentabilidade Sobre o Capital Próprio.....	52
5.5. Resultados sobre o Índice Preço/Valor Patrimonial (P/VPA) ...	54
5.6. Resultados sobre o Índice PAY OUT	56
5.7. Resultados sobre o Índice DIVIDEND YELD.....	58

RESUMO

A comparação de índices financeiros é atualmente uma das metodologias mais utilizadas para se analisar uma empresa. Neste estudo, procuraremos testar a validade da metodologia tradicional através de um modelo que representa sua forma análoga através de uma regressão linear.

O tipo de regressão utilizada foi o **método dos mínimos quadrados**, que por possibilitar a inclusão de um intercepto e permitir diversos testes estatísticos em um modelo estimado, dá maior embasamento teórico às análises. Esta metodologia vem sendo sugerida por diversos autores como uma forma de melhorar a análise de índices financeiros.

A proposta então, foi examinar a validade empírica do modelo (tradicional) estimado, através da avaliação de suas propriedades distributivas, comparando os seus resultados com os de outros modelos de estimação sugeridos.

Os dados utilizados para os testes foram índices de empresas brasileiras, do setor bancário, publicados nos balanços de dezembro de 1996; 1997; 1998; e 1999. O que nós permitirá decidir entre os modelos estudados, qual o modelo mais adequado para se analisar e comparar índices financeiros no caso brasileiro.

A conclusão foi que, assim como nos estudos de McDonald e Morris (1984), o método tradicional provou ser mais consistente do que os outros métodos sugeridos, pois apresentou menores distorções, por considerar a característica de proporcionalidade diminuindo em muito as não-normalidades da distribuição, e apresentou também baixas medidas de heteroscedasticidade, além é claro, da simplicidade. Estes resultados forneceram um forte suporte empírico para a metodologia tradicional, comprovando que os resultados encontrados neste trabalho e no trabalho de McDonald e Morris, ainda representam a melhor maneira de estudar os índices financeiros.

ABSTRACT

Nowadays, the ratio analysis methodology has been popularized by its convenience as a good way to analyze a company. This study tests the structural validity of the traditional methodology through a model that represents its analogous regression format.

The regression format used it was the more general ordinary least squares (OLS) method, which for including an intercept term and allowing diverse statistics tests in a model estimated has been suggested by many authors as a form that could improve the comparison of ratio analysis.

The propose is to examine the empirical validity of the traditional model (estimated) through the evaluation of its distributional properties and compare its results against the results of the alternative models.

The data are from Brazilian companies published in December 1997. This data allow us to decide among the models studied, which one has the best fit and should be chosen for the Brazilian case.

The results provide strong empirical support for the simple ratio only for intra-industry comparisons and only for ratios that do not have any correlation to the profitability.

1 - Introdução

A análise financeira de empresas é uma tarefa bastante complexa e de fundamental importância na sociedade moderna. No mercado financeiro, a análise dos índices financeiros tem se caracterizado como uma das principais ferramentas utilizadas pelos analistas, servindo de subsídio nas suas decisões de investimentos. Na comparação entre índices de uma empresa com outra, está implícito a hipótese de que os índices financeiros são proporcionais e possuem distribuição normal.

Cabe destacar, no entanto, que muitos desses estudos apresentaram-se deficitários no que tange às suposições quanto às distribuições utilizadas em tais índices. Nesse sentido, os anos 70 e 80 foram anos de intensas pesquisas nesta área, objetivando a verificação da relevância dos índices como indicadores de mercado, bem como a apresentação de definições alternativas à utilização desses índices. DEAKIN (1976), FRECKA e HOPWOOD (1983) e BOUGEN e DRURY (1980), se preocuparam em estudar as propriedades distribucionais dos índices. DEAKIN concluiu que os índices financeiros não possuíam uma distribuição normal, mas que a mesma poderia ser alcançada via transformação das variáveis. Já FRECKA e HOPWOOD testaram os mesmos índices utilizados por DEAKIN e concluíram que, quando deletados os *outliers* (observações que apresentam grande dispersão em relação a média), os índices apresentavam-se normalmente distribuídos, pelo menos em uma forma aproximada.

LEV e SUNDER (1979) e FOSTER (1978), concentraram-se especificamente na verificação da metodologia utilizada nas análises dos índices. WHITTINGTON (1980) e BARNES (1982), por sua vez, sugeriram que a utilização do Método de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), mais geral que incluiria um termo intercepto, melhorando a capacidade de comparação entre as variáveis financeiras. Em estudos recentes, WATSON (1990), considerou a distribuição conjunta de vários índices na tentativa de melhorar a normalidade dos resíduos pela remoção dos *outliers* em uma análise multivariada. No entanto, Lau Lau e Gribbin (1995), contrariando os estudos passados, mostraram que a

remoção dos *outliers* das distribuições dos índices financeiros, além de ser teoricamente incorreto é desnecessário sob o ponto de vista empírico.

Ante as evidências empíricas relatadas, RAMOS e COSTA Jr. (1999), ao fazerem suas análises para o ano de 1998, obtiveram duas conclusões sobre a distribuições dos índices financeiros, no Brasil, quais sejam: (i) As distribuições dos índices são tipicamente não-normais e (ii) as distribuições apresentam uma grande variedade de *outliers*. Adicionalmente, os mesmos destacam que há um consenso entre os pesquisadores de que não-normalidade é indesejada, já que impede a utilização de metodologias baseadas no pressuposto da normalidade (como a análise discriminante). Dessa forma, a maioria dos pesquisadores procura normalizar as distribuições através da transformação dos valores dos índices usando uma função algébrica simples ou um modelo de regressão e/ou através da remoção dos *outliers*.

Alternativamente, McDONALD e MORRIS (1984) realizaram uma análise *cross-section* de uma firma individual com o padrão da indústria, bem como examinaram a validade empírica do método de índice entre e intra-indústria. Nesse estudo, os autores comparam o método tradicional da análise de índice com uma metodologia alternativa através da utilização de mínimos quadrados generalizados e verificaram que o segundo modelo apresentou melhor performance no que tange a normalidade das distribuições.

Neste estudo, será aplicada a metodologia utilizada por McDONALD e MORRIS (1984) para o setor bancário no período 1996 à 1999 e examinar-se-à sua validade empírica além de compara-lo com o modelo tradicional (estimado pelo Método dos Mínimos Quadrados Ordinários -MQO).

A análise tradicional de índices financeiros possui várias suposições implícitas em sua metodologia. Uma das mais importantes é a existência de uma forte proporcionalidade existente entre o numerador e o denominador de um número índice. Autores como FOSTER (1986), McDONALD e MORRIS (1984), WHITTINGTON (1980) e LEV e

SUNDER (1979) vem fazendo estudos e obtendo evidências empíricas de que esta proporcionalidade, quando aplicada a alguns índices financeiros, nem sempre é verdadeira.

Para testar as suposições implícitas na análise tradicional de índices, os autores procuram utilizar a metodologia de representar os índices financeiros através da análise de regressão. Nesta dissertação, adota-se esta metodologia para a análise de índices financeiros de empresas brasileiras do setor bancário. Para isto, será utilizado um modelo de regressão linear, onde a característica de proporcionalidade é testada e será considerada verdadeira, se no modelo estimado não for encontrado um significativo termo de intercepção.

1.1 Objetivos

O objetivo principal deste estudo é confrontar a metodologia tradicional de análise dos índices fundamentalistas com a análise de regressões, através de uma amostra de dados do setor bancário brasileiro.

Os objetivos secundários, são:

- revisar a literatura sobre a análise de índices do setor bancário;
- aplicar métodos estatísticos e econométricos; e
- estimar e testar modelos alternativos para a análise de índices financeiros.

1.2 Importância do Estudo

Por ser a análise de índices financeiros uma das principais formas de comparação de dados contábeis e financeiros entre empresas atualmente utilizada, pode-se destacar como muito importante procurar estudar em quais suposições está baseada a análise tradicional de índices financeiros.

A metodologia alternativa de análise desenvolvida neste trabalho também é considerada importante, porque além de possibilitar comparar os modelos, permite a realização de

diversos testes estatísticos que podem ser utilizados para dar um maior suporte empírico aos resultados encontrados.

1.3 Limitações da Pesquisa

Durante a realização da pesquisa algumas limitações existiram. Entre elas podem ser citadas:

- Horizonte de Análise: existe uma grande dificuldade para a obtenção de dados financeiros sobre um horizonte de tempo muito grande no Brasil.;
- Quantidade de Ativos Analisados: esta pesquisa contou com 17 empresas por ano analisado (total aproximado de empresas do setor bancário negociadas na Bovespa nos período em questão).;
- Concentração de Liquidez da BOVESPA: poucos foram os papéis muito negociados;
- Período de observação: optou-se, neste trabalho, pelo uso de dados referentes aos meses de dezembro e pela análise de regressões *cross-section* anuais.;

Restrições: As restrições neste estudo estão intimamente ligadas à escolha do método de regressão. A metodologia de regressão utilizada foi o método dos mínimos quadrados ordinários (MQO) com uma variável, que apresenta segundo NETER (1985, p. 31-32) as seguintes suposições básicas:

- termo de erro tem média zero;
- a variância do termo de erro é constante;

Uma das restrições impostas pelo método de regressão escolhido, é portanto, que o modelo estimado será o tanto mais adequado, quanto mais as suas distribuições satisfizerem estas duas suposições.

Uma outra restrição da metodologia utilizada é que ela testa apenas se os índices financeiros obedecem ou não a uma função do tipo linear com uma variável independente. Caso esta função linear não seja adequada, nossos testes não indicarão qual a função alternativa a utilizar.

1.4 Estrutura do trabalho

o presente trabalho está dividido em 5 capítulos. O capítulo 2, trata da fundamentação teórica. No capítulo 3, é feita a revisão da literatura sobre os principais trabalhos relacionados com o tema da dissertação. Já no capítulo 4, apresenta-se a metodologia utilizada e os modelos a serem analisados. O último capítulo expõe os resultados obtidos e as considerações finais.

1.5 Hipóteses da pesquisa

Ao final deste estudo espera-se poder responder as seguintes questões:

- 1. será que a validade da hipótese de proporcionalidade na comparação entre índices fundamentalistas pode ser verificada?*
- 2. será que existe um modelo mais adequado para a comparação de índices financeiros do que o atualmente utilizado?*

2. Fundamentação Teórica

Este capítulo está basicamente dividido em duas partes. A primeira parte apresenta os principais conceitos e definições sobre a análise de índices financeiros e a segunda parte apresenta o ferramental estatístico a ser utilizado no trabalho

2.1 A análise de índices financeiros

Conforme GITMAN (1997):

"A análise por meio de índices financeiros é usada para comparar o desempenho e a situação de uma empresa com outras empresas, ou consigo mesma ao longo do tempo." (GITMAN, p.102)

O autor acrescenta ainda que, além dos cálculos dos índices financeiros, o mais importante é a interpretação dos valores destes índices. E que os insumos básicos para a análise baseada em índices são a demonstração do resultado e o balanço patrimonial da empresa, referentes aos períodos a serem examinados.

Para FOSTER (1986), os índices financeiros são a forma mais resumida de se analisar as demonstrações financeiras de uma empresa, e as principais razões para se estudar dados em forma de índices são:

1. O controle da variável "tamanho" entre a comparação de diferentes empresas numa determinada data ou ao longo do tempo.
2. Tornar os dados mais consistentes através do uso de ferramentas de análises estatísticas, como por exemplo, as análises de regressão.
3. Provar uma determinada teoria onde o índice é a variável de interesse.
4. Explorar uma regularidade empírica observada entre os índices financeiros e a estimação ou predição de uma variável de interesse, como por exemplo, o risco de uma ação ou a probabilidade de uma empresa declarar falência.

FOSTER (1986) destaca o controle da influência do tamanho de uma empresa, como a maior razão citada para a análise de dados em forma de índices financeiros.

2.1.1 As Demonstrações Financeiras

No Brasil, as quatro demonstrações financeiras principais exigidas pela Lei das Sociedades por Ações (Lei das S.A.), são: a demonstração do resultado do exercício (DRE); o balanço patrimonial (BP); a demonstração dos lucros e prejuízos acumulados (DLPA); e a demonstração das origens e aplicação de recursos (DOAR).

As demonstrações das companhias são apresentadas em valores nominais, conforme estipula a Lei das S.A. e comparadas com o exercício anterior. Opcionalmente, a companhia também pode elaborar demonstrações financeiras em moeda constante (correção integral). Conforme a Lei Societária, elas apresentam distorções para avaliação e análise, fato que a administração da companhia deveria divulgar em seu relatório, visando a alertar usuários quanto às suas restrições por não incorporar os efeitos da inflação nas contas. As demonstrações financeiras devem ser complementadas com informações consolidadas, quando se trate de mais de uma empresa a ser analisada dentro de um grupo.

A análise ao longo deste trabalho, será de dados de empresas S.A. de capital aberto, por serem os dados destas empresas mais acessíveis.

2.1.2 As divisões da análise das demonstrações financeiras

A Análise das Demonstrações Financeiras pode ser dividida em:

- Primárias: Balanço Patrimonial e Demonstração de Resultados.
- Secundárias: Demonstração de Origens e Aplicação de Recursos.
- Métodos de Análises: Horizontal e Vertical.
- Índices: Grandezas relativas construídas a partir dos números contidos nas demonstrações primárias.

BALANÇO PATRIMONIAL (BP)

Demonstração resumida da posição financeira de uma empresa em determinada data. É uma representação sintética dos elementos constituintes do patrimônio da empresa.¹

DEMONSTRAÇÃO DO RESULTADO DO EXERCÍCIO (DRE)

Fornece um resumo financeiro dos resultados das operações da empresa durante um período específico. Seus dados são valores acumulados entre duas datas. Assim, com a acumulação das receitas e despesas de um período pode-se conhecer o resultado (lucro ou prejuízo) desse período. Em se tratando de demonstrações contábeis financeiras, é obedecido o regime de competência de exercício (receitas e despesas não significam, necessariamente entradas e saídas).

DEMONSTRAÇÃO DE ORIGENS E APLICAÇÕES DE RECURSOS (DOAR)

As demonstrações das origens e aplicações são elaboradas em termos monetários ou percentuais e permitem ao administrador financeiro analisar os fluxos de fundos passados da empresa, e possivelmente os futuros. Este deverá estar bastante atento às origens e aplicações mais importantes, para poder determinar se ocorreram quaisquer desenvolvimentos contrários às políticas financeiras da empresa.

DEMONSTRAÇÃO DE LUCROS OU PREJUÍZOS ACUMULADOS (DLPA)

Nas demonstrações dos lucros ou prejuízos acumulados, estuda-se os acontecimentos ocorridos no Patrimônio Líquido da sociedade sob o aspecto das mutações nele ocorridas, relativamente ao resultado acumulado.

2.1.3 Análise das demonstrações financeiras através de índices

Apresentaremos a seguir, os principais índices que constituem o instrumento básico da análise de balanços. Dividiremos estes índices em quatro categorias básicas:

- Índices que analisam Liquidez;
- Índices de Atividade;
- Índices de Endividamento; e
- Índices que avaliam a Rentabilidade da Empresa.

Os índices de liquidez, atividade e de endividamento medem, fundamentalmente o risco; os índices de rentabilidade medem o retorno. Para prazos curtos, os elementos importantes são a liquidez; a atividade; e a lucratividade, visto que eles fornecem informações que são críticas para as operações de curto prazo da empresa.

A análise através de índices é apenas um componente da avaliação da saúde de uma empresa. Basicamente os índices se comportam como uma radiografia da empresa, e note uma radiografia representa sempre o passado, a empresa pode tanto melhorar como piorar após o retrato.

Um médico não define o quadro clínico do paciente somente por uma radiografia, no entanto nenhum médico dispensa esta ferramenta.

