



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA – UnB
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, CONTABILIDADE
E CIÊNCIA DA INFORMAÇÃO E DOCUMENTAÇÃO – FACE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO – PPGA

**TESTANDO A EXISTÊNCIA DE EFEITO *LEAD-LAG*
ENTRE OS MERCADOS ACIONÁRIOS
NORTE-AMERICANO E BRASILEIRO**

GUSTAVO REZENDE DE OLIVEIRA

ORIENTADOR: PROF. OTÁVIO RIBEIRO DE MEDEIROS, PHD

**BRASÍLIA – DF
2008**

GUSTAVO REZENDE DE OLIVEIRA

**TESTANDO A EXISTÊNCIA DE EFEITO *LEAD-LAG*
ENTRE OS MERCADOS ACIONÁRIOS
NORTE-AMERICANO E BRASILEIRO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração, da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Ciência da Informação e Documentação (FACE), da Universidade de Brasília, como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Administração.

ORIENTADOR: PROF. OTÁVIO RIBEIRO DE MEDEIROS, PHD

**BRASÍLIA – DF
2008**

GUSTAVO REZENDE DE OLIVEIRA

**TESTANDO A EXISTÊNCIA DE EFEITO *LEAD-LAG*
ENTRE OS MERCADOS ACIONÁRIOS
NORTE-AMERICANO E BRASILEIRO**

Dissertação aprovada pela seguinte Comissão Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade de Brasília:

Brasília, 20 de junho de 2008

COMISSÃO EXAMINADORA

Nome: Prof. Otávio Ribeiro de Medeiros, PhD
Instituição: Universidade de Brasília - UnB

Nome: Prof^a. Dra. Solange Garcia dos Reis
Instituição: Universidade de Brasília - UnB

Nome: Prof. Dr. Alberto Shigueru Matsumoto
Instituição: Universidade Católica de Brasília - UCB

Ao meu filho Eduardo, meu amigo e minha paixão, que me motiva a querer ser sempre melhor.

Aos meus pais, Fausto e Lilia, pela confiança, incentivo e por privilegiarem sempre a educação.

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador e amigo, Professor Otávio Ribeiro de Medeiros, pela dedicação e pelo essencial auxílio da realização deste trabalho.

A todos os demais professores do Programa de Pós Graduação em Administração da UNB, por me ensinarem a difícil tarefa de pesquisador.

Aos colegas do mestrado em administração, pela amizade.

À Regina, pelo auxílio na revisão do trabalho.

Aos funcionários da secretaria do Programa de Pós-Graduação em Administração da UnB, pela disposição em sempre ajudar nas questões administrativas.

A todos os colegas e gestores da Diretoria de Gestão de Riscos do Banco do Brasil, que contribuíram para a realização da pesquisa.

RESUMO

Este trabalho tem por objetivo identificar a existência do efeito *lead-lag* entre o mercado acionário norte-americano, representado pela bolsa de valores de Nova York (NYSE), e o mercado acionário brasileiro, representado pela bolsa de valores de São Paulo (BOVESPA), ou seja, se os movimentos de elevação ou queda de preços na NYSE são seguidos, em média, por movimentos similares na BOVESPA, o que possibilitaria um certo grau de previsibilidade do valor dos ativos negociados no mercado brasileiro, permitindo assim a ocorrência de oportunidades de arbitragem. A existência deste efeito indica uma relativa segmentação entre os mercados, possibilidade inexistente na Hipótese do Mercado Eficiente (HME), segundo a qual os preços dos ativos são imprevisíveis. O estudo compreendeu o período de julho de 2006 a setembro de 2007, com utilização de dados dos índices Dow Jones e Ibovespa com frequência intradiária de um minuto. Foi identificada a co-integração entre os dois mercados pelos testes de Engle e Granger e de Johansen, bem como a existência de causalidade bidirecional, por meio do teste de Causalidade de Granger. Os mercados se mostraram segmentados pelos resultados obtidos pelas regressões utilizando VECM, TSLS (*Two Stage Least Squares*) e GARCH, que mostraram que o retorno da BOVESPA é, em grande parte, explicado pelo movimento da NYSE em minutos anteriores. Os resultados divergem do pressuposto da HME de que não seria possível prever o valor de uma ação. No entanto, os resultados do trabalho mostraram que a realização de arbitragem com base no efeito *lead-lag* não é economicamente viável em decorrência dos custos de transação.

ABSTRACT

This study is aimed at identifying the existence of lead-lag effects between the US stock market, represented by the New York Stock Exchange (NYSE), and the Brazilian stock market, represented by the Sao Paulo Stock Exchange (BOVESPA), i.e. whether upward and downward price movements in the NYSE are followed, on average, by similar movements in BOVESPA, which would make possible a certain degree of predictability of stock prices in the Brazilian market thus allowing arbitrage opportunities. The existence of that effect would indicate a relative segmentation between these two markets, which would violate the Efficient Market Hypothesis, according to which stock prices are unpredictable. The sample comprised the period from July 2006 to September 2007, using data on the Dow Jones Industrial Average Index (DJIA) and the Bovespa Stock Index (IBOVESPA) within the intraday frequency of one minute. Cointegration between the two markets was identified by means of the Engle-Granger and the Johansen tests, as well as the existence of bi-directional causality, by means of the Granger causality test. The results obtained from VECM, TSLS and GARCH regressions showed that the two markets are segmented and that the IBOVESPA returns are, to a large extent, explained by the stock price movements in NYSE which occur some minutes before. The results diverge from the HME assumption that stock prices are unpredictable. However, the results also show that the practice of arbitrage based on the lead-lag effects are not economically feasible due to transaction costs.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	3
1.1. Formulação da Situação-Problema.....	3
1.2. Objetivos.....	6
1.2.1. Objetivo geral.....	6
1.2.2. Objetivos específicos.....	6
1.3. Justificativa e Relevância.....	7
1.4. Delimitação do Estudo.....	8
2. BASE TEÓRICA.....	10
2.1. Bolsas de Valores.....	10
2.1.1. Bolsa de Valores de São Paulo.....	10
2.1.2. O índice Ibovespa.....	11
2.1.3. New York Stock Exchange.....	11
2.1.4. Dow Jones Industrial Average.....	12
2.2. A Hipótese do Mercado Eficiente.....	12
2.3. Análise multi-mercados.....	15
2.3.1. Integração e Segmentação.....	15
2.3.2. Possibilidade de arbitragem.....	15
2.3.3. Assimetria de Informação.....	16
2.3.4. Conseqüências da diferença entre o nível de desenvolvimento entre mercados....	18
2.4. Evidências sobre Integração entre Mercados.....	18
2.5. Evidências empíricas sobre efeitos <i>lead-lag</i>	20
3. METODOLOGIA.....	23
3.1. Os dados.....	23
3.1.1. A questão do fuso-horário.....	23
3.2. Análise de Regressão.....	24
3.3. Análises das Séries de Tempo – Co-integração.....	26
3.3.1. Análise de Regressão.....	26
3.3.2. Teste de estacionariedade dos resíduos.....	27
3.3.3. Modelo de correção de erro – ECM (<i>Error Correction Models</i>).....	28
3.3.4. Teste de co-integração de Johansen.....	29
3.4. O modelo VAR (Vetores auto-regressivos).....	29

3.4.1. O modelo VECM (<i>Vector Error Correction Model</i>)	30
3.5. Causalidade de Granger	31
3.6. O modelo GARCH	32
3.7. Estratégias de negociação	33
3.7.1. Estratégia de Negociação Líquida	34
3.7.2. Estratégia de Compra e Manutenção	34
3.7.3. Estratégia de Filtro	34
4. RESULTADOS	35
4.1. Existência de Co-integração entre Dow Jones e Ibovespa	35
4.2. Resultado do VECM.....	37
4.2.1. O efeito da variável câmbio.....	38
4.2.2. O modelo VECM sem a variável câmbio.....	38
4.3. Verificando a existência de Causalidade de Granger entre as séries.....	40
4.4. Os resultados do modelo TSLS	41
4.4.1. Coeficientes significativos para retornos positivos	42
4.4.2. Coeficientes significativos para retornos negativos	44
4.4.3. Sobre os coeficientes	46
4.4.4. Análise dos resíduos	48
4.4.4.1. Teste de autocorrelação dos resíduos	49
4.4.4.2. Teste de normalidade dos resíduos	50
4.4.4.3. Teste de heterocedasticidade dos resíduos	51
4.4.6. A previsibilidade dos retornos positivos	51
4.4.7. O custo de transação	52
4.5. Os resultados do modelo GARCH.....	54
5. CONCLUSÕES	57
REFERÊNCIAS	60
APÊNDICES	63
ANEXOS	69

1. INTRODUÇÃO

1.1. Formulação da Situação-Problema

A evolução tecnológica nos meios de comunicação e na informática, iniciada em meados do século XX, vem contribuindo de forma decisiva para a integração dos mercados acionários mundiais. Atualmente, as operações de compra e venda podem ser feitas por meio da Internet, o que possibilita aos investidores em qualquer ponto do globo comprar ações, ou outro tipo de ativo financeiro, na maioria das principais bolsas de valores e bolsas de mercadorias do planeta. Além disso, o desenvolvimento dos meios de comunicação permite a constante troca de informações relevantes à formação dos preços dos ativos de forma a integrar ainda mais os mercados mundiais.

A integração de mercados significa que o retorno esperado de ativos de uma mesma classe de risco seja o mesmo em diferentes mercados, conforme Eiteman et al. (1994) apud Costa Júnior e Leal (1997). O retorno é o percentual de ganho ou perda proporcionada por um ativo em certo período. Assim, a elevada rapidez com que a informação é transmitida para diferentes partes do globo faz com que ativos semelhantes em nível de risco tenham retornos semelhantes, pois esta informação, se disponível para todo o mercado, elevaria ou reduziria o valor destes ativos.

O acesso a informações relevantes, que pode ser feito em poucos segundos por meio da Internet, por exemplo, permite ao investidor comercializar, com maior grau de confiança, ações por todo o mundo. A fim de minimizarem seus riscos, grandes investidores diversificam seus investimentos por todo o globo, em função do maior conjunto de oportunidades disponível.

A maior integração entre os mercados financeiros internacionais tende a fazer com que estes se movimentem em conjunto. Dessa forma, um único evento, se de grande relevância, pode fazer com que os preços gerais das ações – índices gerais de bolsas de valores – se elevem ou decresçam em bolsas de valores de todo o mundo instantaneamente. Sobre esta questão, Tsay (2002, p. 299) fez a seguinte abordagem:

A globalização econômica e a comunicação proporcionada pela internet têm acelerado a integração entre os mercados financeiros, em anos recentes. Movimentos de preços em um mercado podem se propagar facilmente e

instantaneamente para outro mercado. Por esta razão, mercados financeiros estão mais dependentes uns dos outros do que no passado e devem ser considerados em conjunto para mais bem entendermos a estrutura dinâmica das finanças globais. Um mercado pode “conduzir” outro mercado sob algumas circunstâncias, ainda que a relação possa ser reversa em outras circunstâncias. Conseqüentemente, conhecer como os mercados são inter-relacionados é de grande importância para o estudo de finanças. Similarmente, para um investidor ou uma instituição financeira detentora de múltiplos ativos financeiros, a dinâmica da relação entre os retornos dos ativos passa a desempenhar um importante papel na tomada de decisões.

A Hipótese do Mercado Eficiente – HME estabelece que os preços das ações não são passíveis de previsão, pois se comportam como um passeio aleatório, não permitindo a realização de arbitragem. Além disso, a HME enfoca o mercado individualmente, um ente único, como se houvesse apenas “o mercado” (FAMA, 1970). Se mercados não completamente integrados – ou seja, mercados segmentados – são analisados de forma conjunta, como se fossem apenas um mercado, a HME pode apresentar falhas por várias razões.

Ao contrário do que defende a HME, os mercados podem e devem ser analisados também de forma segregada, pois há diferenças entre eles. Existem mercados mais desenvolvidos que outros o que os levam a apresentar diferentes características, entre elas, a diferença no tamanho. A Bolsa de Valores de Nova York, por exemplo, é pelo menos vinte vezes maior do que a Bolsa de Valores de São Paulo (BOVESPA, 2008).

O grau de concentração em diversas bolsas de valores também varia a depender do mercado. A Bolsa de Valores de São Paulo, por exemplo, ainda é bastante concentrada, pois mais de 60% do volume de negócios se relaciona a apenas 19 empresas, conforme Assaf Neto, Lima e De Araújo (2007).

A existência de mecanismos de proteção ao investidor minoritário em algumas bolsas de valores, em detrimento de outras, também indica que alguns mercados já atingiram maior nível de desenvolvimento. Além disso, em função do poder da mídia, em países mais desenvolvidos a informação é disponibilizada de forma mais rápida e eficiente o que leva o investidor de países menos desenvolvidos a operar em desvantagem.

Todas estas características, que levam à diferenciação no grau de desenvolvimento entre mercados, permitem que surja a assimetria de informações. Onde a informação não for adequadamente disponibilizada, o preço do ativo não vai incorporar seu efeito no preço.

Se a HME falhar no pressuposto de que os mercados são entes únicos, haverá a possibilidade de os ativos em um mercado desenvolvido incorporarem o efeito da informação em seus preços de forma mais eficiente. Em outras palavras, movimentos de preços de ativos em um mercado mais desenvolvido – Estados Unidos, por exemplo – podem preceder os movimentos de preços de um mercado menos desenvolvidos, caso de países emergentes, como o Brasil, caso estes sejam parcialmente integrados (para mercados fortemente segmentados, não existe precedência por que não se verifica correlação entre os seus movimentos).

Este é o efeito *lead-lag*: ao se considerar os movimentos de preços de dois ou mais mercados, há um que lidera (*lead*) e outro(s) que o segue(m) com uma defasagem (*lag*).

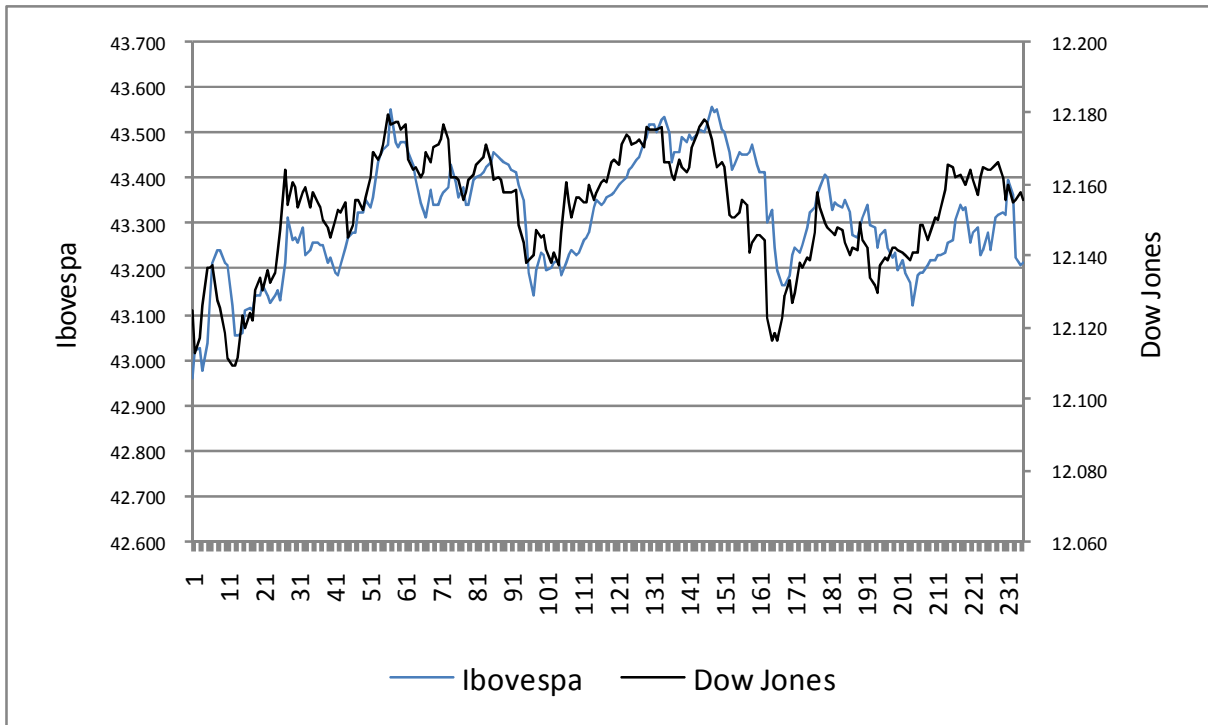
Nessa situação, haveria uma quebra da HME e seria possível (até certo ponto) prever, com certo nível de confiança, os movimentos de preços no(s) mercado(s) liderado(s) em função dos movimentos de preços no mercado líder, sendo possível obter retornos anormais no(s) mercado(s) liderado(s).