Da mesma forma deve proceder o administrador financeiro, ou seja, utilizar os índices financeiros como indicativos da real situação de uma empresa sem no entanto descartar outras formas de análise.

¹ Todos os valores contidos num balanço, que são os saldos das várias contas do ativo e do passivo, correspondem à composição do patrimônio da empresa numa data específica (quanto tem-se de estoques neste dia, quanto deve-se de impostos, etc.).

2.1.3.1 Índices de Liquidez

Servem para avaliar a capacidade da empresa em saldar seus compromissos imediatos, curto e longo prazo.

A liquidez refere-se à solvência da situação financeira global da empresa – a facilidade com que ela pode pagar suas contas. Sendo assim, tem-se uma medida, que não é um índice, mas que contribui para a análise – é o capital circulante líquido (Ativo Circulante – Passivo Circulante).

2.1.3.2 Índices de Atividade

Os índices de atividade são usados para medir a rapidez com que várias contas são convertidas em vendas ou caixa.

2.1.3.3. Índices de Endividamento

Como diz o nome, mede o endividamento de uma empresa, ou seja, o montante de dinheiro de terceiros que está sendo usado, na tentativa de gerar lucros.

2.1.3.4 Índices de Rentabilidade

Estes indicadores mostram a rentabilidade dos capitais investidos e, portanto, o êxito do empreendimento.

2.1.4 A comparação de índices financeiros

Para Foster, a metodologia de análise de índices financeiros é a técnica de análise mais largamente utilizada e difundida no ambiente financeiro.

Para responder questões como se os valores dos índices estão altos ou baixos, se são bons ou ruins, é necessário ter uma base de comparação. Dois tipos de comparação entre os índices financeiros podem ser feitas.

GITMAN (1997), classifica estas comparações como: análise *cross-sectional* e análise *série-temporal* e as define como:

"Análise cross-sectional é a comparação de índices financeiros de diferentes empresas em um mesmo instante; envolve a comparação de índices da empresa com os correspondentes da principal empresa do setor ou com as médias da indústria." (GITMAN, p.103)

"Análise série-temporal é a avaliação do desempenho financeiro da empresa ao longo do tempo, utilizando a análise financeira baseada em índices." (GITMAN p.105)

Uma possível combinação destes métodos é também sugerida pela maioria dos autores como uma outra forma de análise. *"Uma visão combinada permite avaliar a tendência do comportamento do índice com relação a tendência da indústria." (GITMAN p.105).*

Segundo GITMAN (1997), ao fazer a análise dos índices devem ser obedecidas certas premissas.

1. Um único índice financeiro não fornece informações suficientes para se julgar o desempenho global de uma empresa. Somente quando um grupo de índices for avaliado é que se poderá fazer julgamentos razoáveis.
2. As demonstrações financeiras quando comparadas, devem ser da mesma data ou mês de encerramento, caso contrário, os efeitos de sazonalidade podem levar a conclusões e decisões errôneas.
3. É preferível usar demonstrações financeiras auditadas para fins de análise de índices financeiros. Se as demonstrações não forem auditadas, não há razão para se crer que os dados ali contidos reflitam a verdadeira situação financeira da empresa.
4. Os dados financeiros que estão sendo comparados devem ter sido elaborados com os mesmos critérios. O uso de tratamentos contábeis diferentes pode distorcer os resultados

das análises por índices financeiros, independentemente do tipo de análise utilizado, se *cross-sectional* ou série temporal.

5. Quando os índices financeiros de uma empresa são comparados com os de outra ou com os da própria empresa ao longo do tempo, os resultados podem ser distorcidos devido a inflação. Os efeitos inflacionários geralmente têm maior impacto, quanto maiores forem as diferenças nas idades dos ativos das empresas que estão sendo comparadas. Sem ajustes, a inflação tende a fazer com que as empresas mais antigas (ativos mais antigos) pareçam ser mais eficientes e lucrativas que as empresas mais novas (ativos mais novos). Obviamente, deve-se tomar cuidado ao comparar índices de empresas mais antigas com mais novas ou da própria empresa em um longo período de tempo.

LEV (1974), coloca como principais restrições para os dados quando da utilização da análise *cross-sectional*, que:

- a. os dados pertençam a empresas de uma mesma indústria,
- b. as empresas possuam tamanho similar,
- c. a contabilidade das empresas envolva os mesmos métodos de cálculo,
- d. as empresas estejam localizadas em uma mesma área geográfica.

Caso contrário, diz o autor, as relações encontradas não serão de muita confiabilidade, destacando que quando os dados pesquisados são referentes a empresas pertencentes a indústrias ou setores diferentes, a análise financeira será fraca e inconsistente. Este autor, afirma também que há um acordo entre o pensamento da maioria dos autores que antes de uma análise, há a necessidade de classificação das empresas em segmentos homogêneos, pois o problema principal da análise entre empresas pertencentes a segmentos diferentes é a alocação de seus custos, que como é sabido, podem ser arbitrárias e até mesmo manipuladas pelos gerentes financeiros para melhorar a performance dos números da empresa.

2.2. A Escola Fundamentalista

Na área de análise de investimentos em ações existem, basicamente, duas escolas ou dois pontos de vista: a análise técnica e a análise fundamentalista. A análise técnica toma suas decisões de compra e venda de ações apenas com base no histórico de preços. Ao passo que a análise fundamentalista trabalha com os ‘fundamentos’ da empresa e para isso uma de suas ferramentas é o uso de índices financeiros, chamados de índices fundamentalistas.

É uma corrente que, fundamenta suas conclusões em dados econômicos- financeiros da empresa, relacionando- os à situação do seu setor de atividade e da economia como um todo. Seu raciocínio, portanto, é de que o preço depende do desempenho da empresa no seu contexto econômico e que somente pela avaliação deste desempenho pode- se estimá- lo.

O fundamento teórico desta escola repousa na tese de que existe uma correlação lógica entre o valor intrínseco de uma ação e seu preço de mercado. O valor intrínseco para a Escola Fundamentalista é representado pela avaliação do patrimônio da empresa, seu desempenho e sua posição no respectivo setor de atuação, pela intensidade da concorrência e pela existência de produtos ou serviços alternativos, pelo grau de atualização tecnológica do empreendimento, pelo nível de intervenção estatal na área de atuação (controle de preços, proteção tributária, subsídios,...), por seu programa de investimentos, por sua política de distribuição de lucros e pelo cálculo do valor presente dos lucros futuros estimados.

Nos campos setorial e macroeconômico, as informações mais relevantes são as que se refletem à concorrência, às políticas de crédito, fiscal e cambial. Quanto melhor forem conhecidos estes aspectos e as possíveis implicações sobre a atividade da empresa sob análise, melhor ela poderá ser avaliada.

A análise retrospectiva das demonstrações financeiras permite ao analista conhecer em detalhes a estrutura de capitais da empresa analisada, observando a evolução dos principais dados contábeis, como as contas a receber de clientes, nível de estoques, contas a pagar a fornecedores, faturamento, custo de produtos vendidos, estrutura financeira, etc.

2.2.1 Finalidades da Análise

São muitas as finalidades, tudo dependerá do ponto de vista adotado pelos analistas, mas poderá referir-se ao passado, presente ou futuro em termos de situação e desempenho da empresa estudada. O fato de os dados contábeis serem registros de eventos já ocorridos (passados), não significa que não seja possível aplicar os métodos das demonstrações financeiras projetadas para o futuro.

O relatório aos acionistas resume e documenta as atividades financeiras das empresas de capital aberto durante o ano. Este relatório inicia-se com uma mensagem aos acionistas – é a principal comunicação da administração aos proprietários da empresa e vem acompanhado das principais demonstrações financeiras. As demonstrações financeiras básicas são: demonstração do resultado do exercício; balanço patrimonial; e demonstração das origens e aplicações de recursos.

É fundamental entender as demonstrações financeiras para administrar um negócio e saber como ele opera. Para os administradores, as demonstrações financeiras fornecem uma rápida visão intuitiva da situação da empresa, servindo de ponto de partida para análises posteriores, e também servem de base para planejar os negócios e elaborar os orçamentos internos. Para o público em geral, as demonstrações financeiras fornecem o conhecimento da situação econômico-financeira, para a verificação do grau de segurança dos recursos a serem cedidos á empresa, ou seja, das possibilidades de retorno tranquilo dos mesmos, dentro dos prazos estabelecidos.

2.3 Indicadores utilizados pela Análise Fundamentalista

A análise fundamentalista utiliza-se de uma série de índices ou indicadores. O valor de mercado de uma empresa está representado pela cotação das suas ações em Bolsa multiplicado pelo número de ações total que compõe seu capital. Para o cálculo perfeito do valor de mercado, deveriam ser consideradas as cotações em Bolsa de cada tipo de ação (ordinária e preferencial) e ponderadas pelas quantidades de cada tipo no capital da empresa. Entretanto, na maioria dos casos, não há negócios com os dois tipos em Bolsa,

motivo pelo qual é normal utilizar-se como referência a cotação da ação mais líquida e efetuar a multiplicação pelo número total de ações.

2.3.1 Principais indicadores de mercado

Preço/Lucro (P/L)

= Cotação da Ação/ Lucro por Ação

= Valor de Mercado/ Lucro Líquido

Indica o tempo de retorno do investimento, partindo-se da premissa que o lucro apurado se repetirá nos próximos anos, e que todo ele será distribuído aos acionistas. Assume ainda um caráter de preço relativo, na medida em que seja disponível uma série de projeções para várias empresas para determinado ano.

Se esta série indica, por exemplo, um P/L médio de 10,0, pode ser entendido que o risco médio atribuído ao mercado é de 10,0. Esta média certamente envolve empresas de vários setores, alguns considerados mais arriscados (mais difíceis para definirmos prognósticos para o futuro, em face de características sazonais ou outras). Assim, começamos a atribuir níveis de P/L justos para cada setor e para cada empresa.

Então, se entendemos que determinado setor apresenta risco abaixo da média dos setores envolvidos, é lícito supor que nos dispomos a esperar mais tempo pelo retorno em um investimento naquele setor, ou seja, podemos aceitar "pagar" um P/L mais alto por ações de uma empresa atuante num setor considerado de menor risco.

O mesmo raciocínio vale para comparações entre empresas do mesmo setor, em face de diferenças nas estruturas de capitais, nos mercados específicos de atuação, etc.

Esta relação decorre da divisão entre a cotação de um determinado papel, em certo momento, pelo lucro líquido por ação (anual ou anualizado por alguma técnica adequada)

proporcionado pela respectiva empresa. Este quociente espelha o prazo de retorno do investimento (sob as formas de dividendos ou reforço das reservas livres da companhia).

Em princípio, deduz-se que quanto mais baixo o P/L mais recomendável será realizar aquisições, e vice-versa; na realidade, este índice deve ser utilizado isoladamente para respaldar decisões de investimento. O conceito do índice deve ser dinâmico, ou seja, sua utilização deve conter as perspectivas de desenvolvimento da empresa e de seus lucros, de acordo com os prazos ideais (do ponto de vista do investidor) para sua aplicação no papel em questão. No caso brasileiro, alguns fatores dificultam a utilização do índice P/L. Além da característica universal de várias empresas apresentarem diversos graus de sazonalidade na formação de suas receitas, ao longo do exercício social, o ambiente inflacionário e as sucessivas e profundas intervenções governamentais na atividade econômica causam esse acréscimo de dificuldade. A observação empírica nos mostra que no Brasil o lucro de uma empresa pode apresentar grandes variações de um ano para o outro; desta forma, o P/L calculado sobre o lucro passado pode nada significar, enquanto que as projeções de lucros constituem exercícios que em certos casos beiram a adivinhação.

Preço/Valor Patrimonial (P/VPA)

$$\begin{aligned} &= \text{Cotação da Ação} / \text{Patrimônio Líquido por Ação} \\ &= \text{Valor de Mercado} / \text{Patrimônio Líquido} \end{aligned}$$

Indica a relação existente entre o valor de mercado e o valor contábil da empresa. Esta relação, como se verifica diretamente de seu nome, resulta do quociente entre a cotação de um determinado papel, em certo momento, por seu valor patrimonial. Este último valor, por sua vez, é obtido pela divisão do montante global do patrimônio líquido da empresa pelo número de ações em poder dos diversos acionistas. Como se sabe, o patrimônio líquido de uma empresa é o somatório de todos os recursos da companhia que não são exigíveis a não ser por seus próprios acionistas (capital integralizado, reservas diversas e lucros acumulados). Nos balanços este somatório é colocado em destaque, facilitando as consultas. De maneira geral, além de seu valor absoluto, a relação preço/valor patrimonial de cada empresa costuma ser utilizada em comparação dentro de um mesmo setor de

atividades. Além disso, o fato por si só dessa relação ser superior ou inferior à unidade não deve ser analisado isoladamente; diversos setores têm características específicas que concentram suas empresas em determinadas faixas dessa relação, como o caso do setor de mineração. Neste caso, como as empresas mineradoras costumam registrar contabilmente pequenas parcelas da quantidade total de minério contido nas minas, deixando portanto um potencial muito grande, suas relações entre cotação e valor patrimonial são constantemente superiores à unidade, refletindo o conhecimento que o mercado tem dessa peculiaridade. Outro ângulo a destacar diz respeito ao financiamento dos programas de investimentos de empresas de capital aberto. Se a relação entre cotação e valor patrimonial for muito reduzida, qualquer chamada de capital só será bem sucedida à custa da concessão de vultoso deságio; ao contrário, se a relação for elevada, é mais provável que a nova emissão seja bem assimilada pelos investidores.

Pay-Out (taxa de distribuição de lucros)

= dividendos pagos/ lucro líquido

É a taxa de distribuição do lucro da empresa para os acionistas na forma de dividendos ou juros sobre o capital próprio. A legislação exige que seja distribuído, no mínimo, 25% do lucro líquido, após algumas deduções legais.

Dividend Yield (taxa de distribuição de dividendos)

= dividendos pagos por ação/ cotação da ação

O *Yield* é calculado tendo como numerador o dividendo distribuído por ação e como denominador o preço atual da ação. Torna-se especialmente relevante sua análise quanto ao futuro, sendo neste caso necessário que tenhamos uma projeção de lucro e seja estabelecido um *pay-out* realista. Assim, se uma ação custa hoje R\$ 100,00 e esperamos receber R\$ 10,00 em dividendos, o *yield* seria de 10%, podendo ser visto como um desconto no custo de aquisição da ação.

Este instrumento decorre da verificação do dividendo pago em dinheiro, por ação. A exemplo do P/L, é conveniente que sua apuração seja sobre o valor acumulado anual, ou anualizado por alguma fórmula adequada. Para muitos investidores, que preferem retornos em dinheiro para as suas aplicações, o "*cash-yield*" combinado com levantamentos estatísticos sobre a periodicidade e a época do pagamento dos dividendos constitui importante instrumento de apoio a suas decisões. Um aspecto muito importante, que confere ao "*cash-yield*" características diferentes do P/L, é que a legislação societária brasileira permite que em certas ocasiões sejam efetuados pagamentos de dividendos à conta de saldos de reservas de lucros, ainda que a empresa não tenha apresentado lucro em seu último balanço ou balancete.

Além disso, o percentual dos lucros destinados ao pagamento de dividendos varia significativamente de empresa para empresa. Por outro lado, o analista deve atentar para os diversos procedimentos das empresas em relação à periodicidade do pagamento de dividendos. Algumas pagam dividendos anuais, enquanto outras fazem semestral, trimestral ou mesmo mensalmente. Quando o pagamento for parcelado ao longo do exercício social, o investidor não deve deixar de utilizar deflatores, se as taxas de inflação forem significativas.