Por meio de um gráfico é possível perceber que o movimento do índice de uma bolsa pode preceder o movimento do índice de outra bolsa, quando estas possuem diferentes graus de desenvolvimento.

Como exemplo, o gráfico 1, apresentado a seguir, apresenta a variação com frequência de um minuto do índice Dow Jones, da Bolsa de Valores de Nova York, e do índice Ibovespa, da Bolsa de Valores de São Paulo, de determinado dia escolhido aleatoriamente (15.03.2007).

É possível perceber que os movimentos da bolsa de Nova York, na grande maioria das vezes, antecedem em alguns minutos os movimentos da bolsa brasileira.

Gráfico 1 – Variação dos índices Dow Jones e Ibovespa – 15/03/07, por minuto



Pretende-se, neste trabalho, verificar a existência de precedência da Bolsa de Valores de Nova York – NYSE (*New York Stock Exchange*) sobre a Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa), de forma a possibilitar a previsibilidade do preço de um ativo no mercado brasileiro. Assim, essa pesquisa pretende responder a pergunta: **há efeito *lead-lag* entre os mercados acionários dos Estados Unidos e o do Brasil?**

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo geral

Identificar a existência de efeitos de *lead-lag* entre a Bolsa de Valores de Nova York (NYSE) e a Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa).

1.2.2. Objetivos específicos

Como objetivos específicos, procurou-se:

- determinar as defasagens temporais (*lags*) entre os movimentos de índices de preços das ações da NYSE e Bovespa;

- verificar a possibilidade de se auferir retornos anormais em decorrência dos efeitos *lead-lag*, considerando os custos de transação;
- verificar a existência de efeitos *lead-lag* para uma amostra de ações individuais listadas na Bovespa.

1.3. Justificativa e Relevância

O interesse em se avaliar a interdependência entre mercados tem sido crescente com o atual processo de globalização por que passa o mundo atualmente. A integração entre mercados indica que os índices de preços das bolsas de valores apresentam uma interligação de longo prazo (VALLE, 1998). Os mercados acionários, particularmente, vêm se integrando, fazendo com que a transmissão dos preços das ações, decorrentes de transações entre aplicadores internacionais, seja instantânea.

Crises financeiras que ocorreram em alguns países geraram efeitos no mercado de capitais de diversos países. As principais crises foram as do México (1994), dos Tigres Asiáticos (1997), da Rússia (1998), do Brasil (1999), e da Argentina (2000). Os efeitos dessas crises têm se difundido por todo o planeta em função da integração cada vez maior dos mercados de capitais no mundo, que, segundo Pereira (2002, p.27), “captam todos os movimentos dos índices dos preços das ações em diferentes proporções nos diversos países do globo”. Ainda para Pereira (2002, p. 28), os chamados

co-movimentos acentuados dos índices dos preços das bolsas de valores (...) têm sido compreendidos e definidos pelo mercado de capitais como efeito contágio - choques adversos que se propagam aleatoriamente e afetam os índices dos preços dos ativos, em magnitudes diferenciadas, pelo mercado acionário desses países.

O que ocorre é que os índices dos preços dos ativos dos mercados se antecipam aos co-movimentos das variáveis macroeconômicas responsáveis pelas variações dos valores do ativo na identificação do efeito contágio.

Neste contexto, o estudo da integração entre mercados seria importante no sentido de poder fornecer uma possibilidade de correção de falhas na previsão do comportamento do índice dos preços das bolsas de valores. Este tipo de informação é relevante na medida em que fornece indicações aos investidores para que possam otimizar suas aplicações.

Cabe ressaltar que a análise de interdependência de mercados de capitais tem sido objeto de estudo particularmente em países desenvolvidos, como Estados Unidos e Japão. Estudos sobre co-integração entre os mercados de capitais de países desenvolvidos e o mercado brasileiro são ainda escassos, razão pela qual este trabalho se justifica.

1.4. Delimitação do Estudo

O presente estudo procurou identificar efeitos *lead-lag* entre os índices de preços das ações das bolsas de valores de Nova York e de São Paulo, dentro da hipótese de que esses mercados não são perfeitamente integrados, verificando-se, para tanto, se havia integração ou segmentação entre eles.

Além disso, foi pesquisada a existência de retornos anormais no mercado nacional. Para tanto, foi utilizado, relativamente à Bolsa de São Paulo, o índice Ibovespa, que mais bem reflete o conjunto de ações desta bolsa. Já para a Bolsa de Valores de Nova York, os testes foram realizados com a utilização do índice Dow Jones, representativo dos preços das ações da Bolsa de Valores de Nova York.

O índice S&P500, também da bolsa americana, poderia também ter sido utilizado, até por que possui uma composição mais extensa que o índice Dow Jones. Ocorre que os sistemas de bancos de dados utilizados nesta pesquisa só disponibilizavam os dados referentes ao S&P500 para intervalos de quinze minutos, o que inviabilizaria o alcance dos objetivos deste trabalho.

Além disso, esta análise também foi realizada verificando-se os mesmos efeitos das variações ocorridas no índice da NYSE sobre ações específicas do mercado brasileiro. Em função do elevado volume de negociação, foram analisadas as doze ações com maior ponderação no Ibovespa. Estas ações representam mais de 50% da participação ponderada no índice.

Os dados foram obtidos por meio do sistema eletrônico de divulgação de cotação de ativos em tempo real – CMA – e envolveram valores intradiários destes dois índices, com frequência de um minuto, no período compreendido entre julho de 2006 e setembro de 2007.

Foram consideradas apenas cotações nos momentos em que as duas bolsas estiveram operando simultaneamente. Períodos em que uma das bolsas esteve em funcionamento enquanto outra não se encontrava em operação foram desconsiderados.

Como os dados são disponibilizados em horário local, fez-se necessário realizar ajustes para que os movimentos das bolsas fossem analisados de forma contemporânea considerando, inclusive, os períodos de horário de verão adotados em cada um dos dois países em que foi realizado o estudo.

2. BASE TEÓRICA

2.1. Bolsas de Valores

Bolsas de valores são locais onde compradores e vendedores de ações realizam os seus negócios. Trata-se de uma associação que visa promover todas as condições necessárias para o bom funcionamento do mercado de ações.

O pregão é a sessão durante a qual as ações são negociadas, em geral por meio de corretores. Pode ser realizado no ambiente próprio da bolsa de valores ou por meio de transações eletrônicas, conhecida como pregão eletrônico.

Por meio das bolsas de valores, parte da poupança dos investidores é direcionada para investimentos em empresas que serão empregados em novos empreendimentos ou na elevação de seu potencial de produção. Conseqüentemente, mais empregos são criados, mais consumo é gerado, maior é o nível de atividade da economia.

2.1.1. Bolsa de Valores de São Paulo

A Bolsa de Valores de São Paulo – Bovespa – é a maior bolsa de valores da América Latina, concentrando 70% do volume negociado na região. Surge a partir do desenvolvimento da Bolsa Livre, criada em 1890, que se desenvolve ao longo dos anos passando por várias fases importantes (BOVESPA, 2008).

Em 1972, a Bovespa implementa o pregão automatizado, com a disseminação de informações *online* e em tempo real, através de uma ampla rede de terminais de computador. No final da década de 1970 inicia operações com opções. Em 1990 inicia operações eletrônicas, operando em conjunto com o pregão e viva-voz. Em fins da década de 1990, é implantado o Home Broker, que permite aos investidores, por meio do site das corretoras, transmitirem suas ordens de compra ou de venda diretamente ao Sistema de Negociação da Bolsa.

Em 2007, uma reestruturação societária resultou na criação da Bovespa Holding, que tem como subsidiárias integrais a Bolsa de Valores de São Paulo (BVSP), que é responsável pelas operações dos mercados de bolsa e de balcão organizado e a Companhia Brasileira de Liquidação e Custódia (CBLC) que presta serviços de liquidação, compensação

e custódia. Em 26 de outubro de 2007, a Bovespa abre seu capital e lança o equivalente a US\$ 3,2 bilhões de ações que passaram a ser negociadas na própria bolsa.

2.1.2. O índice Ibovespa

O índice Ibovespa é o indicador do desempenho médio das cotações de mercado do Bovespa. Criado em 1968, este índice não passou por modificações metodológicas até os dias de hoje. Corresponde ao valor atual, em moeda corrente, de uma aplicação hipotética de uma carteira teórica – hoje composta por ações de sessenta e quatro empresas, que correspondem a 80% do volume de negociação da Bovespa –, constituída em 02/01/68, cujo valor base era 100 pontos. O índice reflete não apenas a valorização das ações, mas também o impacto das distribuições de dividendos ou juros sobre capital próprio.

Sem que sua metodologia fosse alterada, o índice sofreu algumas adequações ao longo do tempo: divisão por 100, em 03/10/1983; divisão por 10, em 02/12/1985; divisão por 10, em 29/08/1988; divisão por 10, em 14/04/1989; divisão por 10, em 12/01/1990; divisão por 10, em 28/05/1991; divisão por 10, em 21/01/1992; divisão por 10, em 26/01/1993; divisão por 10, em 27/08/1993; divisão por 10, em 10/02/1994; divisão por 10, em 03/03/1997. (BOVESPA, 2008)

2.1.3. New York Stock Exchange

A bolsa de valores de Nova York (*New York Stock Exchange*-NYSE) é a maior bolsa do mundo, com um valor de mercado superior a US\$ 10 bilhões. Surgiu em 1792, quando vinte e quatro agentes financeiros, reunidos sob uma árvore da Wall Street, elaboraram suas primeiras normas para transações comerciais. Em 1865, foi adquirido, em Wall Street, o primeiro edifício onde a bolsa entrou em operação e funcionou até 1903, quando transferiu sua sede para o nº 11 da Wall Street, onde está em funcionamento até os dias de hoje.

Em outubro de 1929, passa por uma de suas maiores crises: a "Segunda-Feira Negra", quando o mercado perdeu 12,8% de seu valor, seguida pela "Terça-Feira Negra" com uma nova baixa, de 11,7%. A crise de 1929 gerou perdas de 30% aos mercados em apenas seis dias e em julho de 1932 a queda correspondia a 90% do valor de mercado. Foram necessários quase 25 anos para que a bolsa recuperasse os níveis anteriores. Em 19 de outubro de 1987 acontece a nova "Segunda-Feira Negra", quando se registrou a maior queda do índice Dow Jones num só dia: mais de 23% do seu valor.

Em 08.03.06, a bolsa funde-se com a Archipelago Holdings – a terceira maior Bolsa eletrônica dos EUA – e abre seu capital, com ações listadas e negociadas no pregão diário.

2.1.4. Dow Jones Industrial Average

O Dow Jones Industrial Average – DJIA – é um índice composto por trinta *blue-chip* ações norte-americanas. É o mais antigo índice de mercado norte-americano em continuidade, criado pelo jornalista financeiro Charles Dow. A expressão “average” (média), em seu nome, ocorre por que o índice era, originalmente, computado pela adição dos preços das ações dividido pelo número de ações em circulação (a primeira cotação – preço médio das ações industriais –, em 26 de maio de 1896, foi 40,94) e deveria representar idealmente o estado da economia. Das doze ações que compunham originalmente o índice, apenas uma ainda permanece entre as atuais trinta empresas: a General Eletric.

A metodologia de cálculo ainda permanece a mesma nos dias de hoje, mas o divisor foi alterado para manter a continuidade histórica. Os editores do *The Wall Street Journal* selecionam as empresas que representam a média industrial que compõem o índice (tabela 25, em anexo) por meio da percepção do que representaria a expressão “industrial”. A mais recente alteração na composição do índice ocorreu em 1º de novembro de 1999, quando Home Depot Inc., Intel Corp., Microsoft Corp. e SBC Communications substituíram a Union Carbide Corp. (no DJIA desde 1928), a Goodyear Tire & Rubber Co. (no DJIA desde 1930), a Sears, a Roebuck e Co. (no DJIA desde 1924) e a Chevron (no DJIA desde 1984). (SORNETTE, 2004).

2.2. A Hipótese do Mercado Eficiente

Mercados financeiros são sistemas em que um grande número de investidores interage entre si e reagem a informações a fim de determinar o melhor preço para dado ativo. São sistemas complexos que incorporam a informação sobre determinado ativo em uma série temporal de preços. O paradigma mais aceito entre os estudiosos de finanças é o valor racional do preço negociado do ativo.

A Hipótese do Mercado Eficiente foi formulada originalmente em 1963, por Eugene Fama. Conforme Mantegna e Stanley (2000), o mercado é dito eficiente se todas as informações disponíveis são instantaneamente processadas e imediatamente refletidas em um

novo valor dos ativos negociados. Pela HME, não existe possibilidade de se obter lucros anormais em mercados eficientes.

Para Mandelbrot (2004), a motivação teórica para o mercado eficiente tem suas raízes no trabalho pioneiro de Bachelier, que no início do século XX propôs que o preço dos ativos em um mercado especulativo é descrito por um processo estocástico. Seu artigo permaneceu desconhecido até a década de 1950, quando trabalhos empíricos sobre as relações entre séries de taxas de retorno mostraram que correlações em pequenas escalas de tempo são desprezíveis e que o comportamento aproximado de uma série temporal de retorno é similar ao *passeio aleatório*.

A Hipótese do Mercado Eficiente foi também defendida, em 1965, por Paul Samuelson, que mostrou matematicamente que os preços flutuam aleatoriamente: o valor esperado do preço da ação Y_{t+1} é igual Y_t . Processos estocásticos deste tipo são conhecidos como *martingales*. A noção intuitiva de *martingales* é o modelo probabilístico de um “jogo justo”, quando os ganhos compensam as perdas. Nele não há forma de ganhar com um ativo pelo simples uso dos registros históricos de sua flutuação de preços, ou seja, variações de preços são imprevisíveis (MANTEGNA e STANLEY, 2000)

Mandelbrot (2004, p. 53), criador da teoria dos fractais, embora não acredite em sua eficiência, bem define a Hipótese do Mercado Eficiente:

Na essência: num mercado ideal, os preços dos títulos refletem plenamente todas as informações relevantes. O mercado financeiro é um jogo honesto em que os compradores otimistas equilibram os vendedores pessimistas. Em conseqüência, a qualquer momento, existe um preço “certo”. Compradores e vendedores podem ter opiniões diferentes. Um talvez seja urso, e o outro, touro. Mas ambos concordam quanto ao preço, ou não haveria negócio. Multiplique-se esse raciocínio pelos milhões de negociações diárias que se realizam a cada dia num mercado efervescente e conclui-se que o preço do mercado como um todo também deve estar “certo” – ou seja, que o preço publicado reflete a melhor estimativa geral do mercado, considerando as informações disponíveis em que se baseiam as estimativas do que a ação tenderá a render para seu proprietário. E se isso for verdade – e essa é a pílula mais amarga a ser engolida pelos investidores – não se pode vencer o mercado.

Há três diferentes formas de Hipótese do Mercado Eficiente e, em cada uma, os preços dos ativos refletem diferentes tipos de informação. A primeira delas é a forma fraca da HME, em que os preços dos ativos incorporam toda a informação que já está presente no seu histórico de preços não sendo possível, portanto, fazer qualquer tipo de previsão quanto ao preço futuro do ativo tomando como base apenas o seu preço passado. Dessa forma, qualquer análise técnica perde o sentido, pois o analista que se utiliza desse tipo de técnica baseia-se apenas na série de preços do ativo que já foi estudada por um enorme número de analistas, que tomaram decisões sobre este histórico. Assim, o preço do ativo já incorporou toda a informação contida no seu passado (HAUGEN, 1997).