LIQUIDEZ CORRENTE

$$= \frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo Circulante}}$$

Trata-se do quociente entre o ativo e o passivo circulantes; em decorrência, reflete a capacidade de cada empresa de fazer face a seus compromissos de curto prazo (em geral até 30 dias); assim sendo, valores de liquidez corrente inferiores à unidade são preocupantes para o investidor, significando que a empresa pode ter insuficiência de recursos para obrigações quase imediatas.

RENTABILIDADE SOBRE CAPITAL PRÓPRIO (RENTAB. DO PATRIMÔNIO)

$$= \frac{\text{Lucro Líquido do Exercício}}{\text{Patrimônio Líquido do Exercício Anterior}}$$

É o quociente entre o lucro líquido de uma companhia; e seu patrimônio representa, em outras palavras, o percentual de retorno dos recursos totais aplicados pelos acionistas nos negócios (e recuperação do capital próprio dos administradores da empresa), permitindo prever o tempo necessário para a recuperação do capital próprio investido; este índice obviamente permite comparações entre empresas dos mais diversos setores.

ENDIVIDAMENTO GERAL

$$= \frac{\text{Passivo Circulante + Exigível a Longo Prazo}}{\text{Patrimônio Líquido}}$$

É o resultado da divisão entre o passivo circulante mais o exigível a longo prazo e o ativo total; apresentado geralmente em termos percentuais, demonstra quanto cada empresa recorreu a capital de terceiros para financiar suas operações; de maneira geral, exceção feita aos bancos, esta relação não deve ser superior a 50%, pois valores superiores a este costumam refletir fragilidade financeira da empresa. Um complemento relevante que também deve ser analisado é o endividamento de curto prazo, que vem a ser o quociente, preferivelmente apresentado em termos percentuais, do passivo circulante sobre o ativo total. Esta relação demonstra o peso dos compromissos financeiros exigíveis dentro de um prazo de 30 dias sobre a totalidade dos recursos de cada empresa.

2.4 O uso de ferramentas estatísticas para a análise de índices financeiros

O uso de ferramentas estatísticas como análises de regressões lineares e não lineares vem sendo a cada dia mais utilizado na análise de índices financeiros. Esta metodologia, por fornecer um grande número de informações estatísticas possibilita um número maior de análises do que os modelos tradicionais.

2.4.1 Os Dados

Os dados são informações que deseja-se analisar. MIRER (1983), define dados como sendo fatos quantitativos ou pedaços de informações que se quer trabalhar estatisticamente. Diz ainda que, em qualquer processo econômico que faça estudos empíricos, os dados são coletados de um conjunto de casos ou ocorrências de um processo. Estes casos são chamados *observações*, e a natureza destes casos ou instantes define a unidade da observação.

Antes de qualquer análise dos dados coletados, o analista deveria ter um bom entendimento de quais as exatas características dos dados medidos e saber o quão confiável é o processo de medida.

2.5 As medidas estatísticas

Algumas das medidas estatísticas mais comuns dos dados são as medidas da tendência central e as medidas de dispersão.

Entre as medidas de tendência central, a mais usada é a média, também usa-se a moda e a mediana), que pode ser caracterizada normalmente pela média dos dados e preocupa-se com a medida do típico valor que a variável assume nos dados analisados. *As medidas de dispersão* dos dados, preocupam-se em determinar a faixa em que os valores se encontram, assim como procura quantificar o tamanho desta faixa.

Algumas das medidas mais comuns de dispersão são a *amplitude total*, a *variância* e o *desvio padrão*. Outras medidas mais avançadas para avaliar os dados são os coeficientes de *assimetria* e *curtose*.

Como o uso da medida do coeficiente de assimetria e curtose serão bastante utilizadas ao longo de nosso trabalho, procurar-se-á dar ênfase a essas medidas, nos próximos ítems.

Para um bom entendimento das medidas de assimetria e curtose, é necessário ter em mente as definições de tendência central, desvio padrão e distribuição normal.

2.5.1 A tendência central

A tendência central, será quantificada neste trabalho através da média dos dados. Esta média é geralmente encontrada somando-se todos os dados da variável analisada e dividindo-se esta soma pela quantidade de observações. A fórmula é geralmente apresentada como:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^N X_i}{N} \quad (2.1)$$

onde:

X_i é o valor da variável analisada, e

N é o número de observações.

2.5.2 O desvio padrão

O desvio padrão é a medida mais comum de dispersão e é geralmente estimada como:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^N X_i}{N} \quad (2.2)$$

onde:

X_i é o valor da variável analisada,

\bar{X} é a média dos valores observados,

N é o número de observações.

2.5.3 Distribuição Normal

A distribuição de um conjunto de dados é dita normal quando a média dos seus desvios ($X_i - \bar{X}$) é igual a zero e a variância dos erros da distribuição é constante. Para uma distribuição normal o coeficiente de assimetria é igual a zero, pois os dados analisados encontram-se simétricos com relação a média, uma vez que para a distribuição dita normal a média dos desvios é nulo.

2.5.4 A medida de assimetria

Como o próprio nome da medida já diz, a medida de assimetria procura medir o grau de assimetria de uma distribuição (conjunto de dados) em torno de sua média. A distribuição é dita com assimetria positiva quando a maioria dos dados assume valores positivos em comparação a média da distribuição. Da mesma forma, a distribuição é dita assimetricamente negativa quando a maioria dos dados possui valores negativos quando comparados com a média da distribuição. Por ser de grande conveniência a fórmula de

assimetria utilizada neste trabalho foi a fórmula encontrada no Microsoft Excel, que é determinada para uma amostra de tamanho n como:

$$\gamma_3 = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum \left(\frac{(X_i - \bar{X})}{\gamma_2} \right)^3 \quad (2.4)$$

onde:

X_i é o valor da variável analisada;

\bar{X} é a média da distribuição;

n é o número de observações; e

γ_2 é o desvio padrão.

2.5.5 A medida de curtose

O teste de curtose é geralmente analisado para avaliar a normalidade da distribuição, e compara a distribuição amostrada com a distribuição caracterizada como normal. O coeficiente de curtose utilizado neste trabalho foi a fórmula encontrada no Microsoft Excel, que é determinada para uma amostra como:

$$\gamma_4 = \left\{ \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum \left(\frac{(X_i - \bar{X})}{\gamma_2} \right)^4 \right\} - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)} \quad (2.5)$$

onde:

X_i é o valor da variável analisada,

\bar{X} é a média da distribuição;

n é o número de observações e,

γ_2 é o desvio padrão.

Para uma distribuição normal o coeficiente de curtose é nulo.

2.6 O Método de Jarque-Bera

Para se verificar a normalidade da distribuição de um conjunto de observações de uma determinada variável, utilizam-se diversas estatísticas. Entre elas, a mais usada é o método de Jarque-Bera. O teste de normalidade de Jarque-Bera (JB), baseia-se nos resíduos de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Para este teste primeiro calcula-se o grau de *assimetria* e *curtose* da distribuição dos resíduos de MQO, e em seguida utiliza-se a seguinte estatística:

$$JB = n \left[\frac{A^2}{6} + \frac{(C-3)^2}{24} \right] \quad (2.3)$$

Onde, A representa a assimetria e C representa a curtose.

Uma vez que, em uma distribuição normal, o valor da assimetria é zero e o valor da curtose é 3, (C-3) representa na equação 2.3 o excesso de curtose. Sob a hipótese nula de que os resíduos se distribuem normalmente, Jarque e Bera mostraram que, a estatística JB segue a distribuição qui-quadrado com dois graus de liberdade. Se o valor p da estatística qui-quadrado calculada em uma aplicação for suficientemente baixo, podemos rejeitar a hipótese de que os resíduos têm distribuição normal. Mas se o valor de p for razoavelmente alto, não rejeitamos a hipótese da normalidade.

2.7 Análise por meio de regressões

"A análise através de modelos de regressão é utilizada como uma ferramenta estatística que procura encontrar a relação existente entre duas ou mais variáveis de forma que uma variável possa ser calculada a partir de uma outra ou outras." (NETER e WASSERMAN, 1985 p.23).

Esta forma de relação encontrada por um modelo de regressão, é diferente da relação encontrada por uma função. Enquanto uma função apresenta uma relação perfeita entre as variáveis, a relação encontrada por modelos de regressão não é exatamente perfeita,

apresentando distorções nos parâmetros estimados. Podemos chamar a relação encontrada por modelos de regressão como uma relação estatística.

O objetivo de um modelo de regressão é então, encontrar uma relação entre os dados de forma que uma variável possa ser definida em relação a outra. Esta relação encontrada por estes modelos não é perfeita como uma função, apresentando erros nos valores estimados. Estas diferenças são chamadas de erros. O modelo de regressão será então mais perfeito, quanto menores forem estes erros de dispersão.

Existem vários modelos de regressão, e a escolha de um modelo depende das características dos dados e do objetivo que se quer alcançar com a regressão.

Segundo Neter e Wasserman (1985), um modelo de regressão é uma metodologia que procura expressar dois ingredientes essenciais em uma relação estatística:

1. A tendência de uma variável dependente Y variar com uma ou várias variáveis independentes X em um sistema.
2. Mostrar o conjunto de observações em torno da curva de uma relação estatística.

Estes autores, dizem ainda que estas duas características estão expressas em um modelo de regressão pelo postulados:

1. Em uma população de observações associadas com uma amostra de um processo, existe uma distribuição de probabilidade de Y associada para cada valor de X .
2. O significado desta distribuição de probabilidade varia em função de X , de diversas formas possíveis. (p. ex. linear, curvilínea e/ou logaritmo).

Os modelos de regressão podem diferir principalmente portanto, quanto a função de regressão e quanto ao formato da distribuição de probabilidade de Y .

2.7.1 A construção de um modelo de regressão

Os modelos de regressão também podem apresentar teoricamente um número ilimitado de variáveis independentes. Na prática, se procura trabalhar com um número de variáveis independentes que se consiga representar de forma satisfatória o sistema desejado.

2.7.1.1 A seleção das variáveis independentes

Neste trabalho estudaremos um modelo de regressão do tipo linear com apenas uma variável independente, por ser este o modelo utilizado ao longo deste estudo. O método de estimação indicado neste caso é o método dos mínimos quadrados ordinários (MQO).

2.7.2 O método dos mínimos quadrados

A forma básica de representação deste modelo de regressão é:

$$Y_i = \alpha + \delta \cdot X_i + \varepsilon_i \quad (2.6)$$

onde:

Y_i é a variável dependente;

α e δ são parâmetros, e representam respectivamente o coeficiente linear (intercepto) e angular (inclinação) deste sistema linear.

X_i é a variável independente; e

ε_i é o erro randômico com $E(\varepsilon_i)=0$ e variância $\sigma^2(\varepsilon_i)=\sigma^2$.

Este modelo assume portanto, que a distribuição de probabilidade associada a variável dependente Y_i é constante e a variância do termo de erro é independente dos valores de X_i .

3 - Revisão da Literatura

Neste capítulo serão apresentados os principais trabalhos relacionados com o tema desta dissertação. Inicialmente apresenta-se o trabalho de McDONALD e MORRIS (1984), que aceita a análise de índices financeiros como uma metodologia *ad hoc* e não se atém a desenvolver uma fundamentação teórica para a sua aplicação. Em seguida, será descrito o estudo de COSTA Jr. (1989), que é baseado nos estudos dos autores anteriormente citados, mas com dados de empresas inglesas. O próximo trabalho é o estudo de RAMOS (1999), e baseia-se nos anteriormente citados, este estudo abrange nove índices financeiros de diferentes empresas e setores e suas análises são para o ano de 1999. Mais adiante, tratamos de fazer referências a outros estudos com o objetivo de dar uma noção de como é a distribuição dos índices financeiros.

Todos estes trabalhos, tem por objetivo questionar a análise tradicional de índices financeiros, através dos estudos das propriedades distributivas destes índices. Como já citado também, é reconhecido na literatura que os índices financeiros possuem uma proporcionalidade implícita com o tamanho da empresa que está sendo analisada e a questão que se coloca então, é se esta proporcionalidade é considerada na metodologia de análise tradicional.

3.1 O Trabalho de McDONALD e MORRIS (1984)

A proposta do estudo destes autores é apresentar a metodologia tradicional de análise dos índices financeiros em sua forma análoga de regressão e examinar sua validade empírica da análise de índices financeiros através da comparação com modelos alternativos.

Estes autores procuram representar o modelo tradicional de análise de índices financeiros através de um modelo de regressão do tipo:

$$Y_i = \alpha + \delta \cdot X_i + \varepsilon_i \tag{3.1}$$

Onde α é o termo de intercepção e δ é o coeficiente de inclinação da equação. Convém lembrar que este é um modelo linear, com apenas uma variável independente como descrito no capítulo anterior.

O método dos mínimos quadrados foi utilizado para estimar a equação acima apresentada. Os autores trabalharam com quatro índices financeiros e procuraram aplicar quatro formas diferentes de estimação para cada um destes índices.

Os dados utilizados foram relativos a empresas norte americanas no ano de 1979, sendo classificados em uma amostra com empresas pertencentes a setores diferentes (cross-indústria) e em uma amostra com empresas pertencentes a um mesmo setor (intra-indústria).

Para a amostra *cross-indústria*, os autores conseguiram comprovar a existência do termo de intercepção, pois este foi significativamente diferente de zero para três dos quatro índices analisados. Somente o índice que considera o total dos passivos e o total de ativos é que não foi significativamente diferente de zero. Os resíduos apresentados por estes dados porém, apresentaram significativas medidas de assimetrias e curtose.

Para os autores, estes resultados não foram surpreendentes, dado que a análise tradicional reconhece que os índices financeiros não possuem as mesmas características para empresas pertencentes a setores diferentes, ou seja, o valor aceito como padrão para cada índice pode ser diferente dependendo do setor em que a empresa se encontra.

Por outro lado, estes resultados não são consistentes com os trabalhos de LEV e SUNDER (1979), os quais tinham sugerido que um significativo termo de intercepção não poderia ser encontrado em estudos cujas amostras fossem pertencentes a setores diferentes, devido, segundo estes autores, a alta variabilidade dos componentes de custo fixo entre as empresas.

Já para os dados que pertenciam a uma mesma indústria ou setor, o termo de intercepção não foi estatisticamente significativo para nenhum dos quatro índices estudados pelos

autores. A presença de não normalidade foi substancialmente reduzida utilizando-se o modelo que representava o método tradicional de análise de índices financeiros encontrado na literatura.

McDONALD e MORRIS concluíram que método tradicional provou ser mais consistente do que os outros métodos sugeridos pois apresentou menores distorções, além é claro, da simplicidade. Estes resultados forneceram um forte suporte empírico para a análise tradicional.

Os resultados, no entanto, são válidos somente para o tipo de indústria estudada pelos autores, estando ainda as outras indústrias abertas a estudos.

3.2 O Trabalho de COSTA Jr.(1989)

O trabalho deste autor foi realizado com a utilização da metodologia McDONALD e MORRIS (1984). Foram testados dois índices financeiros e três setores diferentes.

Os dados foram retirados do banco de dados da DATASTREAM, que forneceu índices de empresas inglesas do ano de 1988. As amostras também foram separadas com dados de empresas pertencentes a um mesmo setor (*cross-indústria*) e dados de empresas pertencentes a setores diferentes (*intra-indústria*).

Para os dados pertencentes a setores diferentes, o autor encontrou para os dois índices analisados, significantes não normalidade nos resíduos de cada um dos quatro modelos analisados, embora os coeficientes da estatística S.R. (*studentized range*) dos resultados do índice de lucratividade tenham sido menos significantes que os demais.

Para esta mesma amostra, o autor da mesma forma que McDONALD e MORRIS (1984), encontrou coeficientes de intercepção significativamente diferentes de zero, mas destacou que a sua inclusão não trouxe melhoramentos na redução das não normalidades dos resíduos.