O segundo tipo é conhecido como forma semiforte da HME. Por ela, toda informação pública já está incorporada no preço das ações. Além do histórico do preço do ativo, os demonstrativos financeiros da empresa e de seus concorrentes, bem como as variáveis macro-econômicas que possam influenciar o preço dos ativos já estão refletidos no preço. Isso significa que a análise de informações públicas não pode proporcionar ao investidor ganhos anormais em investimento em determinada ação.

Por último, existe a forma forte da HME, que é a situação mais extrema de eficiência de mercado. Por esta forma, toda a informação está incorporada no preço do ativo, não só as informações públicas, mas também as informações internas da empresa. Por esta hipótese, as pessoas que têm acesso a informações não disponíveis a todos compram ou vendem seus ativos de forma a equilibrar seu valor que acaba por incorporar esta informação privilegiada.

A Hipótese do Mercado Eficiente defende a imprevisibilidade dos preços dos ativos e que, portanto, é impossível que um investidor consiga obter ganhos superiores à média do mercado. Isto por que a hipótese afirma que o preço de um ativo tem uma variação aleatória, ou seja, segue um *passeio aleatório*, por que seu valor dependeria de uma série de variáveis imprevisíveis. O *passeio aleatório* é um processo estocástico básico. A expressão deriva do caminho seguido por um bêbado andando ao longo de uma rua. Seus passos variam aleatoriamente e o seu destino final se torna cada vez mais incerto. É um processo em que somente o valor atual da variável é relevante para sua previsão futura, que tem incrementos independentes.

Um dos pressupostos da Hipótese do Mercado Eficiente é a de que o mercado é um ente único, não se falando na figura de diferentes mercados. É sabido, porém, que existem vários mercados, com diferentes graus de desenvolvimento, e que apresentam características distintas. Desta forma, quando se analisa mercados como entes individualizados, embora interdependentes de outros mercados, pode-se chegar a conclusões divergentes daquelas apresentadas pela HME.

2.3. Análise multi-mercados

2.3.1. Integração e Segmentação

Segundo Eiteman et al., apud Costa Júnior e Leal (1997), a integração de mercados indica que o retorno esperado dos ativos de uma mesma classe de risco seja o mesmo em diferentes mercados depois do ajustamento aos riscos cambial e de impostos.

Para Rodrigues (apud Bruni, 2003), o conceito segmentação pode ser expresso, no âmbito dos mercados de capitais de diferentes países, como o isolamento de mercados decorrentes de barreiras explícitas, ou não, ao fluxo de capitais ou de impedimentos ao fluxo de informações relevantes pertinentes aos ativos transacionados nos dois mercados.

Assim, a relação entre dois ou mais mercados pode variar de totalmente integrado a totalmente segmentado. O retorno de dois ativos de mesmo risco em mercados totalmente integrados, após ajustes cambiais e de impostos, seria rigorosamente o mesmo. Neste caso, não haveria possibilidade de se realizar arbitragem.

Por outro lado, em mercados totalmente segmentados, não existe nenhuma relação entre o retorno de ativos de nível de risco semelhante. Em geral, o que determina a segmentação entre os mercados, além de barreiras políticas e comerciais, é o impedimento ao fluxo de informações relevantes à precificação do ativo. Assim como nos mercados totalmente integrados, em mercados fortemente segmentados não existe a possibilidade de realização de arbitragem. Na prática, não existem mercados totalmente integrados, muito embora alguns possuam o nível de integração muito elevado, nem mercados totalmente segmentados.

2.3.2. Possibilidade de arbitragem

A arbitragem em dois mercados distintos só é possível caso haja segmentação entre eles, mas desde que não sejam totalmente segmentados. De Medeiros e Lima (2006)

analisaram a possibilidade de realização de arbitragem entre ações brasileiras e suas ADR (*American Depositary Receipts*) emitidas no mercado norte-americano. No trabalho, concluíram que os dois mercados são segmentados e que existe diferença no retorno entre os dois tipos de ativos analisados, que podem ser explicados por choques em ambos os mercados ou mesmo na taxa de câmbio.

Muitos trabalhos foram realizados com o fim de verificar a possibilidade de realização de arbitragem entre mercados futuros e mercados à vista de um mesmo ativo, em um mesmo país. Brooks, Rew e Ritson (2001) analisaram a relação entre o índice à vista e futuro da Bolsa de Valores de Londres, com dados com frequência de 10 minutos, obtidos na FTSE (*Financial Times Stock Exchange*). Concluíram que a série do índice futuro antecede o índice à vista e que só não é possível realizar arbitragem por que o custo de transação inviabilizaria os ganhos.

2.3.3. Assimetria de Informação

A falta de informações corretas ou suficientes para auxiliar o investidor em sua decisão de comprar, vender ou permanecer de posse de determinado ativo, reduz sua capacidade de agir de modo eficiente. A informação imperfeita pode levar à chamada assimetria de informações, situação em que alguns agentes econômicos que têm mais informações que outros agem de forma a obter mais ganho.

A assimetria de informações pode ser consequência de vários fatores. Pode decorrer do acesso privilegiado de alguns investidores a informações relevantes não disponíveis a todos. Em geral, estes podem ser os chamados *insiders*, que atuam dentro da organização e possuem acesso direto a informações privadas, que podem influenciar as expectativas dos investidores. As informações privilegiadas, porém, não estão disponíveis, necessariamente, apenas a investidores que atuam dentro de organizações cuja informação não esteja disponível para todo o mercado. A diferença no grau de desenvolvimento entre mercados também pode levar à assimetria de informações. Em mercados mais desenvolvidos, com maior disponibilidade de informações, os investidores têm maiores possibilidades de precificarem os ativos de forma mais eficiente.

A comparação entre o tamanho de determinados mercados é um indicativo da diferença entre seu nível de desenvolvimento. A Bolsa de Valores de Nova York, por exemplo, cuja capitalização de mercado era de US\$ 20,692 trilhões em julho de 2007, era

mais de vinte vezes maior que a Bovespa, que valia US\$ 0,981 trilhões no mesmo ano (BOVESPA, 2008).

O nível de concentração também varia entre mercados: segundo Assaf Neto, Lima e De Araújo (2007), em 2005, na Bolsa de valores de São Paulo, 19 empresas eram responsáveis por 61,3% do volume negociado, enquanto que na Bolsa de Nova York, 91 empresas eram responsáveis por 38,2%.

Outra evidência de que há mercados mais desenvolvidos que outros é que alguns têm mecanismos de proteção aos acionistas minoritários – entre outras coisas, estender a todos os acionistas as mesmas condições obtidas pelos controladores em caso de venda da companhia – enquanto outros ainda não adotam esta prática. Srour (2005) afirma que as melhores práticas de governança corporativa, incluindo a proteção ao pequeno acionista, tendem a diminuir a volatilidade do retorno das firmas.

Em um mercado em que existem investidores que não têm informações suficientes para tomarem suas decisões, haverá uma má precificação de ativos ou, pelo menos, um retardamento nos ajustes de preços no momento da divulgação de informações relevantes. Entre outras razões, isto se explica por que, em mercados mais evoluídos, existe um maior número de investidores profissionais, com melhor capacidade de interpretação do efeito de uma informação sobre os preços dos ativos. Para Camargos, Gomes e Barbosa (2003), a interação entre a assimetria de informação e a Hipótese da Eficiência de Mercado se dá de forma que, quanto maior for a assimetria, menor será a eficiência de mercado.

É de se supor que a disseminação das informações globais pode ocorrer mais eficientemente em países desenvolvidos, como os Estados Unidos, do que em países emergentes, como o Brasil. Primeiro, por que o poder da mídia em países desenvolvidos é inquestionavelmente maior. Segundo, por força do idioma. A grande maioria das notícias de importância global é divulgada em língua inglesa, favorecendo países que adotam este idioma na assimilação da informação. Investidores que não dominam o idioma perdem o tempo da tradução da notícia e correm os riscos de uma má interpretação por parte de quem faz a tradução.

A Hipótese de Eficiência de Mercado tem relação com o conceito de assimetria de informação porque, em mercados eficientes, não existem grandes diferenças de informação entre os investidores. Neste caso, os preços sempre manteriam o equilíbrio. Por outro lado, em

mercados onde exista assimetria de informação, haverá possibilidade de ocorrência de arbitragem, caso em que os preços dos ativos não refletem, com rapidez suficiente, todas as informações consideradas relevantes.

2.3.4. Conseqüências da diferença entre o nível de desenvolvimento entre mercados

Se existe um mercado mais desenvolvido que outro é de se esperar que exista diferença no tempo necessário para que o efeito da informação seja incorporado ao preço do ativo. Isto permite que surja o efeito *lead-lag*, quando um mercado mais desenvolvido lidera mercados menos desenvolvidos havendo uma defasagem temporal entre os movimentos de preços. Uma notícia poderia fazer com que os preços dos ativos em um mercado mais eficiente subissem com alguns minutos de antecedência em relação a um mercado mais atrasado.

Os movimentos de preços no mercado líder funcionam como um indicativo antecipado para o movimento de preços para os mercados liderados. Neste caso, a HME se mostraria falha, pois seria possível prever ganhos anormais, ou seja, arbitrar, caso os custos de transação sejam inferiores aos ganhos.

2.4. Evidências sobre Integração entre Mercados

Matsumoto e Borges (2005) elaboraram um trabalho em que avaliaram o efeito no mercado interno, da emissão de ADR, por parte de empresas brasileiras, no mercado norte americano, no período compreendido entre os anos de 2001 e 2003. O trabalho considerou um total de vinte e três empresas para o mercado doméstico e para o mercado norte-americano, sendo setenta e quatro observações para cada empresa. A metodologia por eles utilizada foi a de modelos estatísticos, a exemplo do teste t: duas amostras em par para médias e Matriz de Correlação. Foram encontradas diferenças entre as cotações nos preços das ações brasileiras no mercado local e as cotações de seus ADR (*American Depositary Receipts*), no mercado norte-americano. Os resultados evidenciaram uma forte integração entre estes dois mercados analisados além de mostrar a possibilidade de se realizar arbitragem com estes dois ativos.

O trabalho elaborado por Hanousek e Nemecek (1998) procurou analisar dois mercados paralelos existentes na República Tcheca que comercializavam os mesmos tipos de ações, sendo estas, ações de mesmas empresas. Foi observada significativa presença de integração entre os dois mercados. Além disso, foram constatadas diversas possibilidades de

arbitragem com as ações negociadas nestes dois mercados. Neste trabalho foram considerados os custos de transação e foi utilizada a metodologia de convergência de preço de Garbade e Silver.

De Medeiros e Lima (2006) também analisaram a possibilidade de arbitragem entre ações brasileiras e suas ADR correspondentes emitidas no mercado norte americano. Foram analisadas trinta e quatro empresas no período compreendido entre os anos de 1995 e 2004. Em ativos de trinta e duas empresas analisadas foram verificadas possibilidades de arbitragem. A metodologia envolveu o uso de séries temporais bem como cortes transversais. Foi testada a hipótese nula de que a diferença do retorno entre os dois ativos, ações e ADR, seria igual a zero.

Camargos, Gomes e Barbosa (2003), também testaram a possibilidade de arbitragem entre ADR e ações nacionais. Este trabalho, porém, analisou a possibilidade de arbitragem por meio da utilização do teste t. Foi analisado o período compreendido entre fevereiro de 1999 e dezembro de 2001 e concluíram que os dois mercados não estão totalmente integrados. Além disso, não puderam concluir que não havia possibilidade de realização de arbitragem.

Grosso e Bacchi (2003) analisaram o nível de integração entre os mercados acionários brasileiro, argentino e norte-americano, entre os anos de 1999 e 2002, com o intuito de identificar o sentido de causalidade entre os retornos desses mercados. Utilizou-se, para tanto, séries de dados de retornos diários dos índices Bovespa, Merval e Dow Jones, ajustadas pela cotação do dólar. A metodologia utilizada foi o teste de causalidade de Granger. Observou-se a presença de causalidade unidirecional do retorno do Ibovespa para o Merval e relação unidirecional do retorno do Dow Jones para o Ibovespa. Os resultados indicaram que as variações do índice Dow Jones são transmitidas de forma contemporânea para o Ibovespa, mas indicaram, também, que elas não são totalmente absorvidas no momento em que ocorrem, causando impacto no Ibovespa em dias subsequentes.

Bitencourt e Silva (2005) analisaram a transmissão de volatilidade entre dois índices financeiros, os índices Dow Jones e Ibovespa, no período entre dezembro de 1999 e fevereiro de 2005. Procurou-se testar a causalidade na variância entre as duas séries temporais. Para tanto, foi utilizada a estimação de um modelo GARCH Bekaert bivariado testando-se as restrições relevantes em relação aos parâmetros da covariância condicional. Os

resultados obtidos sugerem não haver uma série que domine o processo de transmissão de volatilidade. Não foi encontrada, também, nenhuma evidência de que o índice Dow Jones “causa” o Ibovespa. Ou seja, não foi observada nenhuma relação de causalidade entre os dois índices.

O trabalho de Pereira, Dantas e Costa Júnior (2002) procurou descrever a co-integração das mais importantes bolsas da América Latina, Estados Unidos e do Japão para testar a influência de longo prazo entre os países pesquisados. Utilizou-se, para isso, a metodologia de Johansen analisando os índices das bolsas em pares. Em 38 pares ordenados possíveis, de nove índices analisados: Bovespa, Dow Jones, Nasdaq, Nikey, IBB, IGPA, ISBVL, Merval, and IPyC, foram encontrados 16 casos de co-integração. Deste resultado pode-se concluir que, pelo menos no longo prazo, reduz-se a possibilidade de ganhos decorrentes da diversificação.

2.5. Evidências empíricas sobre efeitos *lead-lag*

Vários trabalhos foram desenvolvidos com o fim de verificar a existência de *lead-lag*, seja entre diferentes mercados, seja entre negociações à vista e futura de índices de um mesmo mercado.

Brooks, Rew e Ritson (2001) analisaram a existência de relações entre contratos futuros e índice à vista do FTSE 100, índice da Bolsa de Londres, utilizando observações com frequência de 10 minutos. Foi confirmado o que vários outros trabalhos semelhantes identificaram: os retornos futuros conduzem os retornos do mercado à vista, confirmando a hipótese de que as informações são primeiramente absorvidas pelo mercado futuro. A razão disto, segundo eles é a de que

o índice futuro de preços deve refletir rapidamente toda informação disponível sobre eventos que afetem o preço do ativo. O índice à vista deve responder da mesma maneira, mas, para que o índice reaja à informação completamente, todas as ações que o compõem devem ser reavaliadas de acordo com a nova informação. Como nem todas as ações são negociadas com frequência de 10 minutos, o índice à vista irá responder à informação com defasagem (BROOKS, REW E RITSON, 2001, p. 34).

A realização de arbitragem não se mostrou viável porque os custos de transação superariam os retornos anormais.

Li, Greco e Chavis (1999) observaram a existência de movimentos prévios nos valores das ações negociadas em Hong Kong, as chamadas ações H, que se seguiam nos valores das ações de mesmas empresas negociadas na China, as chamadas ações A. O efeito *lead-lag* nestes mercados é devido ao diferente grau de divulgação de informações nos dois mercados. Perceberam que o efeito *lead-lag* aumentava quanto maior era a volatilidade do retorno do ativo.

Foi verificada a presença de efeitos *lead-lag* no mercado acionário indiano, que segmenta o mercado em termos de capitalização de mercado. Poshakwale e Theobald (2002) observaram que empresas com grande capacidade de capitalização conduzem o movimento das ações de empresas com pequena capacidade de capitalização. A velocidade de ajustamento no índice de empresas de grande capitalização é maior que nos índice de empresas de baixa capitalização

Em estudo realizado no mercado acionário de Nova York, para o período de agosto de 1984 a setembro de 1987, Chan (1992) concluiu que o índice futuro *intraday* influencia o mercado à vista de forma forte, conforme já previsto pela teoria. Ao contrário, há fraca evidência de que o índice à vista influencia o índice futuro. A influência se dá tanto quando o movimento decorre de informações boas, quanto de informações ruins.

Com vistas a verificar o real fluxo de informações, Jong e Nijman (1995) observaram a ocorrência de influência do índice futuro do S&P500 sobre o mercado à vista, tomando como base informações colhidas minuto a minuto. Mais uma vez foi detectado que a informação é absorvida pelo mercado futuro minutos antes do mercado à vista. No caso, a defasagem observada foi, em média, de dez minutos. Nas poucas situações em que o índice à vista liderou o índice futuro, a defasagem foi de, no máximo, dois minutos.

Nesta mesma linha, Kawaller, Kock e Kock (1987) observaram a presença de *lead-lag* entre os índices futuro e à vista do S&P500. Utilizando dados colhidos minuto a minuto, concluíram que a influência do primeiro sobre o segundo se dá em um período entre vinte e quarenta e cinco minutos. Nos poucos momentos em que foi observada a antecipação do índice à vista em relação ao índice futuro, a defasagem foi de no máximo um minuto.

Kofman e Martens (1997) examinaram a correlação nas variações de preços dos índices futuros de ações de Londres e Nova York. Os resultados indicaram que é mais forte o efeito *lead-lag* do mercado norte-americano sobre o mercado britânico, embora existam

momentos em que o mercado britânico lidere o norte-americano. Foi também avaliada a possibilidade de ganhos por meio de simulações com cotações reais e considerando custos de transação. O estudo concluiu que existe possibilidade de ganho para aquisição de índice futuro no mercado inglês poucos minutos após a elevação do índice no mercado norte-americano.

3. METODOLOGIA

Este capítulo apresenta os procedimentos metodológicos utilizados para atingir os objetivos estabelecidos na Introdução. Com o fim de verificar a existência do efeito *lead-lag* entre a Bolsa de Valores de Nova York e a Bolsa de Valores de São Paulo, foram utilizados diversos modelos econométricos: análise de regressão, análise de co-integração, modelo VAR/VECM, Causalidade de Granger e GARCH.

3.1. Os dados

As variáveis utilizadas na pesquisa foram obtidas no sistema de cotação em tempo real de ativos – CMA, com frequência de um minuto, com cotação de fechamento. O período analisado variou para cada parte do estudo. Todos os testes envolvendo apenas as variáveis Dow Jones e Ibovespa foram realizados com dados de 19 de julho de 2006 a 28 de setembro de 2007. Cada uma das duas séries contém 105.443 observações.

As análises envolvendo empresas que compõem o Ibovespa e outras variáveis compreenderam o período de 14 de março de 2007 a 28 de setembro de 2007. Foram utilizadas doze empresas com maior participação ponderada no índice Ibovespa. São as ações Petrobrás PN (PETR4), Vale do Rio Doce PNA (VALE5), Bradesco PN (BBDC4), Usiminas PNA (USIM5), Banco Itaú PN (ITAU4), Telemar PN (TNLP4), Vale do Rio Doce ON (VALE3), Gerdau PN (GGBR4), Petrobrás ON (PETR3), Siderúrgica Nacional (CSNA3), Itausa PN (ITSA4) e Unibanco UNT (UBBR11).

As análises envolvendo câmbio (dólar comercial venda) compreenderam o período de 02 de janeiro de 2007 a 28 de setembro de 2007.

3.1.1. A questão do fuso-horário

Todos os dados das séries das duas bolsas devem estar sincronizados, ou seja, em um mesmo horário. Como os dados são disponibilizados em horário local, foi necessário fazer um ajuste. Desta forma, a questão das variações dos fusos-horários decorrentes de horários de verão no período foi considerada, conforme consta da tabela abaixo:

Tabela 1 – Horários de verão no período analisado

Cidade	período	
	de	a
São Paulo	05/11/06	25/02/07
Nova York	02/04/06	29/10/06
	11/03/07	04/11/07

Além disso, nos períodos em que as bolsas não estavam operando conjuntamente, os dados foram desprezados.

3.2. Análise de Regressão

Parte-se da hipótese de que há efeitos *lead-lag* entre a NYSE e a Bovespa. Esses efeitos podem ser capturados pela regressão:

$$P^{ib}_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i P^{ib}_{t-i} + \sum_{j=0}^n \gamma_j P^{dj}_{t-j} + u_t \quad (1)$$

onde:

P^{ib} = índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de São Paulo;

P^{dj} = índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de Nova York;

γ, β = parâmetros a serem estimados na equação;

u_t = erros aleatórios $\sim N(0, \sigma^2)$.

Como é sabido que os preços das ações são variáveis não-estacionárias¹, é necessário utilizar os retornos dos índices de preços das ações, dados por:

$$R_t = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}} = \Delta \ln P_t \quad (2)$$

Assim, a equação (1) transforma-se em:

$$R^{ib}_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i R^{ib}_{t-i} + \sum_{j=0}^n \gamma_j R^{dj}_{t-j} + u_t \quad (3)$$

¹ Regressões que utilizam variáveis não-estacionárias são consideradas regressões espúrias, onde podem surgir relações aparentemente significativas, mas que são, na verdade, inexistentes. Vide Brooks (2002, p.367)

onde:

R^{ib} = retorno do índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de São Paulo;

R^{dj} = retorno do índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de Nova York;

γ, β_i = parâmetros a serem estimados na equação;

u_i = erros aleatórios $\sim N(0, \sigma^2)$.

A equação (3), porém, pode apresentar dois problemas econométricos quando de sua estimação. Em primeiro lugar, se, além de R^{ib} ser variável dependente em relação à R^{dj} , a recíproca for verdadeira, isto é, se R^{dj} também for influenciado por R^{ib} , então há um problema de simultaneidade, pois R^{dj} é também endógena e a equação (3) não pode ser estimada por OLS (Mínimos Quadrados Ordinários), pois resultaria em coeficientes viesados e inconsistentes. O segundo problema é que, se P^{ib} e P^{dj} forem séries co-integradas, então, a equação (3) deve incluir um termo de correção de erro.

A solução para o primeiro problema é estimar a equação (3) por um método que leve em consideração a simultaneidade, tal como o TSLS (*Two-Stage Least Squares*) ou Mínimos Quadrados em Dois Estágios, em português. Para tanto, é necessário definir as variáveis instrumentais a serem utilizadas que, no caso, serão as próprias variáveis R^{ib} e R^{dj} defasadas.

A solução para o segundo problema é realizar uma análise de co-integração e, caso verificada a sua existência, introduzir na equação (3) o termo de correção de erro. Porém, embora os parâmetros estimados por OLS sejam inconsistentes quando os regressores são co-integrados, isto não ocorre quando a estimação se dá por TSLS: para construção de modelos empíricos, em uma abordagem estrutural, é necessário se preocupar com a questão de identificação e viés de simultaneidade, mas não é necessário se preocupar com questões de não-estacionariedade e co-integração (HSIAO, 1997, p. 395). Na prática, ainda que as séries sejam co-integradas, não é necessário incluir o termo de correção de erro.

3.3. Análises das Séries de Tempo – Co-integração

Segundo Harris (1995), o conceito de co-integração indica a existência de um equilíbrio de longo prazo, para o qual o sistema econômico converge no tempo. Para Cunha (2003, p. 3):

A interpretação econômica da co-integração é que se duas ou mais variáveis possuem uma relação de equilíbrio de longo prazo, então mesmo que as séries possam conter tendências estocásticas, isto é, serem não-estacionárias, elas irão mover-se juntas no tempo e a diferença entre elas será estável, isto é, estacionária.

Conforme Sartoris (2007), se duas variáveis são co-integradas, ou seja, são integradas de mesma ordem e “caminham juntas”, sua regressão não pode ser considerada espúria e seus resultados passam a fazer sentido.

Para testar a existência de co-integração, neste trabalho, foram empregadas duas técnicas de avaliação: por equação simples de Engle e Granger (1987) – por haver apenas duas variáveis estocásticas e, no máximo, um vetor de co-integração, quando apenas as variáveis Ibovespa e Dow Jones foram testadas no modelo – e também pelo sistema de Johansen (1988).

3.3.1. Análise de Regressão

A regressão de co-integração pelo modelo de Engle e Granger é dada por:

$$\ln P^{ib}_t = \beta_0 + \ln \beta_1 P^{dj} + u_t \quad (4)$$

onde:

P^{ib} = índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de São Paulo;

P^{dj} = índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de Nova York;

β_0, β_1 = parâmetros a serem estimados na equação;

u_t = erros aleatórios $\sim N(0, \sigma^2)$.

Para haver co-integração é necessário que as duas séries tenham a mesma ordem de não-estacionariedade e que a combinação linear das duas séries, ou seja, os resíduos desta regressão sejam estacionários. Foi utilizado o teste *Ampliado de Dickey Fuller* (ADF) para verificar a existência de não-estacionariedade.

A ordem de integração representa o número de vezes que a série necessita ser diferenciada para que se torne estacionária. Segundo Brocklebank e Dickey (1986) e Enders (1995), apud Groppo e Bacchi (2003, p. 2), “a estacionariedade de uma série de tempo pode ser determinada pelo comportamento de seu correlograma, com a utilização de testes de raiz unitária”.

3.3.2. Teste de estacionariedade dos resíduos

Segundo Groppo e Bacchi (2003), as estatísticas mais difundidas para testar a existência de estacionariedade destinam-se a séries que têm, no máximo, uma raiz unitária. No modelo desenvolvido por Dickey e Fuller, conhecido como modelo DF, tem-se que:

$$X_t = \rho X_{t-1} + u_t \quad (5)$$

em que u_t é um erro $\sim N(0, \sigma^2)$. Testa-se $H_0: \rho = 1$ contra a $H_1: \rho < 1$. Se $|\rho| < 1$, X_t é estacionária e descrita por um processo AR(1). Já, se $\rho = 1$, X_t é não-estacionária e descrita por passeio aleatório (*random walk*).

Utiliza-se o método dos mínimos quadrados ordinários para a realização do teste. Os testes de raízes unitárias não empregam a distribuição-padrão t de Student, e sim as estatísticas cujos valores críticos foram tabulados por Dickey e Fuller.

Como dito anteriormente, para haver co-integração entre as duas séries, é necessário que sejam integradas de mesma ordem. Para certificar-se de que $\ln(P^{ib}_t)$ e $\ln(P^{dj}_t)$ são I(1) realiza-se o teste ADF, que é o teste *Ampliado de Dickey Fuller*. Segundo Sartoris (2007), o teste DF testa apenas a raiz unitária num processo do tipo AR(1), enquanto o teste ADF testa a raiz para um processo AR(p).

Para que as variáveis sejam co-integradas, os resíduos devem ser I(0), ou seja, estacionários. Assim será estimada a regressão dos \ln dos níveis das duas séries para testar a estacionariedade dos resíduos.

3.3.3. Modelo de correção de erro – ECM (*Error Correction Models*)

A utilização da primeira diferença em modelos univariados é válida. Porém, quando se trata da relação entre duas variáveis, este procedimento não é recomendável, visto não terem estas, solução de longo prazo. Por definição, no longo prazo, os valores de uma série convergem, de modo a não haver diferença entre os termos da série ($y_t = y_{t-1}$ ou $x_t = x_{t-1}$). Assim, a diferença dos termos será zero, ou seja, $\Delta y_t = 0$ ou $\Delta x_t = 0$. Para solucionar esta questão, existe um modelo que combina primeira diferença e níveis de defasagem de variáveis co-integradas, o ECM (*Error Correction Model*).

Em se verificando a co-integração entre as duas séries, então deverá existir o modelo de correção de erro (ECM) correspondente. O ECM em questão pode ser expresso, conforme abaixo:

$$R_t^{ib} = \beta_0 + \beta_1 R_t^{dj} + \beta_2 (R_{t-1}^{ib} - \beta_3 R_{t-1}^{dj}) + u_t \quad (6)$$

onde:

R^{ib} = retorno do índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de São Paulo;

R^{dj} = retorno do índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de Nova York;

β_0 = parâmetro a ser estimado na equação: constante;

β_1 = parâmetro a ser estimado na equação: coeficiente que representa da relação de curto prazo entre as duas variáveis;

β_2 = parâmetro a ser estimados na equação: coeficiente que representa a velocidade de ajustamento do equilíbrio;

u_t = erros aleatórios $\sim N(0, \sigma^2)$.

Como visto anteriormente, porém, em casos em que a estimação da regressão seja feita por TSLS, não é necessário incluir o termo de correção de erro, ainda que as séries sejam co-integradas.

3.3.4. Teste de co-integração de Johansen

O modelo de Engle-Granger para testar a existência de co-integração só é aplicável quando a relação entre apenas duas variáveis estão sendo testadas. Para um número maior de vetores de co-integração, Johansen propôs um procedimento que utiliza o método da máxima verossimilhança.

O número de vetores de co-integrados pode ser obtido pelos testes da “Estatística Traço” – λ_{trace} e da “Estatística de Máximo autovalor” – λ_{max} , bem como os seus valores críticos (JOHANSEN E JUSELIUS, apud VAN DOORNIK, 2007). As estatísticas dos testes λ_{trace} e do λ_{max} são dadas por:

$$\lambda_{trace}(r) = -T \sum_{i=r+1} \ln(1 - \lambda_i) \quad (7)$$

$$\lambda_{max}(r, r+1) = -T \ln(\lambda_{r+1}) \quad (8)$$

Onde: r é o número de vetores de co-integração sob a hipótese nula; T é o número de observações e λ_i é o valor estimado o enésimo autovalor ordenado.

O teste para λ_{trace} é um teste conjunto onde a hipótese nula representa o número de vetores de co-integração menor ou igual a r e a hipótese alternativa de que existem mais de r vetores.

3.4. O modelo VAR (Vetores auto-regressivos)

Para Gujarati (2000), Sims desenvolveu o modelo VAR por imaginar que, se há simultaneidade entre um conjunto de variáveis, todas elas devem ser tratadas em pé de igualdade, sem distinção entre variáveis endógenas ou exógenas. A abordagem do VAR considera diversas séries temporais de uma única vez. É um sistema verdadeiramente simultâneo, em que todas as variáveis são consideradas endógenas.

Por este modelo, o valor de uma variável é expresso como uma função linear dos valores passados, ou defasados, dessa variável e de todas as outras variáveis incluídas no modelo. Se cada equação contiver o mesmo número de variáveis defasadas no sistema, ela pode ser estimada por Mínimos Quadrados Ordinários, sem que seja preciso recorrer a qualquer método de sistemas, tais como os mínimos quadrados em dois estágios. O modelo efetivo a ser estimado é:

$$R_t^{ib} = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i R_{t-i}^{ib} + \sum_{j=1}^n \gamma_j R_{t-j}^{dj} + u_t \quad (9)$$

$$R_t^{dj} = \alpha_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i R_{t-i}^{dj} + \sum_{j=1}^n \delta_j R_{t-j}^{ib} + v_t \quad (10)$$

onde:

R^{ib} = retorno do índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de São Paulo;

R^{dj} = retorno do índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de Nova York;

$\beta, \gamma, \alpha, \delta$, = parâmetros a serem estimados na equação;

u e v , = os erros aleatórios $\sim N(0, \sigma^2)$.

3.4.1. O modelo VECM (*Vector Error Correction Model*)

A estimação do Vetor de Correção de Erros, VECM, foi popularizada por Engle e Granger (1987) e tem por objetivo analisar os ajustamentos de curto prazo que ocorrem nas séries co-integradas. Moreira, Fiorêncio e Lopes (1996), apud Van Doornik (2007, p. 33), argumentam que “apesar do modelo VECM ser mais parcimonioso do que o modelo estimado na forma VAR, não é evidente que esta restrição melhore a sua capacidade preditiva”.

Se os mercados funcionam perfeitamente, os movimentos de preço nesses mercados devem ser mais bem descritos pelo Vetor de Correção de Erro - VECM de primeira ordem, com o termo de correção de erro sendo a diferença do retorno entre os dois mercados.

O modelo VECM será dado por:

$$R_t^{dj} - R_{t-1}^{dj} = \beta_1 [R_{t-1}^{dj} - R_{t-1}^{ib}] + u_t \quad (11)$$

$$R_t^{ib} - R_{t-1}^{ib} = \beta_2 [R_{t-1}^{dj} - R_{t-1}^{ib}] + v_t \quad (12)$$

onde:

R^{ib} = retorno do índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de São Paulo;

R^{dj} = retorno do índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de Nova York;

β_1, β_2 = parâmetros a serem estimados na equação;

u_t e v_t = os erros aleatórios $\sim N(0, \sigma^2)$.