COSTA Jr., assim como McDONALD e MORRIS (1984), concluiu que a forma tradicional de análise não é válida para empresas pertencentes a indústrias diferentes. O que confirma que o padrão dos índices financeiros pode ser diferente dependendo da indústria em que a empresa se encontra.

COSTA Jr., assim como McDONALD e MORRIS (1984), trabalhou com 4 modelos de estimação, diferenciando-os quanto a proporcionalidade e quanto inclusão do termo de intercepção. Para os dados pertencentes a uma mesma indústria, como McDONALD e MORRIS (1984), COSTA Jr. não encontrou em nenhum dos modelos que não consideram haver a relação de proporcionalidade entre o erro e a variável X_i uma significativa existência dos coeficientes de intercepção. No entanto, na avaliação dos modelos que consideram a proporcionalidade, contrariamente aos resultados encontrados por McDONALD e MORRIS (1984), o termo de intercepção foi estatisticamente significativo em três das quatro amostras estudadas. O intercepto não foi significativo apenas onde o tamanho da amostra, quando comparada com o tamanho das outras amostras, foi consideravelmente menor.

Em adição, os resultados dos modelos que apresentam a característica de proporcionalidade reduziram significativamente as não normalidades em três dos quatro exemplos estudados.

As conclusões do autor foram que, igualmente a McDONALD e MORRIS (1984), e diferentemente de LEV e SUNDER (1979), foram encontrados significativos termos de intercepção, sugerindo que o modelo tradicional não é realmente um bom modelo de análise com dados de empresas *cross-indústria*.

Também, igualmente a McDONALD e MORRIS, o modelo tradicional de análise apresentou menores não normalidades que os demais modelos estudados, sendo relativamente um bom modelo para as amostras que possuem dados de empresas de um mesmo setor (*intra-indústria*).

No entanto, pelos resultados encontrados por COSTA Jr., melhor ainda que o modelo tradicional, foi o modelo sugerido por WHITTINGTON (1980) e BARNES (1982), que

adiciona o termo de intercepção e considera a proporcionalidade na análise, onde o autor encontrou significativos termos de intercepção em 75% dos casos.

Estes resultados, apesar de não descartarem o modelo tradicional de análise, sugerem a adoção de um novo modelo para a análise de índices financeiros. Sugerindo a inclusão de um termo de intercepção no modelo tradicional, como forma de reduzir as distorções deste modelo.

Estes resultados são válidos porém, somente para as amostras estudadas por COSTA Jr., não podendo portanto, ser generalizadas.

3.3 O Trabalho de RAMOS (1999)

O objetivo principal deste estudo foi testar a validade da metodologia tradicional de análise dos índices financeiros, através de testes empíricos de um modelo que representa a sua forma análoga de regressão.

Os dados analisados neste estudo abrangeram nove índices financeiros, provenientes do banco de dados Economática. Os dados são referentes aos índices financeiros de 156 empresas brasileiras dos seus balanços em dezembro de 1997. Os índices analisados foram: (1) índice de liquidez corrente, (2) índice de liquidez seca, (3) giro dos estoques, (4) giro do ativo total, (5) índice de endividamento geral, (6) índice de cobertura de juros, (7) margem operacional, (8) margem líquida e (9) índice da taxa de retorno sobre o patrimônio líquido (ROE).

Os índices financeiros apresentam a característica de proporcionalidade. Eles foram separados em dois grandes grupos para escolher um modelo de estimação para a análise de índices financeiros numa amostra intra-indústria: um contendo os índices de rentabilidade mais o índice de cobertura dos juros, e um outro grupo com os demais índices.

Os índices financeiros têm como característica apresentar uma distribuição não normal, tendo a tendência de ter a distribuição em forma de cume (existência de curtose). Quanto a

distribuição dos dados, os resultados não permitem dizer que os índices financeiros apresentam de forma geral uma assimetria positiva ou negativa, segundo RAMOS (1999).

O modelo tradicional de análise de índices financeiros (modelo 3), não é válido para os índices de rentabilidade e para o índice de cobertura de juros. Para estes casos o melhor modelo a ser utilizado para a estimação e comparação dos índices financeiros entre os modelos estudados, é o modelo MMQ (mínimos quadrados ordinários sem proporcionalidade e sem intercepto). Já para os demais índices, o melhor modelo de estimação a ser escolhido, entre os modelos estimados, seria o modelo tradicional (mínimos quadrados ordinários com proporcionalidade e sem intercepto – MMQP).

A principal diferença encontrada nesse estudo, quando comparados os resultados com estudos anteriores, foi com relação aos resultados dos índices de rentabilidade, pois enquanto outros estudos indicaram ser o modelo tradicional (MMQP) o mais indicado, esse indica que para os índices de rentabilidade o modelo mais apropriado a ser utilizado seria o modelo sem proporcionalidade - MMQ .

3.4 Outros estudos sobre a distribuição dos índices financeiros

DEAKIN (1976), examinou a distribuição de 11 índices financeiros para empresas norte americanas de manufatura do período de 1953 a 1973, e concluiu que os índices financeiros não têm uma distribuição normal, mas que em muitos casos esta não normalidade dos dados pode ser transformada em uma distribuição normal através do uso de transformações de variáveis.

RICKETTS e STOVER (1978), examinaram a distribuição de 11 índices financeiros de bancos norte americanos no período de 1965 a 1974, e concluíram que para esta amostra (intra-indústria), a característica de normalidade para a distribuição não foi rejeitada para a maioria dos índices dos bancos analisados.

FRECKA e HOPWOOD (1983), que testaram os mesmos índices de DEAKIN (1976), para o período de 1950 a 1979, concluíram que, quando deletados os dados chamados "*outliers*" (pontos muito fora da média), normalidade ou uma aproximação de normalidade pode ser usualmente encontrada para os índices estudados. Quando adotada a prática de excluir os *outliers*, os autores constataram também que houve um incremento da estabilidade da variância deste dados no tempo. Os autores utilizaram os testes de assimetria e curtose para identificar os *outliers*.

BOUGEN e DRURY (1980), examinaram a distribuição de sete índices financeiros para 700 companhias, para o ano de 1975, e concluíram que há evidências suficientes para indicar a presença de não normalidades nos dados, causados pela presença de *outliers*. A hipótese de normalidade foi rejeitada para todos os sete índices analisados.

BUIJINK e JERGES (1984), examinaram as propriedades da distribuição de 11 índices financeiros para uma grande amostra de empresas belgas, no período de 1977 a 1981, e encontraram que os índices financeiros de forma geral, apresentam a característica de serem assimetricamente positivos para cada ano de 1977 a 1981.

FOSTER (1986), após alguns estudos conclui que existe um número considerável de evidências que muitos índices financeiros não podem ser muito bem descritos por uma distribuição normal, mas que quando isto acontece, pode ser imposta uma normalidade aos dados através de transformações de variáveis, do descarte de *outliers*, ou através do uso de ferramentas estatísticas que são mais apropriadas para uma distribuição não normal.

4 Metodologia utilizada e apresentação dos Modelos

4.1 O Modelo Tradicional

O modelo tradicional de comparação de índices financeiros, usado no dia a dia das análises financeiras, consiste em calcular os índices de uma empresa e compará-los com os índices médios (também chamados de índices padrões) da sua indústria, ou compará-los ainda aos índices da empresa líder do seu mercado.

Poderíamos então, seguir os seguintes procedimentos para definir o modelo tradicional:

1. Calcular os índices financeiros da empresa a ser analisada.
2. Encontrar o índice médio da indústria, através de publicações ou cálculos.
3. Fazer a comparação entre os índices encontrados e os índices médios da indústria.

Estes procedimentos poderiam também ser expressos da seguinte forma:

índice da empresa – índice padrão = diferença

Onde esta diferença é que irá determinar o quanto os índices financeiros estariam afastados do índice padrão. O importante para este tipo de análise, é estudar os desvios significativos encontrados em relação ao padrão, sejam para mais ou para menos, fazendo então uma análise adicional para detectar as causas destas variações.

Antes de se introduzir os modelos a serem estudados, convém definir matematicamente o modelo tradicional de análise de índices financeiros, que pode ser geralmente especificado como:

$$\frac{Y_i}{X_i} - \delta = \epsilon_i \quad (4.1)$$

Onde:

Y_i e X_i , são observações *cross-section* ou séries temporais de dados contábeis selecionados;

δ é o padrão da indústria; e

ε_i é a medida que representa a diferença entre a razão e o padrão da indústria.

Por sua vez o padrão da indústria é estimado como:

$$\delta = \left(\frac{1}{n}\right) \sum \frac{Y_i}{X_i} \quad (4.2)$$

Reformulando a equação (4.1), obtém-se uma equação de regressão bivariada que demonstra claramente que o método de índice assume uma relação proporcional simples entre as variáveis de interesse como descrita pela equação (4.3):

$$Y_i = \delta \cdot X_i + \varepsilon_i^* \quad (4.3)$$

Onde, $\varepsilon_i^* = \delta_i X_i$, implicando num termo de erro heteroscedástico.

Barnes (1982) e Whittington (1980), sugeriram que o modelo tradicional deveria ser remodelado para um modelo de regressão de X_i em Y_i (através da regressão de um modelo linear utilizando o método de mínimos quadrados), de forma a permitir a inclusão de um termo intercepto no modelo. Segundo os autores, esta nova representação é de grande suporte estatístico, haja vista que a mesma diminui as distorções encontradas, embora não represente, em alguns casos, uma relação muito forte como o modelo tradicional.

4.2 Apresentação dos Modelos

4.2.1 Modelo 1 - MQO

O meio mais simples de se observar a relação entre duas variáveis financeiras em um contexto de regressão é o método dos mínimos quadrados ordinários (MQO):

$$Y_i = \delta_1 X_i + \varepsilon_{1,i}^* \quad (4.4)$$

Percebe-se que nesta forma δ_l é definido como $\sum X_i Y_i / \sum X^2$ e é diferente da equação (4.3), onde ele representa o padrão da indústria.

A este primeiro modelo chamaremos de: *Modelo 1 - Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO)*.

4.2.2 Modelo 2 – MQO-I

O modelo MQO pode também incluir um termo de intercepto ficando:

$$Y_i = \alpha_2 + \delta_2 \cdot X_i + \varepsilon_{2,i} \quad (4.5)$$

A este segundo modelo chamamos de: *Modelo 2 - Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com a inclusão de um termo de Intercepção (MQO-I)*.

4.2.3 Modelo 3 - MQOP

Neste terceiro modelo, que chamamos de *Modelo 3 - Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade (MQOP)*, procurara-se apresentar o modelo tradicional, em sua forma análoga de regressão.

O modelo de índice pode ser expresso em um formato de equação de regressão e estimado usando o Método de Mínimos Quadrados Generalizados (MQG), dividindo-se todas as variáveis pela variável independente X_i , a partir da equação (4.3), obtendo-se:

$$\frac{Y_i}{X_i} = \delta_3 \cdot Z_i + \frac{\varepsilon_{3,i}^*}{X_i} \quad (4.6)$$

Onde Z_i é um vetor unitário. A estimativa de δ_3 , neste caso, é idêntica ao índice simples da equação (4.3).

A regressão especificada no modelo de índice apresentado difere da forma padrão de regressão bivariada devido a suposição de proporcionalidade. A relação proporcional do modelo de índice exposto pela equação (4.3) implica numa forma heteroscedástica na qual a variância dos resíduos é definida como:

$$\sigma_i^2 = K^2 . X^2 \quad (4.7)$$

4.2.4 Modelo 4 – MQOP-I

O modelo da equação (4.6), pode ser estendido para incluir o termo intercepto, como:

$$\frac{Y_i}{X_i} = \frac{\alpha_4}{X_i} + \delta_4 Z_i + \frac{\varepsilon_{4,i}^*}{X_i} \quad (4.8)$$

A este 4º modelo iremos nos referir como: *Modelo 4 - Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e com a inclusão de um Intercepto.(MQOP-I)*.

A importância de incluir um termo intercepto na especificação do modelo se deve à necessidade de corrigir uma possível distorção na normalidade dos resíduos da equação (4.6). O modelo de índice pode ser testado com respeito à suposição de proporcionalidade e à inclusão ou não do termo intercepto utilizando-se dos modelos (*MQO*), (*MQO-I*), (*MQOP*) e (*MQOP-I*), expressos nas equações (4.4), (4.5), (4.6) e (4.8), respectivamente.

4.3 A Amostra de Dados Analisada

Os dados analisados neste estudo abrangeram 7 (sete) índices financeiros, que compõem o rol dos índices analisados pela escola fundamentalista. Tais dados, foram extraídos do banco de dados Económica, e são referentes aos balanços de 17 empresas brasileiras do setor bancário, no período de 1996 à 1999. As empresas estão listadas no Quadro 1, e os índices no Quadro 2.

Os critérios de seleção das empresas utilizadas na análise foram: (i) que as empresas tivessem suas ações negociadas na BOVESPA, (ii) considerou-se as empresas que compunham o setor analisado no período estudado (1996 a 1999).

Quadro 1: Empresas analisadas

Amazonia ON
Bandeirantes PN
Banese PN
Banespa PN
Banestado PN
Banestes ON
Banrisul PN
Bemge PN
Besc PNB
Bradesco PN
Brasil PN
Itaubanco PN
Merc Brasil PN
Merc S Paulo PN
Nord Brasil PN
Sudameris ON
Unibanco PN

A escolha dos índices obedeceu a critérios de disponibilidade, importância, e classificação dos dados quanto aos grupos analisados - liquidez, endividamento e rentabilidade. A escolha dos dados foi baseada nas informações anuais fornecidas pelo banco de dados Económica, com data de dezembro dos referidos anos. Procurou-se a garantir a maior quantidade de informação disponível, de forma a conseguir uma melhor estimação.

Quadro 2: Índices analisados

1. Endividamento Geral
2. P/L (Preço/Lucro)
3. Liquidez Corrente
4. Rentabilidade sobre o Capital Próprio
5. Preço/ Valor Patrimonial (P/VPA)
6. <i>Pay Out</i>
7. <i>Dividend Yield</i>

As principais considerações do método dos mínimos quadrados, são a de que o erro possua uma distribuição normal, com média zero e variância constante.

Todos os modelos tratados neste estudo estão baseados na escolha de uma função linear, mas diferem quanto a suposição da variância do erro ser ou não constante. Estes modelos encontram suporte nos trabalhos mostrados no capítulo 3, onde procurou-se fornecer uma idéia de como são as propriedades da distribuição dos índices financeiros.

4.4 Os Testes

Os modelos de regressão foram testados quanto à *proporcionalidade*, à *normalidade* e quanto à *validade da inclusão de um termo de intercepção*. Como destacado anteriormente, a característica de proporcionalidade é assumida pelos modelos 3 e 4 e a inclusão do intercepto é colocada nos modelos 2 e 4.

As medidas de assimetria, curtose e heteroscedasticidade têm como fonte de dados os resíduos de mínimos quadrados. Através destes resíduos, pode-se fazer seis tipos de testes diferentes para um modelo como o utilizado neste trabalho. Pode-se, por exemplo, verificar através dos resíduos, se:

1. a função de regressão é linear;
2. o termo residual tem variância constante (testar a proporcionalidade);
3. os termos residuais não são independentes;
4. o modelo estimado serve para representar o sistema real, caso sejam desprezados os *outliers* (pontos com grande dispersão com relação a média),
5. os termos residuais não são normalmente distribuídos,
6. uma ou mais importantes variáveis independentes foram omitidas do modelo estimado.

Esta pesquisa, concentra-se nos testes de *linearidade (1)*, *proporcionalidade (2)* e *normalidade (5)* que serão testados pela significância dos coeficientes, pelo teste de

heteroscedasticidade, e pela *assimetria* e *curtose* (através da estatística de Jarque-Bera), respectivamente.

4.4.1 Testes de significância (teste-t)

A proporcionalidade está inserida nos modelos (*MQOP*) e (*MQOP-I*). A necessidade de inclusão do termo intercepto é testada usando o teste *t* padrão que pode ser definido como $t = \alpha / \sigma$.

Onde:

α é coeficiente linear estimado; e

σ é erro padrão estimado do coeficiente linear.

Adicionalmente, pode-se testar as seguintes hipóteses

$H_0 = \alpha = 0$ (não existe intercepto)

$H_1 = \alpha \neq 0$ (existe intercepto).

Este teste estatístico tem por objetivo neste estudo testar a hipótese de existir ou não uma relação linear entre duas variáveis testadas e testar a existência ou não de um termo de intercepção.

A confiabilidade deste teste foi determinada como tendo uma probabilidade de 95% e 99% associada ao intervalo de confiança (*Ic*).

Sendo a fórmula utilizada:

$$t^* = \frac{\alpha_e}{VEP\alpha} \quad (4.9)$$

Onde:

α_e é o coeficiente linear estimado pelos nossos modelos e $VEP\alpha$ é o valor padrão do erro para este coeficiente. $VEP\alpha$ é um dos resultados estatísticos fornecidos pelo software Excel quando utilizada a função regressão linear e representa a estimação do erro padrão relacionada ao coeficiente α_e .

Se $|t^*| > t(Ic; n - 2)$ então conclui-se a hipótese 2. Caso contrário a hipótese 1 será a verdadeira.

4.4.2 O teste de heteroscedasticidade (Goldfeld-Quandt)

A suposição de proporcionalidade do método é analisada testando-se a heteroscedasticidade em cada um dos quatro modelos de regressão. Um teste usado para se verificar a existência de heteroscedasticidade é a técnica de Goldfeld-Quandt, na qual os dados são dispostos em ordem ascendente pela variável independente e então divididos em duas sub-amostras. As regressões são realizadas para cada subconjunto de amostra, fornecendo o seguinte teste estatístico:

$$Q = \frac{SSE_2}{SSE_1} \quad (4.10)$$

Onde SSE é a soma dos resíduos ao quadrado para cada grupo e Q tem uma *distribuição F* com $(n-p-2K)/2$ graus de liberdade no numerador e no denominador, sendo p o número de observações centrais excluídas e K é o número de parâmetros estimados.

Para um nível de significância maior que 5% de F , $Q > F$ indica que há heteroscedasticidade no modelo estudado, enquanto que um $Q < F$ indica que não há heteroscedasticidade. Quando encontrada *heteroscedasticidade* em um modelo estimado pelo método dos mínimos quadrados - MQO, este modelo continua sendo válido. No entanto, não é garantido que o modelo apresente a mínima variância, característica do MQO quando a variância do modelo é constante. Pode haver, portanto, algum outro método que possibilite encontrar um modelo mais próximo do real.

4.4.3 Os Testes de Normalidade

4.4.3.1 Teste de Normalidade (assimetria e curtose)

$$SK = \sum_{i=1,2,\dots,n} (X_i - \bar{X})^3 / \sigma X^3 .n, \quad (4.11)$$

$$Ku = \left(\sum_{i=1,2,\dots,n} (X_i - \bar{X})^4 / \sigma X^4 \cdot n \right) - 3, \quad (4.12)$$

Onde n é o número de observações da amostra.

Para uma distribuição normal, ambos os coeficientes de *assimetria* e *curtose* e seus respectivos erros padrões são nulos. Após encontrados os coeficientes de assimetria e curtose, respectivamente, γ_3 e γ_4 , é necessário saber se estes coeficientes informam se há ou não presença significativa de *assimetria* e *curtose* nos nossos modelos.

Para verificar o nível de significância relativo à assimetria, curtose, calcula-se o erro padrão (*SE*) da distribuição da população de uma amostra com *tamanho* n , como segue:

$$SE(Y_3) = \sqrt{6n(n-1)/(n+3).(n+1).(n-2)} \quad (4.13)$$

$$SE(Y_4) = \sqrt{24n(n-1)^2/(n+5).(n+3).(n-2).(n-3)} \quad (4.14)$$

Onde n é o numero de observações de amostra.

Em uma *distribuição normal*, ambos coeficientes de *assimetria*, *curtose* e seus respectivos erros padrões são nulos. Assim a hipótese de que os coeficientes de *assimetria* e *curtose* são nulos pode ser rejeitada com um nível de significância de 5% se os coeficientes de γ_3 e γ_4 forem superiores a $|1,96*SE(\gamma_3)|$ e $|1,96*SE(\gamma_4)|$, respectivamente.

4.4.3.2 Teste de Normalidade de Jarque-Bera (JB)

O teste de normalidade de Jarque-Bera (JB), baseia-se nos resíduos de MQO. Para este teste primeiro calcula-se o grau de *assimetria* e *curtose* da distribuição dos resíduos de MQO para cada modelo, conforme as equações seguintes:

O teste de normalidade de Jarque-Bera, utiliza a seguinte estatística:

$$JB = n \left[\frac{A^2}{6} + \frac{(C-3)^2}{24} \right] \quad (4.15)$$

Onde, A representa a assimetria e C representa a curtose.

Uma vez que, em uma distribuição normal, o valor da assimetria é zero e o valor da curtose é 3, $(C-3)$ representa na equação 4.15 o excesso de curtose. Sob a hipótese nula de que os resíduos se distribuem normalmente, Jarque e Bera mostraram que, a estatística JB segue a distribuição qui-quadrado com 2gl. Se o valor p da estatística qui-quadrado calculada em uma aplicação for suficientemente baixo, podemos rejeitar a hipótese de que os resíduos têm distribuição normal. Mas se o valor de p for razoavelmente alto, não rejeitamos a hipótese da normalidade.

Para verificar a normalidade da distribuição, calcula-se o grau de *assimetria* e *curtose* da distribuição dos resíduos de MQO para cada modelo, conforme descrito nas equações 4.11 e 4.12.

O teste utilizado neste estudo, para verificar a normalidade na distribuição dos resíduos, será o teste de normalidade de Jarque-Bera. O qual engloba em sua análise, os resultados auferidos pelos coeficientes de *assimetria* e *curtose*.

Ao final deste estudo espera-se poder responder as seguintes questões:

2. será que a validade da hipótese de proporcionalidade na comparação entre índices fundamentalistas pode ser verificada?
2. será que existe um modelo mais adequado para a comparação de índices financeiros do que o atualmente utilizado?

5. Resultados

5.1 – Resultados sobre o Índice de Endividamento Geral

No que concerne aos coeficientes lineares, o modelo sem proporcionalidade e com intercepto MQO-I mostrou-se estatisticamente significativo para todo o período analisado. Já o modelo com proporcionalidade e intercepto (MQOP-I), não mostrou-se significativo estatisticamente para o ano de 1996.

Os parâmetros da regressão referentes aos coeficientes angulares apresentaram-se significativamente diferentes de zero, nos modelos com proporcionalidade (MQOP e MQOP-I), em todo o período analisado. Já os modelos sem proporcionalidade (MQO e MQO-I, não apresentam-se significativamente diferentes de zero, no período de 1998 à 1999.

No que tange a hipótese de heteroscedasticidade, esta pode ser rejeitada nos modelos MQO; MQO-I; e MQOP em todo o período da análise. Com relação ao modelo MQOP-I, a hipótese de heteroscedasticidade nos resíduos não pode ser rejeitada para os anos de 1996 e 1997.

Sob a hipótese de não-normalidade, verifica-se, através do teste de Jarque-Bera, que nos modelos MQO-I e MQO-P, (2 e 3- respectivamente) apresentou uma distribuição normal dos resíduos para todo o horizonte da análise. Já no modelo MQO (1), esta hipótese não pode ser rejeitada nos anos de 1997 e 1999. O modelo MQO-I (4), não apresentou uma distribuição normal dos resíduos para o ano de 1998.

Nota-se que, os modelos MQO e MQO-I (1 e 2) não são válidos, pois não se conseguiu encontrar para estes modelos um coeficiente angular significativo estatisticamente. O modelo é descartado pela presença de heteroscedasticidade além de apresentar uma distribuição não-normal dos resíduos referentes ao ano 1997, Baseado nestes resultados, podemos inferir que para o índice em questão, a melhor análise é obtida através do modelo 3- MQOP.

Melhor modelo para análise deste índice: MQOP – Modelo Tradicional.

ENDIVIDAMENTO GERAL

1999	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	3,063	NSE	233,427	HR 1	-1,123	1,375	28,8056	NPRH
	MQO-I	-1376,883	SE	3,201	NSE	143,842	HR 1	-1,286	1,204	36,9111	HR 5
	MQOP	0,000	-	1426,854	SE	370,122	HR 1	-2,074	9,751	235,404	HR 5
	MQOP-I	968,084	SE	966,593	SE	2570,884	HR 1	-2,259	10,150	268,25	HR 5
1998	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	3,361	NSE	106,928	HR 1	-0,461	-0,364	45,6281	HR 5
	MQO-I	1133,360	SE	3,257	NSE	128,765	HR 1	-0,402	-0,372	45,075	HR 5
	MQOP	0,000	-	1478,456	SE	7,102	HR 5	1,525	2,599	35,4682	HR 5
	MQOP-I	705,040	SE	709,258	SE	7,497	HR 5	1,287	2,637	25,3525	NPRH
1997	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	4,316	NSE	6,322	HR 5	0,943	1,404	22,8809	NPRH
	MQO-I	1107,709	SE	4,184	NSE	5,902	HR 5	1,073	0,540	39,971	HR 5
	MQOP	0,000	-	676,388	SE	48,714	HR 1	0,817	5,235	28,7478	HR 5
	MQOP-I	250,254	SE	254,833	SE	0,033	NPRH	2,143	6,287	109,411	HR 5
1996	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	4,657	NSE	780,078	HR 1	3,071	11,487	411,523	HR 5
	MQO-I	723,599	SE	4,560	NSE	867,764	HR 1	3,161	11,973	451,804	HR 5
	MQOP	0,000	-	-11,026	SE	5,099	HR 5	-0,231	0,009	34,3454	HR 5
	MQOP-I	-125,763	NSE	-120,905	SE	2,445	NPRH	0,655	0,024	39,6448	HR 5

Onde:

MQO é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários sem Intercepto

MQO-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Intercepto

MQOP é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e sem Intercepto

MQOP-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e com Intercepto

JB é o índice calculado através da estatística de Jarque-Bera

ai: Coeficiente Linear

bi: Coeficiente Angular

Q: teste de heteroscedasticidade (SSE2/ SSE1)

S: Significância Estatística

SE: Significativo Estatisticamente

NSE: Não significativo estatisticamente

HR 1: hipótese rejeitada a 1%

HR 5: hipótese rejeitada a 5%

NPRH: não pode-se rejeitar a hipótese

5.2 – Resultados sobre o Índice Preço/Lucro

No que concerne aos coeficientes lineares, o modelo sem proporcionalidade MQO-I mostrou-se estatisticamente significativo em todo o período desta análise. Já o modelo com proporcionalidade (MQOP-I), nos primeiros dois anos da análise (1996 e 1997), apresentou-se não significativo estatisticamente.

Os parâmetros da regressão referentes aos coeficientes angulares, nos modelos MQO e MQO-I, não apresentam significância estatística. Já os modelos MQOP e MQOP-I, apresentam-se significativamente diferentes de zero, em todo o período da amostra.

Sob a hipótese de heteroscedasticidade, a mesma não pode ser rejeitada nos modelos MQO e MQO-I, para o ano 1996. Com relação ao modelo MQOP, pode-se afirmar que os dados não indicam a presença de heteroscedasticidade nos resíduos. O último modelo, MQOP-I, não pode ser rejeitada a hipótese de heteroscedasticidade no período 1997 e 1998.

No que tange a hipótese de não-normalidade, verifica-se que os modelos MQO e MQO-I, não apresentam distribuição normal dos resíduos em todo o período. Diferente, os modelos com proporcionalidade MQOP e MQOP-I, apresentam distribuição normal dos resíduos para todos o horizonte desta análise.

Observa-se que além do termo de intercepção não ser significativo para o modelo MQOP-I, os modelos MQO e MQO-I não são válidos, pois não se conseguiu encontrar para estes modelos um coeficiente angular significativo estatisticamente, além de apresentarem uma distribuição não-normal dos resíduos. Por estes resultados conclui-se que o modelo MQOP, é o modelo que melhor expressa a realidade para o índice analisado.

Melhor modelo para análise deste índice: MQOP- Método Tradicional.

PREÇO/LUCRO

1999	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	10,638	SE	29,134	HR 1	0,635	2,024	10,257	NPRH
	MQO-I	913,923	SE	9,996	SE	70,987	HR 1	0,596	2,401	7,1286	NPRH
	MQOP	0,000	-	597,473	SE	11,186	HR 5	1,101	6,400	65,643	HR 5
	MQOP-I	199,678	SE	299,517	SE	127,592	HR 1	1,099	6,400	65,553	HR 5
1998	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	2,484	NSE	34,850	HR 1	0,858	-0,981	12,529	NPRH
	MQO-I	2285,418	SE	2,392	NSE	69,602	HR 1	0,841	-1,058	12,86	NPRH
	MQOP	0,000	-	251,213	SE	6,455	HR 5	4,020	-0,175	298,9	HR 5
	MQOP-I	78,178	SE	117,267	SE	0,557	NPRH	3,409	-0,263	228,56	HR 5
1997	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	4,773	NSE	23,489	HR 1	0,090	2,230	2,5009	NPRH
	MQO-I	1875,064	SE	3,564	NSE	15,323	HR 1	0,950	1,655	21,681	NPRH
	MQOP	0,000	-	55,425	SE	4,921	HR 5	-0,106	0,035	35,35	HR 5
	MQOP-I	6,478	NSE	9,717	SE	1,295	NPRH	-3,139	0,467	183,34	HR 5
1996	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	-0,902	NSE	0,145	NPRH	0,525	2,843	4,5099	NPRH
	MQO-I	2054,585	SE	-0,753	NSE	0,138	NPRH	0,553	2,490	5,9292	NPRH
	MQOP	0,000	-	26,736	SE	190,514	HR 1	0,248	16,505	730,47	HR 5
	MQOP-I	6,911	NSE	10,367	SE	376,251	HR 1	0,245	16,764	758,72	HR 5

Onde:

MQO é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários sem Intercepto

MQO-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Intercepto

MQOP é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e sem Intercepto

MQOP-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e com Intercepto

JB é o índice calculado através da estatística de Jarque-Bera

ai: Coeficiente Linear

bi: Coeficiente Angular

Q: teste de heteroscedasticidade (SSE2/ SSE1)

S: Significância Estatística

SE: Significativo Estatisticamente

NSE: Não significativo estatisticamente

HR 1: hipótese rejeitada a 1%

HR 5: hipótese rejeitada a 5%

NPRH: não pode-se rejeitar a hipótese

5.3 – Resultados sobre o Índice de Liquidez Corrente

No que concerne aos coeficientes lineares, o modelo sem proporcionalidade MQO-I mostrou-se estatisticamente significativo em todo o período desta análise. Já o modelo com proporcionalidade (MQOP-I, apresentou-se não significativo estatisticamente.

Os parâmetros da regressão referentes aos coeficientes angulares apresentaram-se significativamente diferentes de zero, no modelo MQO. Já nos modelos MQO-I e MQOP, não apresenta-se significativamente diferente de zero. No modelo MQOP-I, os anos de 1997 e 1999 também não apresentam significância estatística .

No que tange a hipótese de heteroscedasticidade, esta pode ser rejeitada nos modelos MQO e MQO-I, para todo a análise. Já nos modelos MQOP e MQOP-I, não pode ser rejeitada a hipótese de heteroscedasticidade nos resíduos, salvo o ano de 1998 para o ultimo modelo.