Segundo Brooks (2000), se a primeira ordem do VECM é apropriada, então não é possível identificar equação estrutural para retornos nos dois mercados, com a óbvia implicação para a questão da previsibilidade e os dois mercados são ditos eficientes. Assim, para mercados eficientes, em que não exista arbitragem, deveria haver apenas um processo autoregressivo de primeira ordem.

3.5. Causalidade de Granger

A fim de verificar o sentido de causalidade entre as séries, realiza-se um teste de causalidade de Granger (1969). O conceito de causalidade entre as variáveis diz respeito à precedência temporal, ou seja, se a variável R^{dj} causa a variável R^{ib} , então os valores defasados da variável R^{dj} , ajudam a prever R^{ib} . As seguintes equações compõem o modelo para testar a direção de causalidade entre os dois índices.

$$R_t^{ib} = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i R_{t-i}^{ib} + \sum_{j=1}^n \gamma_j R_{t-j}^{dj} + u_t \quad (13)$$

$$R_t^{dj} = \alpha_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i R_{t-i}^{dj} + \sum_{j=1}^n \delta_j R_{t-j}^{ib} + v_t \quad (14)$$

onde:

R^{ib} = retorno do índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de São Paulo;

R^{dj} = retorno do índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de Nova York;

$\beta, \gamma, \alpha, \delta$, = parâmetros a serem estimados na equação;

u_i e v_i = os erros aleatórios $\sim N(0, \sigma^2)$.

As hipóteses a serem testadas são de que os coeficientes dos valores passados da variável exógena das equações acima são iguais a zero, isto é:

$$\gamma_1 = \gamma_2 = \dots = \gamma_p = 0 \quad (15)$$

$$\beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0 \quad (16)$$

Este modelo é um modelo VAR (*Vector Autoregressive Model*) que, segundo Gujarati (2000), existe quando o termo auto-regressivo decorre do valor defasado da variável dependente no lado direito e o termo vetor se deve ao fato de se lidar com duas ou mais variáveis.

O teste F é utilizado para determinar o sentido de causalidade. No caso em que as duas hipóteses são rejeitadas, haverá relação bicausal; se as duas hipóteses não são rejeitadas, há ausência de causalidade.

3.6. O modelo GARCH

Os modelos anteriormente apresentados possuem natureza linear, ou seja, são lineares em seus parâmetros, já que cada variável do modelo é multiplicada por um parâmetro. Segundo Brooks (2002), estes modelos têm limitação em explicar algumas características comuns em dados financeiros como:

a) leptocurtose: a tendência dos retornos dos ativos financeiros possuem uma distribuição que possui caudas pesadas e picos altos na média;

b) *cluster* de volatilidade: a tendência, em mercados financeiros, de haver concentração volatilidade;

c) efeito alavancagem: a tendência de a volatilidade ser maior ao acompanhar uma grande queda de preços de ativos financeiros do que uma elevação de preços de mesma magnitude.

Segundo Campbell, Lo e MacKinlay (1997), apud Brooks (2002), dados não-lineares são definidos como aqueles em que o valor atual das séries é relacionado de forma não-linear aos valores atuais e passados de termos de erro. Assim, a fim de dar mais robustez aos resultados e tornar os resultados mais confiáveis, serão realizados testes não-lineares, no caso o GARCH.

O modelo GARCH pode ser expresso como se segue:

$$R_t^{ib} = \alpha + \beta R_t^{dj} + u_t \quad u_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (17)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (18)$$

onde:

R^{ib} = retorno do índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de São Paulo;

R^{dj} = retorno do índice de preços das ações listadas na Bolsa de Valores de Nova York;

Este modelo assume que a variância dos erros não é constante, o que o torna mais adequado para análise de séries de tempo financeiras cujas variâncias dos erros não são constantes ao longo do tempo. Neste modelo a variância condicional depende de q lags do quadrado do erro e p lags da variância condicional.

3.7. Estratégias de negociação

Em caso de possibilidade de realização de arbitragem, poderiam ser analisadas estratégias de arbitragem baseadas em estratégias semelhantes, propostas por Brooks, Rew e Ritson (2001) em seu trabalho em que verifica a existência de efeitos *lead-lag* entre o índice à vista e contratos futuros para o FTSE 100. Como o índice da Bolsa de São Paulo, o Ibovespa, não é negociado no mercado à vista, poderia ser utilizado como *proxy*, uma cesta das doze ações com maior ponderação na composição deste índice. As ações são Petrobrás PN (PETR4), Vale do Rio Doce PNA (VALE5), Bradesco PN (BBDC4), Usiminas PNA (USIM5), Banco Itaú PN (ITAU4), Telemar PN (TNLP4), Vale do Rio Doce ON (VALE3), Gerdau PN (GGBR4), Petrobrás ON (PETR3), Siderúrgica Nacional (CSNA3), Itausa PN

(ITSA4) e Unibanco UNT (UBBR11). Pela composição do Ibovespa, divulgada pela Bovespa, válida para o período de maio a agosto de 2007, estas 12 ações correspondem a 51,9% de participação relativa no índice.

3.7.1. Estratégia de Negociação Líquida

Envolve negociação de compra e venda a cada intervalo de cinco minutos (tempo estimado para negociação de compra e venda de índice ou cesta de ações que compõem o índice) sempre que o modelo indicar a previsão de elevação. Em caso de indicação de queda, não se realiza negociação.

3.7.2. Estratégia de Compra e Manutenção

Esta estratégia visa reduzir o volume de transação e, conseqüentemente, diminuir despesas com custos de transação. Assim, o modelo indicaria a possibilidade de compra quando houvesse retorno futuro positivo e indicaria a venda apenas quando houvesse previsão de retorno negativo.

3.7.3. Estratégia de Filtro

O modelo indicaria possibilidade de compra apenas quando o retorno possível fosse superior à média de retornos positivos. Assim, os ganhos poderiam tornar-se mais elevados, ao filtrar apenas negociações de alto potencial de ganhos.

4. RESULTADOS

4.1. Existência de Co-integração entre Dow Jones e Ibovespa

De acordo com o esperado, a co-integração foi identificada entre os dois mercados, conforme será demonstrado. Primeiramente, verificou-se a existência de raízes unitárias para o \ln das duas séries no nível, conforme tabelas 2 e 3:

Tabela 2 – Teste de raiz unitária – Dow Jones, no nível

Null Hypothesis: LOG(DJ) has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 1 (Automatic based on SIC, MAXLAG=68)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.559289	0.5035
Test critical values: 1% level	-3.430243	
5% level	-2.861377	
10% level	-2.566723	

Observou-se que a hipótese nula – de que o \ln do índice Dow Jones, no nível, possui raiz unitária – não foi rejeitada.

Tabela 3 – Teste de raiz unitária – Ibovespa, no nível

Null Hypothesis: LOG(IBOV) has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 4 (Automatic based on SIC, MAXLAG=68)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.567703	0.8753
Test critical values: 1% level	-3.430243	
5% level	-2.861377	
10% level	-2.566723	

Da mesma forma, a hipótese nula de que o \ln do índice Ibovespa, no nível, tem raiz unitária no nível, não foi rejeitada.

Na primeira diferença, porém, em ambos os casos, a hipótese nula de haver raiz unitária foi rejeitada, conforme tabelas 4 e 5, abaixo. Esta é a primeira condição para que haja co-integração: que as duas séries possuam o mesmo nível de integração. Identificou-se integração de primeira ordem ($I(1)$) nos retornos das duas séries.

Tabela 4 – Teste de raiz unitária – Dow Jones, primeira diferença

Null Hypothesis: D(LOG(DJ)) has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=68)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-316.7573	0.0001
Test critical values: 1% level	-3.430243	
5% level	-2.861377	
10% level	-2.566723	

Tabela 5 – Teste de raiz unitária – Ibovespa, primeira diferença

Null Hypothesis: D(LOG(IBOV)) has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 3 (Automatic based on SIC, MAXLAG=68)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-149.6146	0.0001
Test critical values: 1% level	-3.430243	
5% level	-2.861377	
10% level	-2.566723	

Assim, na primeira diferença, tanto a série Dow Jones quanto a série Ibovespa são estacionárias.

Em seguida, os resíduos da regressão entre as duas séries foram isolados a fim de se verificar a existência de raiz unitária, já que a teoria de Engle e Granger prevê que, caso os resíduos da regressão de duas séries não-estacionárias de mesma ordem não possuam raiz unitária, ou seja, sejam estacionários, haverá co-integração entre as duas séries. A tabela 6 apresenta os resultados do teste de raiz unitária dos resíduos da regressão:

Tabela 6 – Teste de raiz unitária – Resíduos, no nível

Null Hypothesis: U has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 8 (Automatic based on SIC, MAXLAG=68)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.043122	0.0311
Test critical values: 1% level	-3.430243	
5% level	-2.861377	
10% level	-2.566723	

Como a hipótese nula foi rejeitada a 5% de significância, pôde-se concluir que há co-integração entre as séries Dow Jones e Ibovespa.

A existência de co-integração entre as duas séries foi confirmada pela técnica de Johansen (1998), conforme resultados apresentados na tabela 7:

Tabela 7 – Teste de co-integração – Dow Jones e Ibovespa – método Johansen

Selected (0.05 level*) Number of Cointegrating Relations by Model					
Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Test Type	No Intercept	Intercept	Intercept	Intercept	Intercept
	No Trend	No Trend	No Trend	Trend	Trend
Trace	0	1	1	0	2
Max-Eig	0	1	1	0	0

Observou-se a ocorrência de co-integração entre as duas séries nos dois tipos de teste – Trace e Max-Eigenvalues – tanto considerando os dados com intercepto e sem tendência bem como com intercepto e com tendência linear.

A existência de co-integração implica a adoção do termo de correção de erro para estimar a regressão por OLS. Porém, como visto anteriormente, a inclusão do termo de correção de erro é desnecessária quando a estimação da regressão se dá por meio de TSLS.

4.2. Resultado do VECM

A fim de confirmar o nível de dependência do valor corrente do índice do Ibovespa aos valores prévios das duas variáveis (R^{ib} e R^{dj}), foi necessário utilizar um modelo de vetor auto-regressivo. Como exposto anteriormente, quando a relação entre duas variáveis não-estacionárias é importante, a sua transformação em séries estacionárias por meio de sua diferença não é suficiente para que o resultado de sua regressão seja válido.

Por definição (BROOKS, 2002), no longo prazo, as variáveis convergem para um mesmo valor e não se alteram mais. Assim, a diferença entre suas variáveis passa a ser zero. Dessa forma, para que este erro fosse eliminado, foi utilizado o VECM (Vector Error Correction Model) para verificar a relação entre os valores prévios das variáveis com o valor atual do Ibovespa. Foram utilizados, no modelo, vinte *lags* (períodos de defasagem).

4.2.1. O efeito da variável câmbio

Dos resultados, apresentados na tabela 19, em anexo, pôde-se concluir vários aspectos importantes da relação entre as séries, inclusive o câmbio.

A primeira conclusão importante é a de que os períodos de defasagem da variável Dow Jones significativas vão até os 9 minutos anteriores ao momento corrente. Os períodos de defasagem anteriores se mostraram nulos. Este resultado é extremamente importante na medida em que demonstra que movimentos passados na bolsa de valores de Nova York exercem influência no valor corrente das ações que compõem o índice Ibovespa.

À exceção do período $t-6$, os *lags* do próprio Ibovespa que exercem influência sobre o valor corrente vão até o momento $t-8$, porém, todos estes coeficientes apresentaram valores absolutos baixos.

Outra conclusão relevante é a de que a variável câmbio mostrou-se insignificante em quase todos os tempos de defasagem. Apenas para os períodos defasados $t-13$, $t-14$, $t-15$ e $t-18$ a hipótese nula, de que os coeficientes são iguais a zero, foi rejeitada, a 5%. Embora sejam significativos, todos estes coeficientes apresentam valores extremamente baixos. Para os períodos defasados $t-13$, $t-14$, $t-15$ e $t-18$ os valores dos coeficientes são de 0,000809, 0,000736, 0,000943 e 0,000769, respectivamente.

4.2.2. O modelo VECM sem a variável câmbio

Por ter se mostrado pouco influente na variação do Ibovespa, a variável câmbio foi excluída do modelo nos testes seguintes. Por esta mesma razão o modelo VECM foi novamente estimado sem a variável câmbio (tabela 20).

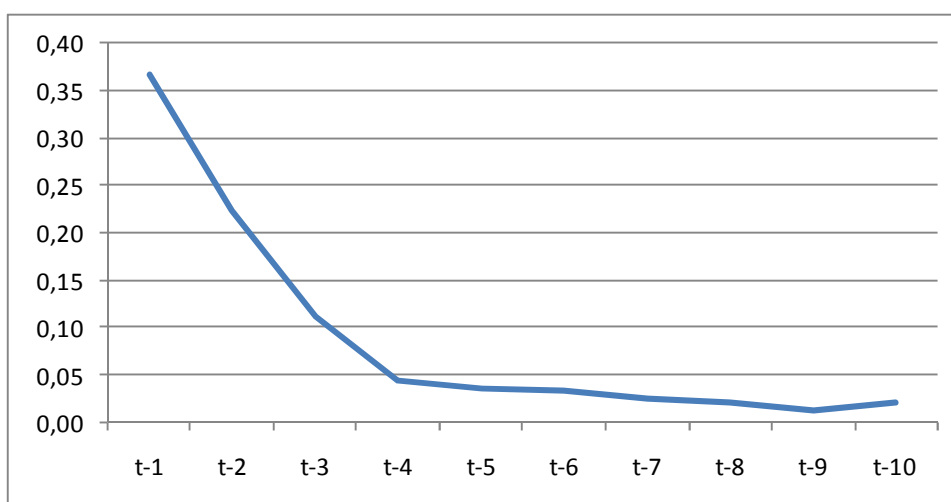
Os *lags* da variável Dow Jones com coeficientes significativos pouco variaram do modelo anterior, em que o câmbio estava presente. A diferença é que o tempo de influência se elevou para dez minutos. Para os períodos $t-1$ a $t-10$ os coeficientes – todos significativos – foram de 0,367950, 0,225175, 0,111516, 0,046030, 0,036491, 0,035240, 0,026313, 0,021487, 0,013374 e 0,021394, respectivamente. Interessante notar que todos estes coeficientes são positivos. O significado destes números é interessante no sentido em que indica em que proporção cada movimento, em instantes anteriores, na bolsa de Nova York reflete no nível do índice da bolsa de São Paulo. Assim, por este modelo, se, por exemplo, há um minuto houve uma queda de 0,02% na bolsa americana, este evento contribuirá para que a bolsa

brasileira caia 0,074% ($0,02\% \times 0,367950$ – coeficiente do *lag t-1*) no presente momento. Naturalmente que o valor das ações do índice da Bovespa recebe outras influências, inclusive aquelas de abrangência apenas local, mas é inegável que a relação entre as duas bolsas é muito forte.

O que esses números sugerem? Esses coeficientes indicam que a informação não é refletida instantaneamente no preço de todas as ações que compõem a cesta do Ibovespa, assim como não refletiria em qualquer outro mercado de ativos. Informações relevantes, que forcem uma variação no preço de determinado ativo ou conjunto de ativos em nível mundial, não estão disponíveis para todos imediatamente. Este lapso de dez minutos pode ser entendido como tempo médio necessário para que o efeito de certa informação esteja incorporado ao valor de determinado ativo.

É interessante observar que, como era de se esperar, os coeficientes das variáveis defasadas do índice da bolsa Americana vão se reduzindo em valores absolutos ao longo de cada minuto que antecede o valor atual do índice do Bovespa. Pelo gráfico abaixo fica claro que os três minutos mais recentes são cruciais para a assimilação da informação pelo valor do ativo enquanto os sete minutos mais distantes exercem uma influência um pouco menor, até que, após 10 minutos, o efeito da informação já está refletido no valor da ação.