Sob a hipótese de não- normalidade, verifica-se que no modelo MQO, pode rejeitar a hipótese nula de assimetria e/ou curtose para o período. Em relação ao modelo MQO-I, o mesmo não apresentou uma distribuição normal dos resíduos em todo período analisado, pois, não se pode rejeitar tal hipótese para os anos 1996 e 1997. No modelo MQOP (3), esta hipótese só não pode ser rejeitada no ano de 1998. Já o modelo MQO-I (4), apresentou uma distribuição normal dos resíduos somente para os anos de 1996 e 1998.

Deve se destacar que além do termo de intercepção não ser significativo para o modelo MQOP-I, os modelos MQO-I e MQOP não são igualmente válidos, pois não se conseguiu encontrar para estes modelos um coeficiente angular significativo estatisticamente, além de o primeiro não apresentar uma distribuição normal dos resíduos e o último não poder rejeitar a hipótese de heteroscedasticidade. Baseado nestas sentenças, pode-se afirmar que o modelo MQO, é o modelo que melhor expressa a validade do índice analisado.

Melhor modelo para análise deste índice: MQO- modelo sem proporcionalidade

LIQUIDEZ CORRENTE

1999	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	587,273	NSE	81,418	HR1	-3,318	2,621	176,772	HR 5
	MQO-I	2088,487	SE	0,647	NSE	32,794	HR 1	0,943	0,770	34,10801	HR 5
	MQOP	0,000	-	0,684	SE	2,090	NPRH	-1,977	5,488	87,3037	HR 5
	MQOP-I	2,903	NSE	4,355	NSE	0,182	NPRH	1,152	3,720	23,31686	NPRH
1998	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	483,981	NSE	11,291	HR1	0,317	0,348	29,7382	HR 5
	MQO-I	1743,031	SE	0,675	NSE	5,928	HR 5	1,081	0,741	39,1234	HR 5
	MQOP	0,000	-	0,708	SE	2,078	NPRH	0,188	5,027	16,9986	NPRH
	MQOP-I	-22,544	NSE	-33,815	SE	28,360	HR1	2,821	9,862	315,7343	HR 5
1997	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	942,111	NSE	109,351	HR1	-1,449	5,214	53,19332	HR 5
	MQO-I	1540,714	SE	0,770	NSE	47,749	HR 1	0,094	1,736	6,533722	NPRH
	MQOP	0,000	-	0,804	SE	2,253	NPRH	-1,956	3,493	62,15927	HR 5
	MQOP-I	-11,306	NSE	-16,959	NSE	0,108	NPRH	-0,056	2,886	0,102682	NPRH
1996	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	293,687	NSE	93,219	HR 1	1,738	3,121	48,37383	HR 5
	MQO-I	792,208	SE	0,805	NSE	51,647	HR 1	0,750	2,231	11,35337	NPRH
	MQO	0,000	-	0,824	SE	2,858	NPRH	-2,624	7,970	208,9455	HR 5
	MQOP-I	-25,020	NSE	-37,529	SE	0,237	NPRH	0,174	-0,139	39,90263	HR 5

Onde:

MQO é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários sem Intercepto

MQO-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Intercepto

MQOP é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e sem Intercepto

MQOP-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e com Intercepto

JB é o índice calculado através da estatística de Jarque-Bera

ai: Coeficiente Linear

bi: Coeficiente Angular

Q: teste de heteroscedasticidade (SSE2/ SSE1)

S: Significância Estatística

SE: Significativo Estatisticamente

NSE: Não significativo estatisticamente

HR 1: hipótese rejeitada a 1%

HR 5: hipótese rejeitada a 5%

NPRH: não pode-se rejeitar a hipótese

5.4 – Resultados sobre o Índice de Rentabilidade Sobre o Capital Próprio

No que concerne aos coeficientes lineares, o modelo sem proporcionalidade MQO-I mostrou-se estatisticamente significativo em todo o período desta análise. Já o modelo com proporcionalidade (MQOP-I), apresentou-se não significativo estatisticamente.

Os parâmetros da regressão referentes aos coeficientes angulares não apresentaram significância estatística, nos modelos MQO e MQO-I, em todo o período. Já os modelos MQOP e MQOP-I, apresentam-se significativamente diferentes de zero, em todo o período de análise, salvo o modelo MQOP-I para o ano de 1996.

Sob a hipótese de heteroscedasticidade, a mesma, pode ser rejeitada nos quatro modelos analisados ao longo desse estudo.

Em relação a hipótese de não-normalidade, verifica-se também, que todos os quatro modelos analisados apresentaram uma distribuição normal dos resíduos.

Deve se destacar que além do termo de intercepção não ser significativo para o modelo MQOP-I, os modelos MQO e MQO-I não são igualmente válidos, pois não se conseguiu encontrar para estes modelos um coeficiente angular significativo estatisticamente. Por estes resultados conclui-se que o modelo MQOP, é o modelo que expressa melhor a realidade para o índice analisado.

Melhor modelo para análise deste índice: MQOP- Método Tradicional.

RENTABILIDADE SOBRE O CAPITAL PRÓPRIO

1999	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	0,174	NSE	99,525	HR 1	2,840	8,172	39,34381	HR 5
	MQO-I	-54,153	SE	0,184	NSE	71,959	HR 1	1,616	11,043	50,0897	HR 5
	MQOP	0,000	-	5,802	SE	13,531	HR 1	-2,680	9,420	46,62966	HR 1
	MQOP-I	1,995	NSE	2,993	SE	16,614	HR 1	-2,691	9,486	47,35606	HR 5
1998	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	0,159	NSE	10,920	HR 5	-3,099	11,214	70,59456	HR 5
	MQO-I	-334,049	SE	0,238	NSE	10,380	HR 5	-2,981	10,331	59,53634	HR 5
	MQOP	0,000	-	-59,367	SE	1482,046	HR 1	-3,074	12,230	81,99597	HR 5
	MQOP-I	-9,493	NSE	-14,239	SE	4379,802	HR 1	-3,138	12,363	84,70313	HR 5
1997	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	0,185	NSE	16,097	HR 1	3,253	12,498	88,35664	HR 5
	MQO-I	-33,849	SE	0,194	NSE	18,304	HR 1	3,185	12,194	83,40321	HR 5
	MQOP	0,000	-	-19,387	SE	19,375	HR 1	-3,402	13,201	100,2288	HR 5
	MQOP-I	-4,479	NSE	-6,719	SE	61,464	HR 1	-3,553	13,859	112,2737	HR 5
1996	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	-0,321	NSE	5066,837	HR 1	-2,951	11,268	68,79259	HR 5
	MQO-I	163,585	SE	0,194	NSE	5324,898	HR 1	-2,711	10,282	54,94556	HR 5
	MQOP	0,000	-	1,172	SE	17,988	HR 1	-2,811	10,498	58,54527	HR 5
	MQOP-I	0,648	NSE	0,972	NSE	16,201	HR 1	-2,781	10,370	56,83346	HR 5

Onde:

MQO é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários sem Intercepto

MQO-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Intercepto

MQOP é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e sem Intercepto

MQOP-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e com Intercepto

JB é o índice calculado através da estatística de Jarque-Bera

ai: Coeficiente Linear

bi: Coeficiente Angular

Q: teste de heteroscedasticidade (SSE2/ SSE1)

S: Significância Estatística

SE: Significativo Estatisticamente

NSE: Não significativo estatisticamente

HR 1: hipótese rejeitada a 1%

HR 5: hipótese rejeitada a 5%

NPRH: não pode-se rejeitar a hipótese

5.5 – Resultados sobre o Índice Preço/Valor Patrimonial (P/VPA)

No que concerne aos coeficientes lineares, o modelo sem proporcionalidade MQO-I mostrou-se estatisticamente significativo em todo o período desta análise. Já o modelo com proporcionalidade (MQOP-I), apresentou-se não significativo estatisticamente.

Os parâmetros da regressão referentes aos coeficientes angulares apresentaram-se significativamente não diferentes de zero, nos modelos MQO; MQO-I; e MQOP-I, em todo o período analisado. Porém, o modelo MQOP, apresentou significância estatística.

No que tange as hipótese de heteroscedasticidade, tal hipótese pode ser rejeitada nos modelos MQO; MQO-I; e MQOP-I, em todo o período da análise. Já no modelo MQO-P, esta hipótese não pode ser rejeitada para os anos de 1998 e 1999.

Sob a hipóteses de não-normalidade, verifica-se que nos modelos MQO e MQO-I, apresentou uma distribuição normal dos resíduos apenas para o ano de 1997, não sendo possível rejeitar a hipótese nula de assimetria e/ou curtose, para o período restante. Já os modelos MQO-P e MQO-I, apresentaram uma distribuição normal dos resíduos para todo o período analisado.

Desse modo, pode-se destacar que além do termo de intercepção não ser significativo para o modelo MQOP-I, os modelos MQO e MQO-I não são igualmente válidos, pois não se conseguiu encontrar para estes modelos um coeficiente angular significativo estatisticamente, além de apresentarem uma distribuição não-normal dos resíduos. Concluiu-se que para o índice em questão, a melhor análise é obtida através do modelo MQOP.

Melhor modelo para análise deste índice: MQOP- Método Tradicional.

PREÇO VALOR PATRIMONIAL

1999	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	1,810	NSE	425,444	HR 1	0,562	2,521	5,9725654	NPRH
	MQO-I	-454,987	SE	1,899	NSE	501,941	HR 1	0,164	2,296	2,4144199	NPRH
	MQOP	0,000	-	60,677	SE	1,544	HR 5	1,447	2,043	37,17855	HR 5
	MQOP-I	19,808	NSE	29,711	SE	3,025	HR 5	1,465	2,286	36,38877	HR 5
1998	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	0,918	NSE	61,350	HR 1	1,043	2,117	3,4203478	NPRH
	MQO-I	137,190	SE	0,892	NSE	126,441	HR 1	1,087	1,981	3,8433016	NPRH
	MQOP	0,000	-	36,357	SE	0,247	HR 5	2,493	8,105	33,944571	HR 5
	MQOP-I	13,201	NSE	19,801	SE	22,693	HR 1	2,402	7,582	29,37825	HR 5
1997	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	1,330	NSE	4,854	HR 5	15,763	1,345	664,37915	HR 5
	MQO-I	15,369	SE	1,327	NSE	5,241	HR 5	12,309	1,343	405,83286	HR 5
	MQOP	0,000	-	86,404	SE	18,252	HR 1	3,399	13,131	99,233802	HR 5
	MQOP-I	3,343	NSE	5,015	SE	76,548	HR 1	3,727	14,617	127,00409	HR 5
1996	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	1,205	NSE	2169,851	HR 1	-0,263	4,004	0,8562786	NPRH
	MQO-I	-128,973	SE	1,327	NSE	1946,204	HR 1	-0,321	4,407	1,5933205	NPRH
	MQOP	0,000	-	17,870	SE	12,455	HR 5	3,201	11,625	76,921903	HR 5
	MQOP-I	-5,510	NSE	-8,265	SE	12,773	HR 5	3,308	12,681	93,037421	HR 5

Onde:

MQO é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários sem Intercepto

MQO-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Intercepto

MQOP é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e sem Intercepto

MQOP-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e com Intercepto

JB é o índice calculado através da estatística de Jarque-Bera

ai: Coeficiente Linear

bi: Coeficiente Angular

Q: teste de heteroscedasticidade (SSE2/ SSE1)

S: Significância Estatística

SE: Significativo Estatisticamente

NSE: Não significativo estatisticamente

HR 1: hipótese rejeitada a 1%

HR 5: hipótese rejeitada a 5%

NPRH: não pode-se rejeitar a hipótese

5.6 - Resultados sobre o Índice PAY OUT

No que concerne aos coeficientes lineares, o modelo sem proporcionalidade MQO-I mostrou-se estatisticamente significativo em todo o período desta análise. Já o modelo com proporcionalidade (MQOP-I, apresentou-se significativo apenas em relação ao ano 1999.

Os parâmetros da regressão referentes aos coeficientes angulares apresentaram-se não significativamente diferentes de zero, nos modelos MQO e MQO-I, em todo o período analisado. Já o modelo MQOP, mostrou-se significativamente diferente de no período analisado. Já no modelo MQOP-I, esta hipótese verificou-se no período de 1998 à 1999, não apresentando significância estatística nos anos 1996 e 1997.

Quanto a hipótese de heteroscedasticidade, nos modelos MQO e MQO-I, a mesma não pode ser rejeitada para o ano de 1996. Já nos modelos com proporcionalidade (MQOP e MQOP-I), foi possível rejeitar a hipótese de heteroscedasticidade para todo o período analisado.

Sob a hipótese de não-normalidade, verifica-se que nos modelos MQO e MQO-I, apenas não apresentam uma distribuição normal dos resíduos em relação ao ano de 1998. No modelo MQOP, a hipótese de não normalidade é rejeitada para todo o período de análise. Já o modelo MQOP-I, não se pode rejeitar a hipótese de não normalidade para os anos de 1997 e 1998.

Verifica-se também que, além do termo de intercepção não ser significativo para o modelo MQOP-I, os modelos MQO e MQO-I não são igualmente válidos, pois não se conseguiu encontrar para estes modelos um coeficiente angular significativo estatisticamente. Por estes resultados conclui-se que o modelo MQOP, é o modelo que expressa melhor a realidade para o índice analisado.

Melhor modelo para análise deste índice: MQOP- Método Tradicional.

PAY OUT

1999	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	0,00000286	NSE	14,011	HR 5	2,381	5,961	78,624847	HR 5
	MQO-I	0,021	SE	-0,00001454	NSE	26,206	HR 1	2,203	5,601	65,432232	HR 5
	MQOP	0,000	-	0,03035097	SE	32,207	HR 1	1,054	3,002	11,110335	HR 5
	MQOP-I	0,010	SE	0,01560365	SE	63,571	HR 1	1,113	5,981	34,604022	HR 5
1998	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	0,00000348	NSE	597,429	HR 1	1,529	1,726	24,694753	NPRH
	MQO-I	0,015	SE	-0,00001262	NSE	309,299	HR 1	1,119	1,621	15,548925	NPRH
	MQOP	0,000	-	0,02391741	SE	87483,676	HR 1	1,235	6,287	38,038485	HR 5
	MQOP-I	0,008	NSE	0,01212009	SE	89372,868	HR 1	1,182	2,957	12,569504	NPRH
1997	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	-0,00004164	NSE	96,514	HR 1	3,054	9,781	229,0627	HR 5
	MQO-I	0,063	SE	-0,00012564	NSE	368,903	HR 1	2,042	5,162	58,705344	HR 5
	MQOP	0,000	-	0,01801574	SE	988,197	HR 1	1,246	8,683	105,89378	HR 5
	MQOP-I	0,007	NSE	0,00999217	NSE	5873,740	HR 1	1,200	3,978	18,477006	NPRH
1996	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	0,00000464	NSE	3,823	NPRH	2,720	7,778	117,97267	HR 5
	MQO-I	0,015	SE	-0,00012564	NSE	9,551	NPRH	2,652	7,611	111,11615	HR 5
	MQOP	0,000	-	0,00752452	SE	351,288	HR 1	2,194	5,603	58,567439	HR 5
	MQOP-I	0,002	NSE	0,00242645	NSE	593,856	HR 1	2,481	6,577	84,176855	HR 5

Onde:

MQO é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários sem Intercepto

MQO-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Intercepto

MQOP é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e sem Intercepto

MQOP-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e com Intercepto

JB é o índice calculado através da estatística de Jarque-Bera

ai: Coeficiente Linear

bi: Coeficiente Angular

Q: teste de heteroscedasticidade (SSE2/ SSE1)

S: Significância Estatística

SE: Significativo Estatisticamente

NSE: Não significativo estatisticamente

HR 1: hipótese rejeitada a 1%

HR 5: hipótese rejeitada a 5%

NPRH: não pode-se rejeitar a hipótese

5.7 - Resultados sobre o Índice DIVIDEND YIELD

No que concerne aos coeficientes lineares, o modelo sem proporcionalidade MQO-I mostrou ser não significativo estatisticamente. Já o modelo com proporcionalidade (MQOP-I), mostrou-se significativo apenas para os anos de 1996 e 1997. O intercepto nestes modelos não foi estatisticamente suportável, sugerindo não haver um coeficiente linear para este índice.