Gráfico 2 – Coeficientes da variável independente Dow Jones, por *lags*



Apenas quatro, dos vinte coeficientes defasados da variável Ibovespa testados, foram significativos. Foram eles os tempos *t-1*, *t-2*, *t-3* e *t-7*, com os coeficientes de 0,015632, -0,009288, -0,1027 e -0,11746, respectivamente. À exceção do minuto imediatamente anterior ao momento corrente, todos os outros coeficientes significativos foram negativos, denotando

uma relação inversa entre os momentos passados e presentes da variável Ibovespa. Nota-se que todos os quatro coeficientes apresentaram valores absolutos baixos, sendo o maior de 11,74%. No modelo anterior, em que se utilizou a variável câmbio, um maior número de tempos defasados da própria variável Ibovespa exercia influência sobre o seu valor no momento presente.

4.3. Verificando a existência de Causalidade de Granger entre as séries

A fim de confirmar a forte relação existente entre as duas variáveis, foi utilizado o modelo de Causalidade de Granger, com 20 valores defasados. Os resultados estão apresentados na tabela 8.

Tabela 8 – Teste de causalidade de Granger

Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 03/11/08 Time: 17:14			
Sample: 1 105443			
Lags: 20			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
DLOG(DJ) does not Granger Cause DLOG(IBOV)	105422	281,870	0.00000
DLOG(IBOV) does not Granger Cause DLOG(DJ)		17,3089	3.5E-61

A significância das relações entre as séries é dada pela estatística F, que testa a hipótese de que os coeficientes das variáveis das equações são nulas.

Ambas as hipóteses nulas – Dow Jones não causa Ibovespa e Ibovespa não causa Dow Jones – foram rejeitadas. Este resultado, de causalidade bi-direcional, confirma a forte relação entre as duas variáveis.

Vale lembrar, porém, que a Causalidade de Granger não significa, necessariamente, que uma variável “causa” a outra. Pode ser que uma terceira série “cause” outras duas que, assim, apresentariam forte causalidade. Para Carneiro (2008, p. 2):

Dessa forma, é interessante lembrar que o termo causalidade, no sentido estatístico, não é sinônimo de endogeneidade, conforme visto acima. Por essa razão, Leamer (1985) sugere o uso do termo precedência ao termo causalidade. Contudo, este último já se encontra popularizado e bem estabelecido na literatura devendo o leitor ficar ciente de que as expressões precedência temporal e causalidade significam a mesma coisa.

Para confirmar as conclusões obtidas por meio das metodologias já apresentadas, foram realizadas duas outras regressões. Só que, desta vez, utilizando o método TSLS (*Two-Stage Least Squares*) de regressão, cujos resultados serão apresentados a seguir.

4.4. Os resultados do modelo TSLS

No sub-item 3.2 do capítulo “Metodologia” foram apresentados dois problemas na estimação da equação (3) por OLS. Um desses problemas era que, se R^{dj} fosse influenciado por R^{ib} , ou seja, a variável R^{dj} ser endógena, a regressão deveria ser estimada por TSLS.

Pelas tabelas abaixo, é possível verificar que, nas regressões em que R^{dj} é variável dependente, a série Ibovespa é significativa. Com a utilização de *dummy* para retornos positivos, tanto a variável R^{ib} contemporânea quanto as defasagens até o quarto minuto são significativas.

Tabela 9 – Regressão OLS das variáveis R^{ib} e R^{dj} (dependente) com *dummy* para retornos positivos

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	7,71E-06	7,08E-07	10,88269	0,000000
DLOG(DJ(-1))	0,004417	0,002063	2,140630	0,032300
DLOG(DJ(-2))	-0,010404	0,002078	-5,006047	0,000000
DLOG(DJ(-3))	-0,008022	0,002081	-3,855710	0,000100
DLOG(DJ(-4))	-0,009918	0,002077	-4,776043	0,000000
DLOG(IBOV)	0,011604	0,001086	10,68425	0,000000
DLOG(IBOV(-1))	0,014103	0,001126	12,52486	0,000000
DLOG(IBOV(-2))	0,007130	0,001125	6,337884	0,000000
DLOG(IBOV(-3))	0,003526	0,001117	3,157902	0,001600
DLOG(IBOV(-4))	0,004800	0,001093	4,392987	0,000000
R-squared	0,003958	Mean dependent var		7.86E-06
Adjusted R-squared	0,003873	S.D. dependent var		0,00023
S.E. of regression	0,00023	Akaike info criterion		-13,91801
Sum squared resid	0,005571	Schwarz criterion		-13,91710
Log likelihood	733753,7	F-statistic		46,54395
Durbin-Watson stat	2,012031	Prob(F-statistic)		0,00000

Com a utilização de *dummy* para retornos negativos, apenas a variável R^{ib} em sua defasagem de quatro minutos não apresentou significância estatística a 5%, conforme tabela abaixo.

Tabela 10 – Regressão OLS das variáveis R^{ib} e R^{dj} (dependente) com *dummy* para retornos negativos

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-3,21E-05	6,61E-07	-48,59469	0,00000
DLOG(DJ(-1))	0,008849	0,001927	4,592801	0,00000
DLOG(DJ(-2))	-0,004084	0,001941	-2,104309	0,03540
DLOG(DJ(-3))	-0,002276	0,001943	-1,171414	0,24140
DLOG(DJ(-4))	-0,002620	0,001939	-1,351224	0,17660
DLOG(IBOV)	0,011994	0,001014	11,82640	0,00000
DLOG(IBOV(-1))	0,013078	0,001051	12,43855	0,00000
DLOG(IBOV(-2))	0,004216	0,001051	4,013318	0,00010
DLOG(IBOV(-3))	0,002336	0,001043	2,239933	0,02510
DLOG(IBOV(-4))	-0,000209	0,001020	-0,204878	0,83770
R-squared	0,004335	Mean dependent var	-3,20E-05	
Adjusted R-squared	0,00425	S.D. dependent var	0,000215	
S.E. of regression	0,000215	Akaike info criterion	-14,05503	
Sum squared resid	0,004858	Schwarz criterion	-14,05412	
Log likelihood	740969,9	F-statistic	50,99688	
Durbin-Watson stat	1938121	Prob(F-statistic)	0,00000	

Os resultados destas regressões indicaram que a série Dow Jones é endógena. Por esta razão, novas regressões foram realizadas, desta vez utilizando-se o método TSLS. As tabelas 23 e 24, em anexo, apresentam os resultados das regressões, cujos principais pontos serão analisados a seguir.

4.4.1. Coeficientes significativos para retornos positivos

Dos quinze coeficientes da regressão utilizando *dummy* de retorno positivo, apenas cinco não foram estatisticamente significativos, a 5%, conforme pode ser observado em destaque na tabela abaixo:

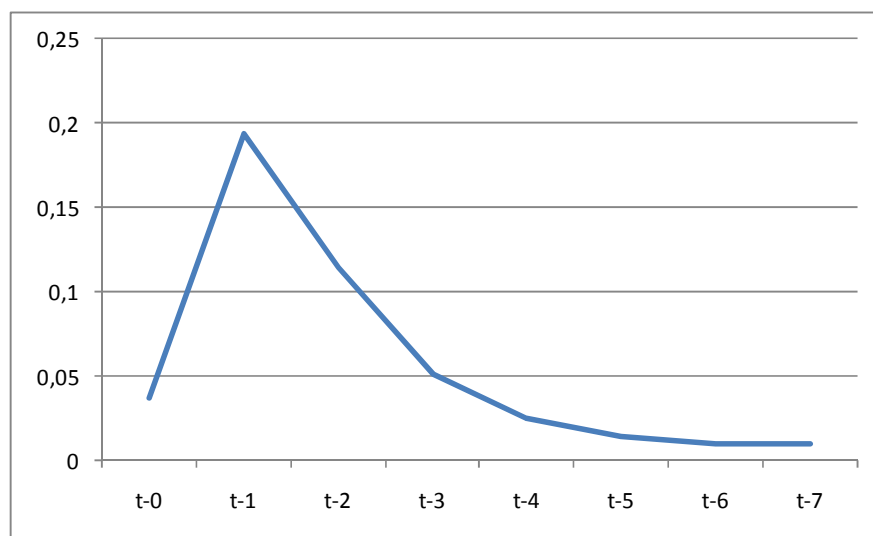
Tabela 11 – Regressão TSLS das variáveis R^{ib} (dependente) e R^{dj} com *dummy* para retornos positivos

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0,000149	8,64E-07	172,8133	0
DLOG(IBOV(-1))	-0,000484	0,001377	-0,351568	0,7252
DLOG(IBOV(-2))	-0,007845	0,001377	-5,698065	0
DLOG(IBOV(-3))	-0,007536	0,001377	-5,472939	0
DLOG(IBOV(-4))	-0,002102	0,001377	-1,526518	0,1269
DLOG(DJ)	0,037001	0,002383	15,5286	0
DLOG(DJ(-1))	0,193812	0,002472	78,41562	0
DLOG(DJ(-2))	0,114543	0,002521	45,43227	0
DLOG(DJ(-3))	0,050621	0,00254	19,92839	0
DLOG(DJ(-4))	0,024446	0,002543	9,614649	0
DLOG(DJ(-5))	0,013615	0,002457	5,542427	0
DLOG(DJ(-6))	0,009642	0,002406	4,008208	0,0001
DLOG(DJ(-7))	0,009991	0,002386	4,186484	0
DLOG(DJ(-8))	0,002969	0,002382	1,246399	0,2126
DLOG(DJ(-9))	-0,002996	0,002381	-1,258213	0,2083
DLOG(DJ(-10))	-0,003171	0,00238	-1,332615	0,1827

Apenas os coeficientes de primeiro e último *lags* do Ibovespa, bem como os coeficientes dos três últimos *lags* do Dow Jones não se apresentaram estatisticamente significativos. Todos os coeficientes significativos das variáveis defasadas do índice da bolsa americana foram positivos.

Esta correlação positiva se reduz progressivamente, a partir do instante $t-1$ até o instante $t-7$, com resultados semelhantes ao obtido pelo modelo VEC, conforme gráfico abaixo:

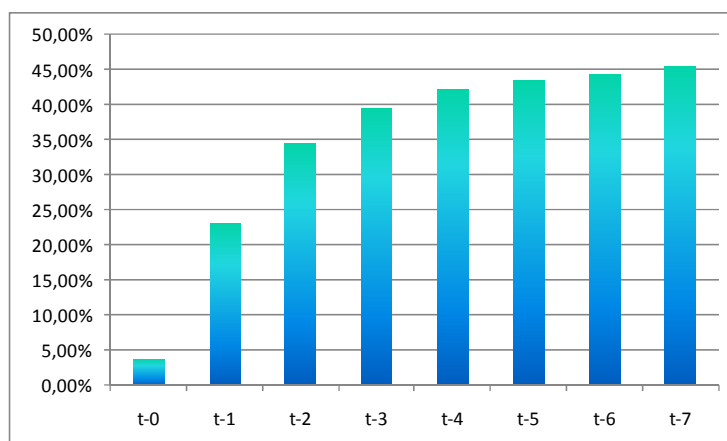
Gráfico 3 – Coeficientes dos *lags* do índice Dow Jones – TSLS, retornos positivos



A principal diferença entre este resultado e aquele obtido pelo modelo VECM, para retornos positivos, é que o coeficiente da variável do momento contemporâneo, neste modelo TSLS, é inferior ao da variável de um minuto de defasagem.

A soma de todos os coeficientes é de 0,453671. Isto indica que o retorno positivo do momento atual da bolsa de Nova York e os sete minutos que o antecedem, explicam 45,36% do retorno no momento $t0$ da bolsa de São Paulo, conforme pode ser observado pelo gráfico abaixo, que apresenta os coeficientes acumulados:

Gráfico 4 – Coeficientes acumulados dos lags do índice Dow Jones – TSLS, retornos positivos



Os coeficientes defasados do próprio índice Ibovespa pouco explicam o seu valor contemporâneo. Como visto anteriormente, apenas os momentos $t-2$ e $t-3$ foram significativos, com valores de $-0,007845$ e $-0,007536$ respectivamente, apresentando o total pouco expressivo de $-1,53\%$. Como se verá à frente, os coeficientes defasados do Ibovespa para retornos negativos apresentam sinais positivos, ou seja, para retornos positivos, a relação dos lags do Ibovespa é inversa, para retornos negativos, é direta.

4.4.2. Coeficientes significativos para retornos negativos

Em destaque na tabela abaixo, vê-se os três coeficientes que não apresentaram significância estatística a 5%:

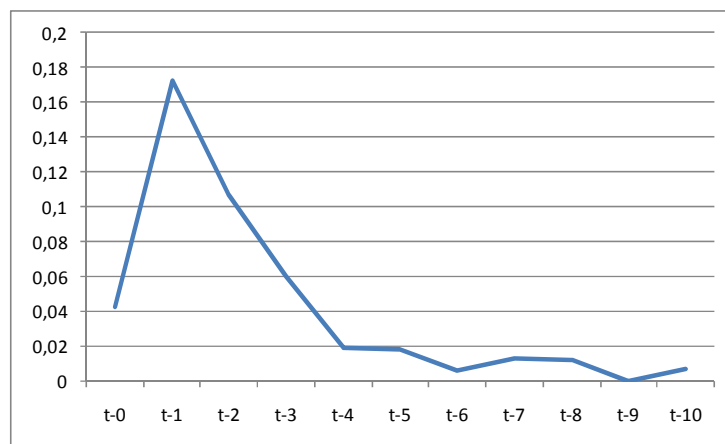
Tabela 12 – Regressão TSLS das variáveis R^{ib} (dependente) e R^{dj} com *dummy* para retornos negativos

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-2,64E-05	9,78E-07	-26,96551	0
DLOG(IBOV(-1))	0,005501	0,001559	3,529149	0,0004
DLOG(IBOV(-2))	-0,001928	0,001559	-1,237119	0,216
DLOG(IBOV(-3))	-0,00173	0,001559	-1,109718	0,2671
DLOG(IBOV(-4))	0,004351	0,001559	2,790832	0,0053
DLOG(DJ)	0,042383	0,002698	15,71064	0
DLOG(DJ(-1))	0,172321	0,002798	61,58221	0
DLOG(DJ(-2))	0,107115	0,002854	37,5268	0
DLOG(DJ(-3))	0,060432	0,002876	21,0136	0
DLOG(DJ(-4))	0,019266	0,002879	6,693029	0
DLOG(DJ(-5))	0,017923	0,002781	6,444348	0
DLOG(DJ(-6))	0,005979	0,002723	2,195263	0,0281
DLOG(DJ(-7))	0,013378	0,002702	4,951372	0
DLOG(DJ(-8))	0,012126	0,002697	4,496686	0
DLOG(DJ(-9))	0,004597	0,002696	1,705191	0,0882
DLOG(DJ(-10))	0,006779	0,002694	2,516146	0,0119

As variáveis de defasagens de dois e três minutos do Ibovespa, bem como a de nove minutos do Dow Jones foram as únicas hipóteses nulas (de coeficientes significativamente igual a zero) não rejeitadas. Todos os outros coeficientes são positivos.