Os parâmetros da regressão referentes aos coeficientes angulares apresentaram-se significativamente diferentes de zero, para todo o período nos modelos MQO e MQO-I. Já o modelo MQOP e MQOP-I, não apresentam significância estatística em todo o período de análise.

No que tange a hipótese de heteroscedasticidade, no modelo MQO foi possível rejeitar a hipótese de heteroscedasticidade para todo o período analisado. Já no modelo MQO-I, a hipótese de heteroscedasticidade não pode ser rejeitada apenas para os anos de 1996 e 1999. No modelo MQOP, esta hipótese só pode ser rejeitada em relação ao ano 1997. Por fim, no modelo MQOP-I, a hipótese de heteroscedasticidade não pode ser rejeitada para os anos de 1998 e 1999.

Sob a hipótese de não-normalidade, verifica-se que no modelo MQO, apresenta distribuição normal dos resíduos em relação ao período de análise. O modelo MQO-I, apresenta distribuição normal dos resíduos apenas para o ano de 1999. Analisando os modelos com proporcionalidade, verifica-se que no modelo MQOP, a hipótese de não-normalidade dos resíduos só pode ser rejeitada no ano 1998. Já o modelo MQOP-I, não apresentou uma distribuição normal dos resíduos para o período em análise.

Deve se destacar que além do termo de intercepção não ser significativo para os modelos MQO-I e MQOP-I, nos modelos MQOP e MQOP-I não se conseguiu encontrar um coeficiente angular significativo estatisticamente, além de não apresentarem uma distribuição normal dos resíduos. Por estes resultados conclui-se que o modelo MQO, é o modelo "menos pior" e poderia expressar melhor a realidade para os índices.

Melhor modelo para análise deste índice: MQO- modelo sem proporcionalidade.

DIVIDEND YELD

1999	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	0,095	SE	0,218	HR 5	-2,172	-1,617	50,247195	HR 5
	MQO-I	-0,001	NSE	0,108	SE	0,000	NPRH	-1,315	-1,408	32,936896	HR 5
	MQOP	0,000	-	0,001	NSE	0,381	HR 5	-0,817	1,246	7,1864994	NPRH
	MQOP-I	0,018	NSE	0,027	NSE	0,023	NPRH	-2,236	-0,785	42,916551	HR 5
1998	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	0,167	SE	144,597	HR 1	3,137	0,473	57,175834	HR 5
	MQO-I	-0,002	NSE	0,202	HR 1	10,841	HR 5	-1,054	-0,876	24,328227	NPRH
	MQOP	0,000	-	0,001	NSE	3,762	NPRH	2,664	0,325	44,437087	HR 5
	MQOP-I	0,036	NSE	0,054	NSE	0,236	NPRH	5,780	-1,846	32,7352	NPRH
1997	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	0,237	SE	3988,570	HR 1	2,205	5,099	29,810356	HR 5
	MQO-I	-0,001	NSE	0,267	SE	4207,598	HR 1	1,419	2,403	10,506356	NPRH
	MQOP	0,000	-	0,001	NSE	61,205	HR 1	1,150	2,965	6,6191713	NPRH
	MQOP-I	0,079	SE	0,119	NSE	51,502	HR 1	1,212	1,475	10,249222	NPRH
1996	Modelos	ai	S	bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MQO	0,000	-	0,082	SE	8981,787	HR 1	1,702	4,354	16,76701	HR 5
	MQO-I	0,003	NSE	0,267	SE	7,247	NPRH	1,343	3,718	9,6612993	NPRH
	MQOP	0,000	-	0,001	NSE	0,023	NPRH	1,478	2,358	11,443241	NPRH
	MQOP-I	0,031	SE	0,047	NSE	63,896	HR 1	1,280	1,899	9,700563	NPRH

Onde:

MQO é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários sem Intercepto

MQO-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Intercepto

MQOP é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e sem Intercepto

MQOP-I é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários com Proporcionalidade e com Intercepto

JB é o índice calculado através da estatística de Jarque-Bera

ai: Coeficiente Linear

bi: Coeficiente Angular

Q: teste de heteroscedasticidade (SSE2/ SSE1)

S: Significância Estatística

SE: Significativo Estatisticamente

NSE: Não significativo estatisticamente

HR 1: hipótese rejeitada a 1%

HR 5: hipótese rejeitada a 5%

NPRH: não pode-se rejeitar a hipótese

5.8- Considerações Finais

Como nos estudos de RAMOS (1999); COSTA Jr. (1989) e McDONALD e MORRIS (1986), os modelos MQO e MQO-I (1 e 2 - respectivamente) apresentaram para a análise desta amostra, significantes heteroscedasticidade e não-normalidades para todos os índices financeiros estudados. A heteroscedasticidade pode ser vista pelos altos valores de Q nas tabelas de resultados do apêndice. Sendo Q, significativo em 89% dos casos (50/56). Enquanto que as não normalidades podem ser notadas pelos altos valores apresentados pela estatística de Jarque-Bera, que analisa os índices de assimetria e curtose constantes na mesma tabela, onde os modelos MQO e MQO-I tiveram os coeficientes de assimetria e/ou curtose rejeitados em 55% dos casos (31/56), constatados através da análise de Jarque-Bera (JB). Por estes resultados, pode-se dizer que a distribuição dos resíduos (termos de erro) dos índices financeiros analisados não possuem uma variância constante, o que está de acordo com os estudos de McDONALD e MORRIS (1986) e COSTA Jr. (1989).

Já os modelos proporcionais MQOP e MQOP-I, diminuíram em muito (39/56) os casos de heteroscedasticidade encontrada pelos modelos MQO e MQO-I. Como estes modelos consideram que a variância do termo de erro é diretamente proporcional a X_i , pode ser inferido que os índices financeiros aqui analisados possuem exatamente esta mesma característica, sendo portanto, influenciados pelo tamanho da variável independente X_i .

Quanto as não-normalidades, estes modelos tiveram a hipótese de assimetria e/ou curtose rejeitadas em 25% dos casos (14/56), apresentando de forma geral menores níveis de assimetria e/ou curtose com relação aos modelos não proporcionais, confirmando os estudos de McDONALD e MORRIS (1986), onde os autores constataram que estes modelos por considerarem a característica de proporcionalidade diminuem as não-normalidades da distribuição.

A inclusão do termo intercepto no modelo MQO-I, mostrou-se estatisticamente significativa em 79% dos casos (22/28). Já para o modelo MQOP-I, apresentou significância estatística em apenas 29% dos casos analisados (8/28). No entanto, nos casos onde o intercepto foi

estatisticamente suportável, a inclusão do termo intercepto reduziu significativamente as não-normalidades, confirmando os resultados encontrados nos trabalhos de WHITTINGTON (1980) e BARNES (1982).

Quando analisados os modelos de uma maneira geral, ou seja, quanto a significância dos coeficientes angulares e lineares, sem considerar as características de suas distribuições, encontramos uma validade em torno de 68% dos casos (19/28) para o modelo MQO, de 64% dos casos (18/28) para o modelo MQO-I, de 50% dos casos (14/28) para o modelo MQOP e de 57% dos casos (16/28) para o modelo MQOP-I.

Se considerados estes resultados, somado ao fato de que, os modelos com proporcionalidade MQOP e MQOP-I apresentaram menores não-normalidades, e as baixas medidas de heteroscedasticidade apresentadas no modelo MQOP, há o indício de ser este o mais adequado quando da análise dos índices financeiros. Porém quando analisados separadamente, nota-se que não há uma regra geral, não podendo ser descartada a utilização de um ou outro modelo, haja vista que, dependendo do índice, um modelo poderá refletir a melhor análise, enquanto que poderá se apresentar como o pior modelo para a análise de outros índices.

5.9 Generalização dos resultados

Finalmente, podemos então responder as duas questões principais a que nos propusemos inicialmente:

- 1. Será que a validade da hipótese de proporcionalidade na comparação entre índices fundamentalistas pode ser verificada?*
- 2. Será que existe um modelo mais adequado para a comparação de índices financeiros do que o atualmente utilizado?*

A resposta a primeira questão seria sim, pois como ficou demonstrado neste estudo (pelas baixas medidas de heteroscedasticidade do modelo MQOP), o método tradicional de análise para comparar índices financeiros, independentemente da amostra de dados, considera a relação de proporcionalidade.

Como resposta a segunda questão, devemos separar os índices financeiros analisados em outros dois grupos. Para o primeiro grupo, formado pelos índices de Liquidez Corrente e *Dividend Yield*, o melhor modelo a ser utilizado entre os testados, seria o Modelo MQO. Para o segundo grupo, formado pelos demais índices, pode-se afirmar que o Modelo MQOP (*Modelo Tradicional*), foi entre os demais modelos testados o mais eficiente. Confirmando, ao menos para esta amostra, que “o *Modelo Tradicional continua sendo o melhor modelo para comparação de índices financeiros*”.

5.10 Sugestões para trabalhos futuros

Considerando que todos os índices analisados apresentaram altas medidas de assimetria e curtose, nenhum dos modelos aqui apresentados pode ser tomado como um modelo perfeito. Eles poderão no máximo, servir como uma primeira análise de referência. As dispersões encontradas pelos modelos sugerem o estudo de outros modelos que tenham como principal objetivo a diminuição das não normalidades, podendo incluir ou não, mais variáveis independentes.

Um caminho a ser tomado poderia ser a utilização de transformações em Y_i (variável dependente), já que as transformações de Y_i utilizadas pelo modelo 4 pareceram não contribuir para a redução das não normalidades. Transformações da variável X_i (variável independente) por sua vez, não parecem ser necessárias, uma vez que as medidas de heteroscedasticidade foram completamente eliminadas quando utilizadas as transformações de X_i aqui apresentadas.

Caso as não normalidades das distribuições não forem também reduzidas por outras transformações, um outro caminho seria a adoção de mais variáveis independentes e/ou de funções não lineares, uma vez que as distribuições dos índices financeiros apresentaram neste estudo esta característica.

REFERÊNCIAS

BARNES, P. *Methodological Implications of Nonnormally Distributed Financial Ratios*. **Journal of Business Finance and Accounting**, p. 51-62, 1982

BOUGEN, P.; DRURY, J. C., U. K. *Statistical Distribution of Financial Ratios*. **Journal of Business Finance and Accounting**, p. 39-47, 1980.

COSTA Jr., N. C. A. da *An Empirical Examination on the Statistical Distributions of Accounting Ratios*. Lancaster, Inglaterra, 1989.

DEAKIN, E. B. *Distributions of Financial Accounting Ratios; some empirical evidence*. **The Accounting Review**, p. 90-96, Janeiro 1976.

ECONOMÁTICA: *software de apoio a investidores*. Textos extraídos em 02/02/2003 da World Wide Web: <http://www.economica.com/web95.htm> . 2003.

ENFOQUE GRÁFICO SISTEMAS Ltda. Índices: informações adicionais. Textos extraídos em 03/2003 da World Wide Web: <http://www.enfoque.com.br/cotacoes/info.htm> . 2003.

FAMA, E. F., & FRENCH, K. R. *The cross-section of expected stock returns*. **Journal of Finance**, junho, p. 427-465, 1992.

FOSTER, George *Financial Statement Analysis*, 2^aed. New Jersey: Prentice-Hall, 1986.

FRECKA, T. J.; HOPWOOD, W. S., *The Effect of Outliers on the Cross-Sectional Distributional Properties*. **The Accounting Review**, p. 115-128, 1983.

GITMAN, Lawrence J. *Princípios de Administração Financeira*. 7^a ed. São Paulo: Harbra, 1997.

GUJARATI, Damodar N. *Econometria Básica*. 3^a ed. São Paulo: Makron Books, 2000.

JOHNSTON, J. *Econometric Methods*. New York: McGraw-Hill, 1963.

LAU, A.H. *A five-state financial distress prediction model*, **Journal of Accounting Research**, Spring, p. 127–138, 1987.

LEV, B., Sunder S. *Methodological Issues in the Use of Financial Ratios*. **Journal of Accounting and Economics**, december, p. 187–210, 1979.

McDONALD, B. & MORRIS, M. H. *The Statistical Validity of the Ratio Method in Financial Analysis: An Empirical Examination*, **Journal of Business Finance and Accounting** p. 89-97, 1984.

McDONALD, B. & MORRIS, M. *The functional specification of financial ratios: an empirica examination*, **Accounting and Business Research**, Vol. 15, No. 59, p. 223–228, 1985.

McDONALD, B. & MORRIS, M. H. *The statistical validity of the ratio method in financial analysis: an empirical examination: a reply*, **Journal of Business Finance and Accounting**, Vol. 13, No. 4, pp. 633–635, 1986.

MIRER, Thad W. *Economic Statistics e Econometrics*. New York: Macmillan Publishing CO., INC., 1983.

NETER, J.; WASSERMAN, W.; KUTNER, Michael H. *Applied Linear Statistical Models*. 2^a ed. Homewood: Richard D. Irwin, 1985.

PISKE, Ingobert. *Ferramenta de apoio à decisão em análise de investimentos*.

URL: <http://www.eps.ufsc.br/disserta98/piske/cap1.html>. Dissertação de mestrado PGEP/UFSC. Florianópolis, 1998.

RAMOS, José Paulo L. *O Uso de Índices Financeiros: uma análise empírica*. Dissertação de mestrado PGEP/UFSC. Florianópolis, 1999.

SILVA, JOSÉ O. da. *Aplicação da ferramenta "Excel" para projeções de demonstrativos de resultados financeiros, com abordagem para a capacitação administrativo/financeira de uma empresa*. Artigo apresentado em aula. Joinville, 1999.

WHITTINGTON, G. *Some Basic Properties of Accounting Ratios*. **Journal of Business Finance and Accounting**, Summer, Vol. 7, N° . 2, p. 219–232,1980.

BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR

ALCÂNTARA, J. C. G. *O modelo de avaliação de ativos (capital asset pricing model)-aplicações*. **Revista de Administração de Empresas**, p. 223-249, 1981.

BERNSTEIN, P. L. *Desafio aos Deuses: a fascinante história do risco*. Rio de Janeiro: Campus, 1997.

BLACK, F., JENSEN, M. C. & SCHOLES, M. *The capital asset pricing model: some empirical tests*. In M. C. Jensen (Org.). *studies in the theory of capital markets*. New York: Praeger, 1972.

BOLSA DE VALORES DE SÃO PAULO. Textos extraídos (em várias datas) da World Wide Web: <http://www.bovespa.com.br>. 2003.

DAMODARAN, ASWATH. *Avaliação de Investimentos: Ferramentas e Técnicas para a Determinação do Valor de Qualquer Ativo*. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.

DA SILVA, A. T. *Administração e Controle*. 7^a ed. São Paulo: Atlas, 1990.

FAMA, E. F. & MACBETH, J. D. *Risk, return and equilibrium: empirical tests*. **Journal of Political Economy**, (vol.81), p. 607-637, 1973.

FULLER-LOVE, N., RHYS, H. & TIPPETT, M. *Harmonic analysis, time series variations and the distributional properties of financial ratios*, *Omega*, 23, pp. 419-427, 1995.

INVESTOR HOME. *Fundamental anomalies*. Texto extraído em 03/2003 da World Wide Web: <http://www.investorhome.com./anofun.htm> . 2003.

PINDYCK, R. S. & RUBINFELD, D. L. *Microeconomia*. São Paulo: McGraw-hill, 1994.