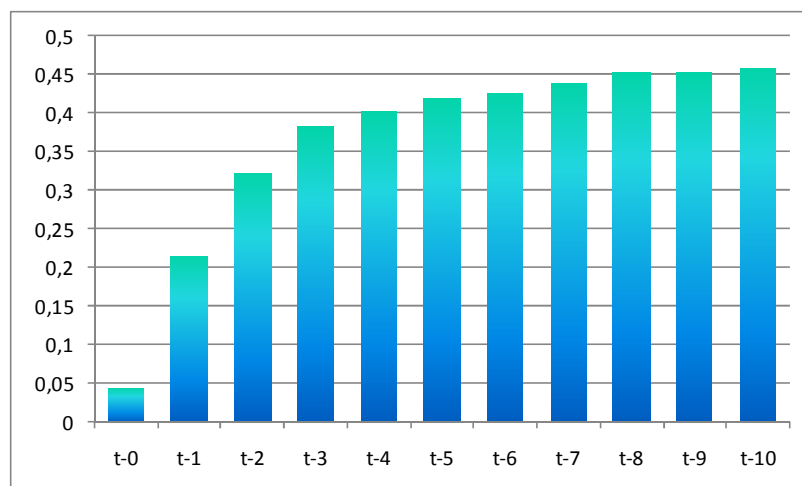
O gráfico dos coeficientes da variável Dow Jones é semelhante ao gráfico dos coeficientes para retornos positivos, sendo a defasagem do primeiro minuto a de maior valor absoluto, conforme abaixo:

Gráfico 5 – Coeficientes dos *lags* do índice Dow Jones – TSLS, retornos positivos



A soma de todos os coeficientes é de 0,457702 – valor muito semelhante à soma dos coeficientes da bolsa de Nova York para retornos positivos. Este valor sugere que o retorno negativo do momento atual da bolsa de Nova York e os dez minutos que o antecedem, explicam 45,77% do retorno no momento t_0 da bolsa de São Paulo. Pelo gráfico abaixo, que apresenta os coeficientes acumulados, estes valores de influência podem ser mais facilmente visualizados:

Gráfico 6 – Coeficientes acumulados dos *lags* do índice Dow Jones – TSLS, retornos positivos



4.4.3. Sobre os coeficientes

Em todos os testes feitos, seja por meio de VEC, GARCH ou TSLS, a soma dos coeficientes das variáveis defasadas do índice Dow Jones se apresentaram com valores relativamente elevados. Os valores destes coeficientes indicam que a existência de *lead-lag* entre a bolsa de Nova York em relação à bolsa de São Paulo não pode ser rejeitada. Os dois gráficos abaixo apresentam os coeficientes dos *lags* obtidos tanto pelo modelo GARCH quanto pelo modelo TSLS.

Gráfico 7 – Coeficientes dos *lags* do índice Dow Jones – TSLS e GARCH, retornos positivos

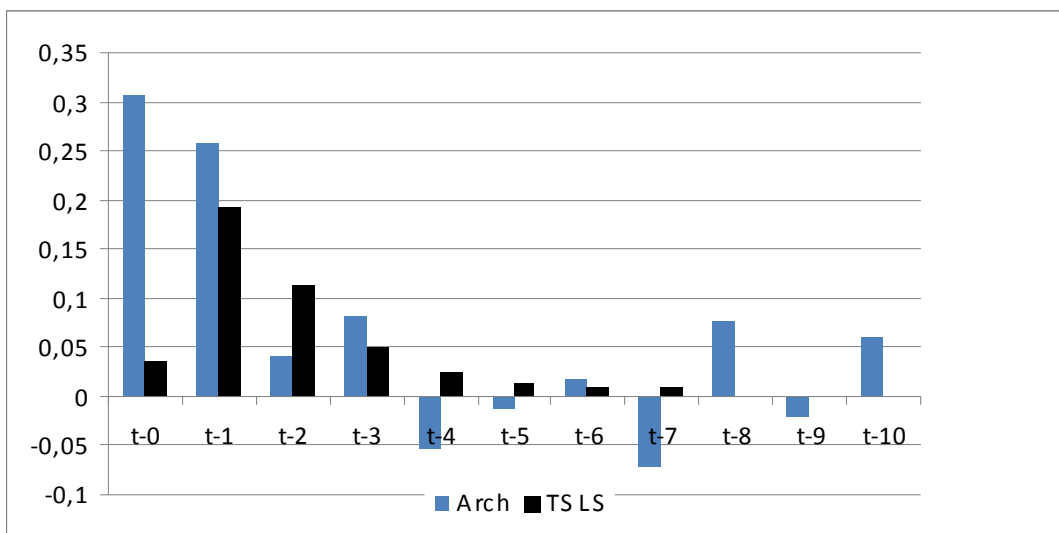
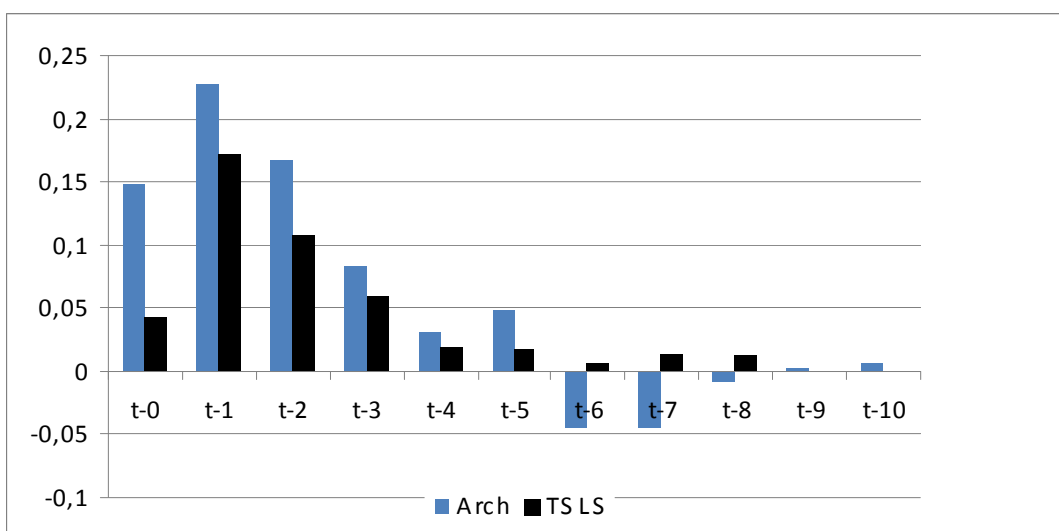


Gráfico 8 – Coeficientes dos *lags* do índice Dow Jones – TSLS e GARCH, retornos negativos



Considerando que uma operação em bolsa pode ser realizada instantaneamente, e considerando que, com alguns minutos de antecedência, é possível ter um indicativo de movimento com base em informações de outra bolsa de valores, é de se concluir que é possível arbitrar na Bolsa de São Paulo, desde que os custos de transação sejam compensadores.

A possibilidade de arbitragem foi testada para aquisição e venda de um ativo em um intervalo de um minuto, com valores reais, por meio da projeção da variação do valor do ativo em um determinado intervalo de tempo com base apenas na variação do índice Dow Jones. Em princípio, o teste foi realizado levando em consideração o índice Ibovespa como *proxy* de um ativo a ser negociado. Uma data para este exercício foi escolhida aleatoriamente: o dia 20/07/2006. Assim, o valor da cotação inicial do Ibovespa desta data (36.603) foi utilizado como valor inicial da série projetada.

A partir deste valor, o momento t_{+1} desta série foi obtido por meio da multiplicação do momento corrente por cada um dos cinco coeficientes defasados multiplicados pelo valor correspondente observado da série Dow Jones. Este valor foi ponderado à soma dos cinco coeficientes defasados. Quando o retorno atual da série Dow Jones foi positivo, utilizou-se os coeficientes com *dummy* para movimentos de alta. Quando foram observados retornos negativos, foram utilizados os coeficientes com *dummy* para movimentos de baixa.

A equação abaixo resume a forma pela qual a série projetada do Ibovespa foi construída:

$$ibp_{t+1} = ibp_t \times \frac{1 + \sum_{i=0}^4 \beta_i dj_{t-i}}{\sum_{i=0}^4 \beta_i} \quad (19)$$

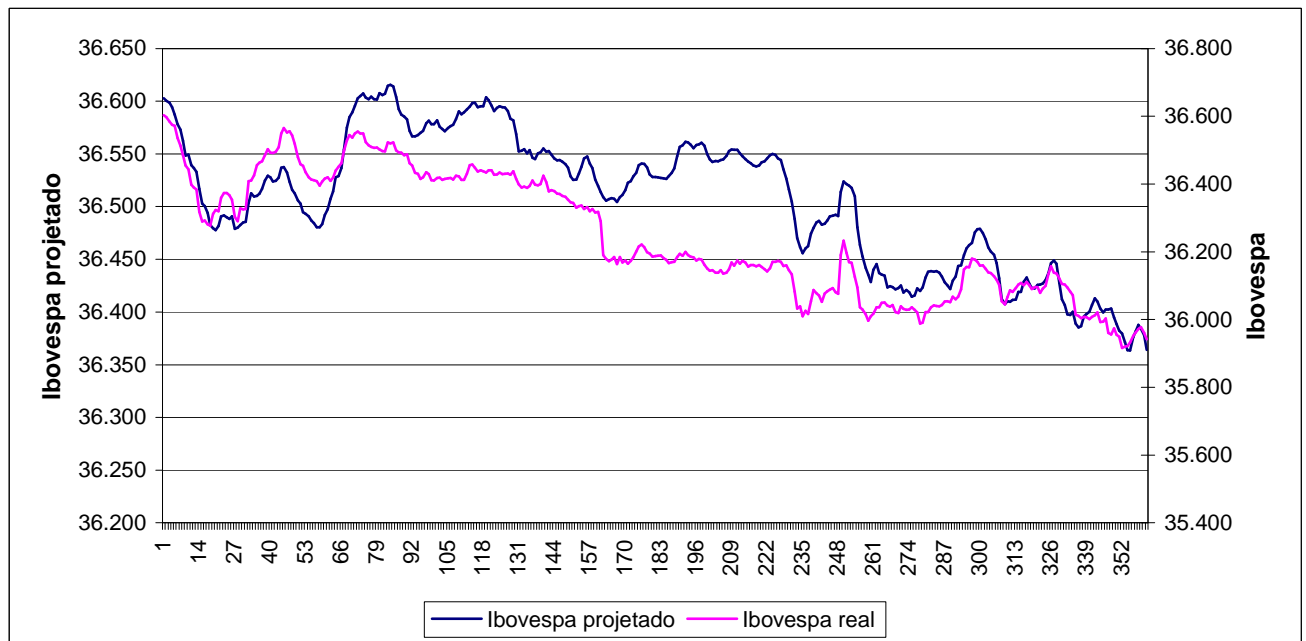
onde ibp_{t+1} é o Ibovespa projetado para o momento t_{+1} , ibp_t é o Ibovespa projetado para o momento t , β_0 a β_4 os coeficientes da regressão para defasagens de $t-5$ a $t-1$ e, dj_{t-4} a dj_t , os valores reais da série Dow Jones defasadas do momento $t-4$ a $t0$, respectivamente.

O resultado gráfico, abaixo, surpreende em função da grande semelhança apresentada pelas séries. A série projetada, ao longo de quase todo o dia analisado,

acompanha o movimento da série real tanto nos momentos de alta quanto nos momentos de baixa.

Porém, a constatação da semelhança entre as séries, no nível, não é suficiente para responder a pergunta de pesquisa, qual seja, “é possível fazer alguma previsão quanto ao retorno da bolsa de valores de São Paulo com base em informações sobre a movimentação da bolsa de valores de Nova York”?

Gráfico 9 – Projeção da série Ibovespa com base no movimento observado da série Dow Jones



4.4.4. Análise dos resíduos

Algumas premissas têm que ser consideradas para que a regressão TSLS seja válida. Foram realizados os testes de autocorrelação, de normalidade e de heterocedasticidade. A seguir são apresentados os gráficos dos resíduos das regressões TSLS.

Gráfico 10 – Resíduos da regressão TSLS com *dummy* de retornos positivos

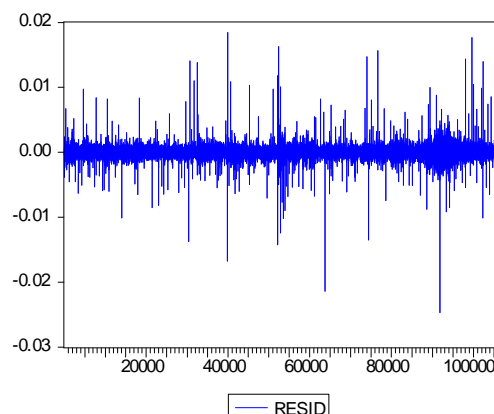
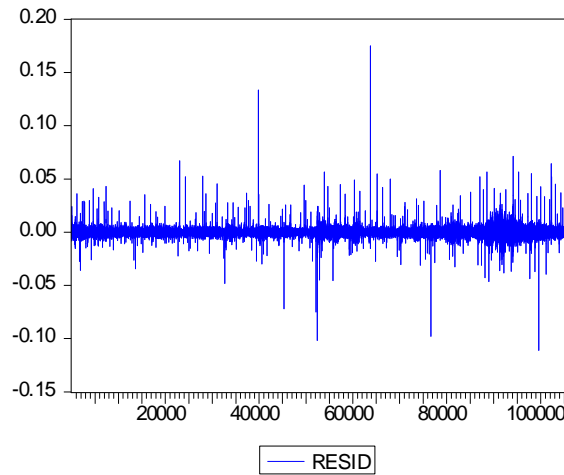


Gráfico 11 – Resíduos da regressão TSLS com *dummy* de retornos negativos

4.4.4.1. Teste de autocorrelação dos resíduos

A autocorrelação ocorre em análises de séries temporais quando os resíduos associados com observações em um dado período de tempo se mantêm por transferência nos períodos de tempos futuros. O teste Durbin-Watson é um dos mais utilizados para verificação de autocorrelação. Porém, não pode ser utilizado para regressões em que defasagens da variável dependente sejam regressores. Por isso, utilizou-se o teste Breusch-Godfrey.

Conforme pode ser observado abaixo, ambas as regressões, com variáveis *dummy* para retornos negativos e positivos, apresentaram autocorrelação nos resíduos, pois a hipótese nula de que não há autocorrelação foi rejeitada nos dois casos.

Tabela 13 – Teste de autocorrelação dos resíduos BG para regressão TSLS com *dummy* para retornos positivos

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:			
Obs*R-squared	4.058,581	Probability	0,000000

Tabela 14 – Teste de autocorrelação dos resíduos BG para regressão TSLS com *dummy* para retornos negativos

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:			
Obs*R-squared	1.312,707	Probability	0,000000

A presença de autocorrelação dos resíduos indica que os coeficientes estimados são ineficientes, isto é, não tenham a menor variância possível. Porém, eles não são viesados (BROOKS, 2002, p. 166)

4.4.4.2. Teste de normalidade dos resíduos

Uma das propriedades dos estimadores de mínimos quadrados é a de que os erros seguem uma distribuição normal. Dessa forma, é razoável assumir esta premissa se partirmos do significado do termo de erro: uma soma de fatores que não foram incluídos no modelo. Se forem muitos estes fatores, a sua soma deverá seguir uma distribuição normal, pelo teorema do limite central.

Para certificar a normalidade dos resíduos, foi realizado o teste Jarque-Bera, que utiliza os resultados para os momentos da distribuição normal, em particular os coeficientes de assimetria – que é zero para a distribuição normal – e de curtose – que vale três (SARTORIS, 2007). Em ambos os casos, ou seja, para as regressões com variáveis *dummy* para retornos positivos e negativos, a hipótese nula de que os resíduos são normalmente distribuídos foi rejeitada, conforme gráficos abaixo:

Gráfico 12 – Teste de normalidade dos resíduos JB para regressão TSLS com *dummy* para retornos positivos

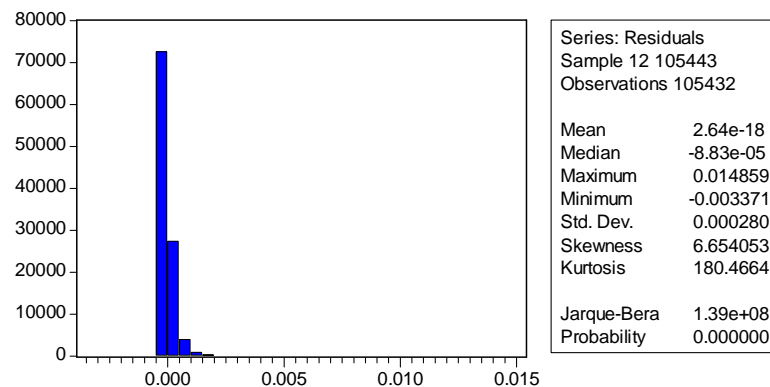
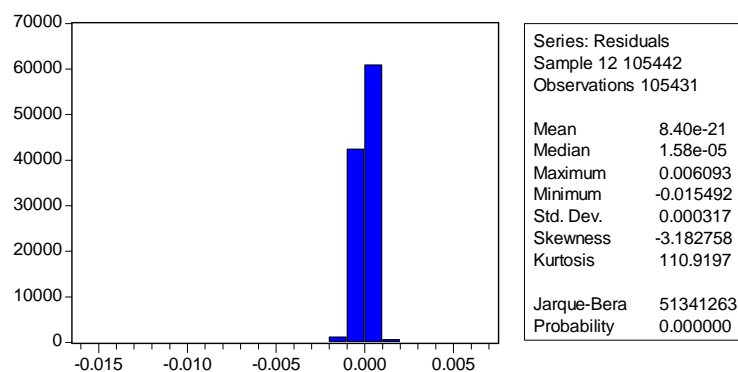


Gráfico 13 – Teste de normalidade dos resíduos JB para regressão TSLS com *dummy* para retornos negativos



Embora os resíduos não tenham seguido uma distribuição normal, a violação a esta premissa é virtualmente inconsequente, para amostras grandes (BROOKS, 2002, p. 182).