PUGGINA, W. A. *Analysis of rates of return and risk for common and preferred stocks: the Brazilian experience*. Tese de doutorado, Michigan State University, 1974.

REVISTA BOVESPA. *A matemática sai do papel e traz lucros*. Julho, p. 30-32, 1996.

SANVICENTE, A. Z. *administração financeira*. 3^a ed. São Paulo: Atlas, 1995.

TRIGUEIROS, D. 'Incorporating complementary ratios in the analysis of financial statements, *Accounting, Management and Information Technology*, 4, p. 149–162, 1995a.

TRIGUEIROS, D. Accounting identities and distributions of ratios', *British Accounting Review*, 27, N^o. 2, p. 109–126, 1995b.

WATSON, C. J. Multivariate distributional properties, outliers and transformation of financial ratios, *The Accounting Review*, July, p. 682–695, 1990.

Lista de símbolos

AC	ativo circulante
d	número de observações deletadas
EP	erro padrão
$EP(\gamma_3)$	erro padrão do coeficiente de assimetria
$EP(\gamma_4)$	erro padrão do coeficiente de curtose
F	teste F
hr a 1%	hipótese rejeitada a 1% de significância
hr a 5%	hipótese rejeitada a 5% de significância
Ic	intervalo de confiança
k	coeficiente de proporcionalidade
MQO	método dos mínimos quadrados ordinários
MQO-I	método dos mínimos quadrados ordinários com intercepto
MQOP	método dos mínimos quadrados com proporcionalidade e sem intercepto
MQOP-I	método dos mínimos quadrados com proporcionalidade e com intercepto
n	número de observações
nse	não significativo estatisticamente
N	número de observações
p	fator de proporcionalidade
P/L	índice preço / lucro
PC	passivo circulante
Q	coeficiente do teste Goldfeld-Quandt
S	significância estatística
SSE	soma dos quadrados dos resíduos
VEP	desvio padrão estimado do coeficiente angular
$VEP\alpha$	desvio padrão estimado do coeficiente linear
W	número de parâmetros estimados
X	denominador de um índice
\bar{X}	medida da média e/ou tendência central
Y	numerador de um índice
t	estatística t

Letras Gregas e Subscritos

δ	coeficiente angular
δ_e	coeficiente angular estimado
δ^*	coeficiente angular transformado
δ_e^i	coeficiente angular transformado estimado
γ_3	coeficiente de assimetria
γ_4	coeficiente de curtose
α	coeficiente linear
α_e	coeficiente linear estimado
α^*	coeficiente linear transformado
α_e^*	coeficiente linear transformado estimado
γ_2	desvio padrão
ε_i	erro randômico
ε_i^*	erro randômico transformado
ε_{ie}^*	erro randômico transformado estimado
σ^2	variância
$\sigma^2(\varepsilon_i)$	variância do erro

ANEXO:

**PROCEDIMENTOS DOS CÁLCULOS
REALIZADOS NO SOFTWARE EXCEL**

Procedimentos dos cálculos

Procuraremos descrever os procedimentos dos cálculos utilizados para a estimação dos modelos para o índice de rentabilidade sobre o capital próprio, no ano de 1999, da amostra do setor analisado. Todo o procedimento descrito aqui, também foi aplicado para todos os outros índices fundamentalistas, para todo o período.

Os dados com as informações do índice desejado são copiados do software Economática para a planilha Excel. É então obtida a tabela abaixo:

1999	Y 1,2 Y	X 1,2 X	Y 3,4 Y/X	X 3 X/X	X 4 1/X
Empresa	Lucro Liq Dez/99	Patrim Liq Dez/98	RENT K PROPRIO	Z	1/P L
Banestado PN	-535,24	-2635,35	0,203100157	1,00	-0,00038
Banese PN	8,18	-19,47	-0,420133539	1,00	-0,05136
Banestes ON	10,16	69,86	0,145433725	1,00	0,01431
Besc PNB	-101,25	103,08	-0,982246799	1,00	0,0097
Amazonia ON	74,28	167,17	0,444338099	1,00	0,00598
Bandeirantes PN	-2,37	320,61	-0,007392159	1,00	0,00312
Merc Brasil PN	18,11	381,62	0,047455584	1,00	0,00262
Banrisul PN	60,69	476,85	0,127272727	1,00	0,0021
Sudameris ON	-103,66	836,22	-0,123962594	1,00	0,0012
Nord Brasil PN	75,37	886,25	0,085043724	1,00	0,00113
Merc S Paulo PN	152,05	1040,47	0,146135881	1,00	0,00096
Unibanco PN	590,68	2906,33	0,203239137	1,00	0,00034
Banespa PN	21,39	4143,2	0,005162676	1,00	0,00024
Bemge PN	706,98	4814,96	0,14682988	1,00	0,00021
Itaubanco PN	1955,57	5078,36	0,385079041	1,00	0,0002
Bradesco PN	1104,81	6321	0,174784053	1,00	0,00016
Brasil PN	843,05	6629,87	0,127159356	1,00	0,00015

Tabela X: Procedimentos dos cálculos.

Na primeira coluna foi colocado o nome das empresas pertencentes ao setor. Na segunda coluna, o dado do ativo circulante (numerador do índice fundamentalista) correspondente as empresas da coluna 1 e na terceira coluna o dado do passivo circulante (denominador do índice fundamentalista). Na quarta e sexta colunas foram colocadas fórmulas como mostrado no título de cada coluna e finalmente, na quinta coluna foi colocado a representação de um vetor unitário. Todas estas informações serão utilizadas como fonte de dados para o cálculo dos modelos de estimação.

Onde:

Y 1,2 é o numerador utilizado nos modelos 1 e 2

X 1,2 é o denominador utilizado nos modelos 1 e 2

Y 3,4 é o numerador utilizado nos modelos 3 e 4

X 4 é o denominador utilizado nos modelo 4

X 3 é o denominador utilizado nos modelo 3

Apartir destes dados é feita uma regressão de X em Y, em que para o modelo MQO-P o Excel retornará então a seguinte matriz estatística:

<i>Estatística de regressão</i>	
R múltiplo	0,2055379
R-Quadrado	0,04224583
R-quadrado ajustado	-0,0202542
Erro padrão	0,31825728
Observações	17

ANOVA					
	<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>
Regressão	1	0,071484	0,0715	0,7057	0,414
Resíduo	16	1,620603	0,1013		
Total	17	1,692087			

	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>Valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95,0%</i>	<i>Superior 95,0%</i>
Interseção	0	#N/D	#N/D	#N/D	#N/D	#N/D	#N/D	#N/D
1/P L	5,80185345	5,812662	0,9981	0,3331	-6,5204	18,124	-6,5204	18,124

Resumindo:

Modelo 3 – MMQP

Coefficiente angular (Fech/99)	5,80185
Erro do coef. Angular	0,5812662
r2	0,0422458
F	0,7057481
SQ Regressão	0,0714836
SQ Resíduos	1,6206031
Interseção	0
Erro do coef. De interseção	#N/D
Graus de liberdade	17
Stat t	0,9981405

Desta matriz, podemos então retirar o valor de nosso coeficiente angular $\delta_1 = 5,80185$, e a equação do nosso modelo 1 estimado é:

$$Y_e = 5,80185.X$$

Onde:

- X são os valores da variável independente (Patrimônio Líquido exercício anterior) e
- Y_e são os valores dos ativos, agora estimados pela equação do modelo 3 encontrada.

O teste estatístico t

Como já apresentado anteriormente no capítulo 4, o objetivo deste teste é testar a probabilidade dos coeficiente encontrados serem diferentes de zero. A fórmula que testa esta hipótese é:

$$t^* = \frac{\delta_e}{VEP} = \frac{5,80185}{0,58126} = 9,981$$

Onde, o valor de VEP é o valor do erro padrão (erro do cof. Angular), encontrado na matriz estatística do modelo MQO-P.

Temos agora que comparar o valor de t^* encontrado com o valor de t na tabela estatística *distribuição t*, para 17 graus de liberdade. As probabilidades desejadas são 95% e 99%. Sendo então encontrados os seguintes valores:

$$t(17,0.95) = 3,79 \text{ e}$$

$$t(17,0.99) = 6,99.$$

Como o valor de t^* é maior do que o valor de $t(17;0,995)$, $9,981 > 6,99$, conclui-se que o coeficiente angular δ_1 encontrado, tem 99% de probabilidade de ser diferente de zero. Podemos também dizer que este coeficiente tem uma significância estatística de 1%. Em nossa planilha de cálculo, teremos então o seguinte resultado:

Valor de t^* p/ o coef ang.	9,981
Significância coef. angular	1%

Os testes de assimetria e curtose

Para a realização destes testes, utilizamos as equações fornecidas pelo Excel. Como estas equações já foram apresentadas no capítulo 2, apresentaremos agora somente a sintaxe, que é:

Para assimetria:

DISTORÇÃO (núm1;num2;...) e

para curtose:

CURT (núm1;num2;...)

Onde: núm1, núm2...núm_i são as diferenças entre o valor real de Y_i e o valor estimado pela equação $Y_e = 5,80185.X$, ou núm_i = $(Y_{real} - Y_e)$. Para o nosso exemplo encontramos a seguinte tabela:

RESULTADOS DE RESÍDUOS

Observação	Previsto(a) RENTAB K PROPRIO	Resíduos
1	-0,0022015	0,205302
2	-0,2979894	-0,122144
3	0,08304972	0,062384
4	0,05628496	-1,038532
5	0,03470631	0,409632
6	0,0180963	-0,025488
7	0,01520322	0,032252
8	0,01216704	0,115106
9	0,00693819	-0,130901
10	0,00654652	0,078497
11	0,00557619	0,14056
12	0,00199628	0,201243
13	0,00140033	0,003762
14	0,00120496	0,145625
15	0,00114247	0,383937
16	0,00091787	0,173866
17	0,00087511	0,126284

Com os dados desta tabela, podemos encontrar então os coeficientes de assimetria e curtose para o nosso exemplo. São eles:

DISTORÇÃO(valores da coluna do erro)= coef. de assimetria $\gamma_3 = -2,680$

CURT(valores da coluna do erro) = coef. de curtose $\gamma_4 = 9,420$

Após encontrados os coeficientes de assimetria e curtose, é necessário saber se estes coeficientes informam se há ou não presença de assimetria e curtose no nosso modelo. Para determinar o nível de significância destas medidas, foi calculado o erro padrão (*EP*) de uma distribuição para uma amostra de uma população de tamanho $n (=17)$, que testa a probabilidade de rejeitar a hipótese de assimetria ou curtose nulas, conforme descrito no capítulo 4. Os erros padrões encontrados foram:

Para a assimetria:

Para curtose:

Significância de 95%:	$EP(\gamma_3) = 1.2080$	significância de 95%:	$EP(\gamma_4) = 2.3341$
Significância de 99%:	$EP(\gamma_3) = 1.5901$	significância de 99%:	$EP(\gamma_4) = 3.0725$

Como $EP(\gamma_3) > \gamma_3 \Rightarrow 1.2080 > -2,680$ não podemos rejeitar a hipótese da assimetria ser nula.

Como $EP(\gamma_4) < \gamma_4 \Rightarrow 3.0725 < 9,420$ podemos rejeitar a hipótese de curtose nula com uma confiabilidade de 99%. Podemos ainda dizer que a hipótese de curtose nula foi rejeitada com 1% de significância.

Por estes resultados, apesar de não termos encontrado grandes distorções assimétricas, pode-se comprovar pelo coeficiente de curtose que a distribuição dos resíduos não é normal. Devido ao alto coeficiente de curtose calculado, a distribuição encontrada apresenta um cume quando comparada com a distribuição normal.

Apartir dos coeficientes de assimetria e curtose, pode-se calcular a estatística de Jarque-Bera como na fórmula descrita a seguir:

$$JB = \left(\frac{n}{6}\right) * \left\{ (ASS)^2 + \left[\frac{1}{4}\right] * (Ku - 3)^2 \right\} =$$

$$JB = \left(\frac{16}{6}\right) * \left\{ (-2,68)^2 + \left[\frac{1}{4}\right] * (9,42 - 3)^2 \right\} = 46,62966$$

1999	Modelos	ai	S	Bi	S	Q	S	Assimetria	Curtose	JB	S
	MMQ	0,000	-	0,174	NSE	99,525	HR 1	2,840	8,172	39,34381	HR 5
	MMQ-I	-54,153	SE	0,184	NSE	71,959	HR 1	1,616	11,043	50,0897	HR 5
	MMQP	0,000	-	5,802	SE	13,531	HR 1	-2,680	9,420	46,62966	HR 1
	MMQP-I	1,995	NSE	2,993	SE	16,614	HR 1	-2,691	9,486	47,35606	HR 5

O teste de heteroscedasticidade

Como descrito no capítulo 4, o teste aqui aplicado é o Goldfeld-Quandt, que é aplicado aos resíduos (coluna do erro da tabela x) do nosso modelo. Neste teste, os dados da amostra da variável independente X_i (ativo circulante) do modelo a ser testado são ordenados de forma crescente e então divididos em duas sub-amostras de mesmo tamanho. Caso o número de empresas da amostra seja ímpar, é retirada a observação média. A cada sub-amostra é aplicada uma regressão. Para o nosso exemplo esta função retornou as seguintes matrizes:

Teste de Heteroscedasticidade					
Subamostra 1					
ANOVA					
	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	1	-0,004	-0,004	-0,0159	#NÚM!
Resíduo	5	1,2668	0,2534		
Total	6	1,2627			
Subamostra 2					
ANOVA					
	gl	SQ	MQ	F	F de significação
Regressão	1	-0,0168	-0,0168	-0,8957	#NÚM!
Resíduo	5	0,0936	0,0187		
Total	6	0,0768			

Destas matrizes estatísticas tomamos os valores da soma dos quadrados dos resíduos, e calculamos o coeficiente Q como:

$$Q = \frac{SSE_2}{SSE_1} = \frac{1,2668}{0,0936} = 13,5313$$

Onde SSE é a soma dos quadrados dos resíduos de cada sub-amostra e Q tem uma distribuição F com $(n-d-2w)/2$ graus de liberdade no numerador e no denominador. (d é o número de observações deletadas e w o número de parâmetros estimados.)

Para o nosso caso, $n=17$ (17 empresas), $d=1$ (uma observação deletada), e $w=1$ (estamos estimando apenas o coeficiente angular). Para os casos dos modelos 2 e 4, w é igual a 2. Assim, $n-d-2w=7$.

Após o cálculo do coeficiente Q , temos então que buscar F , o valor de F é encontrado na tabela estatística de distribuição F . De acordo com as variáveis acima descritas, podemos então encontrar $F(7,7,0.99) = 6.99$ e $F(7,7,0.95) = 3.79$.

Como $Q > F(7,7,0.99) \Rightarrow 13.1852 > 6.99$, é constatado que o modelo 1 utilizado para a estimação possui heteroscedasticidade, com uma significância de 1%.

Os procedimentos para os outros modelos seguem esta mesma metodologia, com pequenas variações nas variáveis de entrada dos dados da regressão que são destacados agora.

Para os cálculos do modelo 1 e 2, ao selecionar os dados para a regressão, utilizar:

$val_conhecidos_y$ = dados do LL (segunda coluna da tabela x);

$val_conhecidos_x$ = dados PL Ant. (terceira coluna da tabela x);

$constante = 0$;

Para os cálculos do modelo 4, utilizar:

$val_conhecidos_y$ = dados do Rent sobre o Capital Próprio: LL/PL Ant. (quinta coluna da tabela x);

$val_conhecidos_x$ = vetor unitário Z: 1/PL (sexta coluna da tabela x);

$constante = 0$;

Espera-se ter *atingido* o objetivo deste apêndice que foi o de demonstrar os procedimentos de cálculos utilizados através do software Microsoft Excel.