4.4.4.3. Teste de heterocedasticidade dos resíduos

Outra propriedade dos estimadores de mínimos quadrados é a de que a variância dos erros deve ser constante, o que é conhecido como homocedasticidade. A consequência da violação desta hipótese é a de que, embora os estimadores de mínimos quadrados ordinários não sejam viesados, estes não são o de menor variância.

Tanto para a regressão com variáveis *dummy* para retornos positivos, quanto para retornos negativos, a hipótese nula de que os resíduos são homocedásticos foi rejeitada.

Tabela 15 – Teste White de homocedasticidade dos resíduos para regressão TSLS com *dummy* para retornos positivos

White Heteroskedasticity Test:			
F-statistic	107,6836	Probability	0,000000
Obs*R-squared	3.135,362	Probability	0,000000

Tabela 16 – Teste White de homocedasticidade dos resíduos para regressão TSLS com *dummy* para retornos negativos

White Heteroskedasticity Test:			
F-statistic	127,4389	Probability	0,000000
Obs*R-squared	3.690,430	Probability	0,000000

Em razão da presença de heterocedasticidade nas regressões, foram realizadas outras regressões pela metodologia GARCH, que incorpora a inconstância da variância no próprio modelo.

4.4.6. A previsibilidade dos retornos positivos

A resposta à pergunta de pesquisa só será confirmada se o número de acertos na previsão de retornos positivos, com base nos retornos da série Dow Jones, for superior ao número de erros. Para realizar este teste, foi selecionado, aleatoriamente, um intervalo de trinta dias (14/03/07 a 12/04/07) com dados reais das doze ações com maior ponderação na composição do Ibovespa. Para cada empresa foram utilizadas 7.598 observações.

Apenas cinco *lags* foram utilizados neste teste. Os valores do momento contemporâneo do Dow Jones e dos quatro minutos anteriores foram ponderados pelos respectivos coeficientes para identificar um retorno de alta para o minuto seguinte. A previsão para dois minutos a frente baseou-se na cotação corrente do índice americano e nos três

minutos anteriores ponderados pelos seus coeficientes. Assim, sucessivamente, até a previsão para cinco minutos no futuro, quando a única informação disponível era a cotação corrente do Dow Jones.

Os resultados confirmaram a hipótese de que é possível prever, com razoável grau de acerto, os retornos positivos da bolsa de São Paulo com base, apenas, nos movimentos da bolsa de Nova York.

Conforme pode ser observado na tabela abaixo, o percentual de acertos para previsões de retornos positivos chegou a mais de 60% para previsões de um a quatro minutos futuros. Para retorno positivo para o quinto minuto futuro, o percentual de acerto chegou a 59,40%. O menor índice de acerto foi de 54,53%, para o quinto minuto. Os dados relativos aos retornos iguais a zero não foram computados. Isto ocorre quando não há variação do valor entre as duas cotações em análise ou quando o dado não está disponível para determinado minuto.

Tabela 17 – Previsão de retornos positivos para doze ações do Ibovespa, por intervalo de tempo.

Ações	1 minuto			2 minutos			3 minutos			4 minutos			5 minutos		
	certas	falhas	% ac.	certas	falhas	% ac.	certas	falhas	% ac.	certas	falhas	% ac.	certas	falhas	% ac.
Petrobrás PN (PETR4)	1.755	1.238	58,64%	1.854	1.288	59,01%	1.846	1.412	56,66%	1.870	1.432	56,63%	1.870	1.430	56,67%
Vale do Rio Doce PNA (VALE5)	1.488	936	61,39%	1.607	933	63,27%	1.613	991	61,94%	1.597	1.042	60,52%	1.570	1.073	59,40%
Bradesco PN (BBDC4)	1.181	779	60,26%	1.301	838	60,82%	1.387	898	60,70%	1.392	956	59,28%	1.391	998	58,23%
Usiminas PNA (USIM5)	885	616	58,96%	960	653	59,52%	1.005	652	60,65%	982	745	56,86%	994	755	56,83%
Banco Itaú PN (ITAU4)	921	623	59,65%	986	678	59,25%	1.003	705	58,72%	1.039	742	58,34%	1.021	763	57,23%
Telemar PN (TNLP4)	717	498	59,01%	771	505	60,42%	824	553	59,84%	822	582	58,55%	818	577	58,64%
Vale do Rio Doce ON (VALE3)	828	538	60,61%	886	552	61,61%	855	595	58,97%	867	566	60,50%	851	585	59,26%
Gerdau PN (GGBR4)	1.018	677	60,06%	1.118	713	61,06%	1.191	755	61,20%	1.178	852	58,03%	1.161	854	57,62%
Petrobrás ON (PETR3)	729	446	62,04%	741	515	59,00%	738	542	57,66%	741	581	56,05%	753	548	57,88%
Siderúrgica Nacional (CSNA3)	929	583	61,44%	997	598	62,51%	1.027	657	60,99%	1.021	706	59,12%	1.022	721	58,63%
Itausa PN (ITSA4)	554	419	56,94%	634	450	58,49%	735	506	59,23%	736	567	56,49%	792	558	58,67%
Unibanco UNT (UBBR11)	657	527	55,49%	806	543	59,75%	810	625	56,45%	801	667	54,56%	813	678	54,53%
Acerto máximo			62,04%			63,27%			61,94%			60,52%			59,40%
Acerto mínimo			55,49%			58,49%			56,45%			54,56%			54,53%
Acerto médio			59,54%			60,39%			59,42%			57,91%			57,80%

4.4.7. O custo de transação

Resta, porém, avaliar a possibilidade de realização de arbitragem. A arbitragem só é possível caso o custo de transação seja inferior ao retorno proporcionado pela transação do ativo. Para cada operação, seja de compra, seja de venda, a Bovespa cobra 0,019% de taxa de liquidação mais 0,006% de emolumentos. Ou seja, para cada transação é cobrado o valor de 0,025% sobre o total da operação. Como a arbitragem envolve a compra e a venda do ativo, o custo de transação é de 0,05% do valor envolvido.

Além disso, há o custo de corretagem. Ocorre que, em geral, as corretoras cobram um custo fixo por operação, em média, R\$ 10,00. Quanto maior o volume financeiro menos significativo se torna o custo de corretagem, razão pela qual este valor pode ser desconsiderado da análise.

Com base nos retornos positivos previstos pelo teste acima (período de 14/03/07 a 12/04/07), foi obtida a média dos retornos positivos. Pela tabela abaixo se verifica que não há nenhum retorno superior a 0,05% (estão em destaque os retornos superiores a 0,025%, metade do retorno necessário a partir do qual a operação se torne financeiramente viável), ou seja, não existe a possibilidade de arbitragem dado que os retornos não compensam os custos de transação.

Tabela 18 – Média dos retornos positivos para onze ações do Ibovespa, por intervalo de tempo, sem custo de transação.

Ações	1 min	2 min	3 min	4 min	5 min
Petrobrás PN (PETR4)	0,01834%	0,02388%	0,02711%	0,02982%	0,03259%
Vale do Rio Doce PNA (VALE5)	0,01531%	0,02094%	0,02386%	0,02567%	0,02734%
Bradesco PN (BBDC4)	0,01418%	0,01936%	0,02256%	0,02510%	0,02680%
Usiminas PNA (USIM5)	0,01484%	0,02062%	0,02375%	0,02640%	0,02893%
Banco Itaú PN (ITAU4)	0,01372%	0,01764%	0,02044%	0,02153%	0,02267%
Telemar PN (TNLP4)	0,01358%	0,01696%	0,01955%	0,02036%	0,02071%
Vale do Rio Doce ON (VALE3)	0,01257%	0,01540%	0,01720%	0,01874%	0,01950%
Gerdau PN (GGBR4)	0,01858%	0,02403%	0,02874%	0,03003%	0,03174%
Petrobrás ON (PETR3)	0,01074%	0,01345%	0,01451%	0,01515%	0,01747%
Siderúrgica Nacional (CSNA3)	0,01402%	0,01853%	0,02207%	0,02381%	0,02666%
Itausa PN (ITSA4)	0,01386%	0,01758%	0,02190%	0,02395%	0,02639%
Unibanco UNT (UBBR11)	0,01220%	0,01609%	0,01801%	0,01826%	0,01915%

Cabe destacar, porém, que a possibilidade de arbitragem é inviabilizada exclusivamente pelos custos de transação e não pela possibilidade de previsibilidade de retornos positivos com base na variação do índice da bolsa americana, conforme pôde ser verificado pelos resultados apresentados acima.

Em função do retorno para períodos até cinco minutos ser, em média, inferior aos custos de transação, as estratégias de arbitragem não foram testadas. Se, em algum momento, a Bovespa reduzir os valores de taxas de emolumento e liquidação, para valores inferiores à média dos retornos positivos das ações, ponderados pelos respectivos percentuais de acertos, as estratégias descritas no capítulo “Metodologia” poderão ser utilizadas com fim de obtenção de ganhos financeiros.

4.5. Os resultados do modelo GARCH

Como as regressões por TSLS apresentaram heterocedasticidade, ou seja, a variância dos resíduos não foi constante, foram realizadas outras regressões pelo método GARCH, modelo que assume que a variância não é constante.

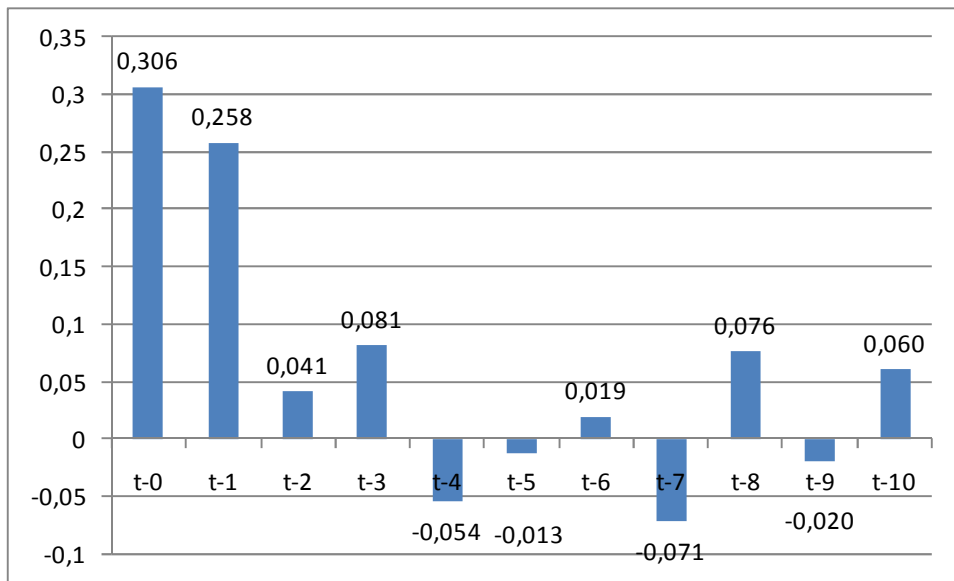
O modelo GARCH também foi utilizado com o fim de verificar o grau de influência de variáveis defasadas no valor corrente do índice da bolsa de São Paulo. Nesta fase, a análise foi dividida em duas partes: apuração dos coeficientes para retornos de alta e para retornos de baixa. Para tanto, foram criadas variáveis *dummy* para anular os efeitos dos intervalos de alta e intervalos de baixa, alternadamente.

Outra observação importante refere-se às altas volatilidades verificadas entre o fechamento da bolsa e abertura no dia seguinte. Para excluir este efeito, outra variável *dummy* foi criada para anular o resultado destes retornos anormais.

Como o resultado do modelo VECM demonstrou que apenas as dez primeiras defasagens da variável DJ eram significantes, a regressão com utilização de GARCH foi realizada com este número de *lags*. Para a variável Ibovespa, foram utilizados quatro *lags*.

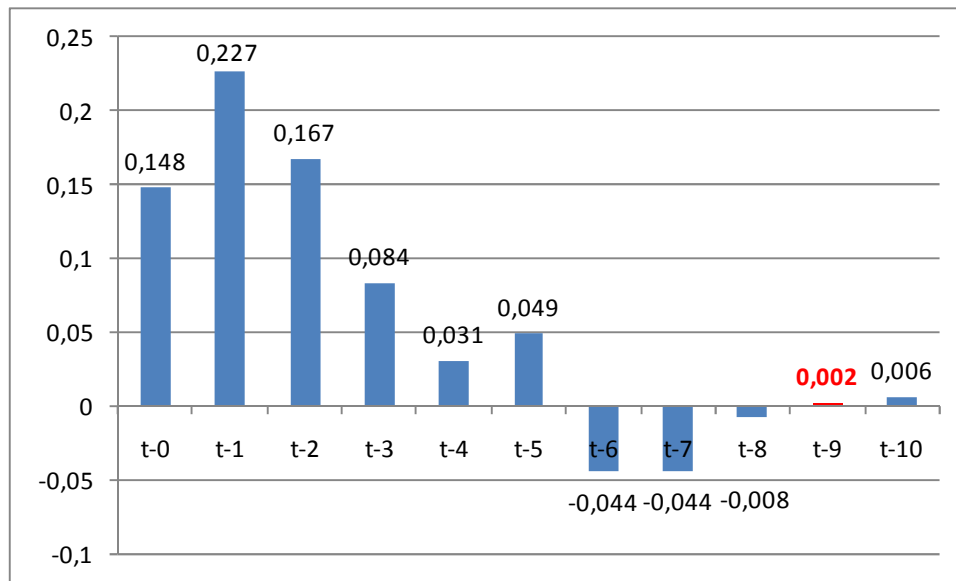
Para retornos de alta (tabela 21), todos os coeficientes das quatro defasagens da variável Ibovespa foram estatisticamente significantes e apresentaram os seguintes valores de $t-1$ a $t-4$, respectivamente: 0,038682, -0,038163, 0,005714 e 0,039599. Para os retornos de baixa, apenas os *lags* $t-1$ e $t-4$ se mostraram significativos, com coeficientes de 0,011983 e 0,003513, nesta ordem.

Nos retornos positivos, a influência da variável Dow Jones foi estatisticamente significativa em todos os dez *lags*. O gráfico a seguir apresenta a variação dos coeficientes desta variável de cada um dos dez minutos que antecedem o valor, no momento $t0$, do índice Ibovespa cujo retorno seja positivo, além do coeficiente do momento contemporâneo:

Gráfico 14 – Coeficientes dos *lags* do índice Dow Jones – *Arch*, retornos positivos

Interessante observar que o coeficiente do primeiro *lag* possui valor próximo ao do momento contemporâneo ($t0$). Isto sugere que, uma informação que exerce influência positiva nas duas bolsas, produz quase o mesmo efeito tanto instantaneamente quanto no minuto seguinte. Há quatro coeficientes negativos. Porém, nenhum deles de valor muito expressivo. Dentre os negativos, o coeficiente de maior valor absoluto é o de defasagem de sete minutos, que representa -7,1%. A soma total dos coeficientes dos dez minutos de defasagem para retornos de alta é de 37,6788%. Isto pode ser interpretado da seguinte forma: a movimentação do Dow Jones nos dez minutos antecedentes, quando o Ibovespa registra um retorno de alta, influenciam este retorno na proporção de 37,67 para 100.

Para os retornos negativos (tabela 22), apenas um dos coeficientes não apresentou significância estatística: o de defasagem de nove minutos. Pelo gráfico abaixo é possível visualizar todos os coeficientes. Convém destacar o fato de o coeficiente do momento $t-1$ ser superior ao do momento $t0$, o que pode significar certa cautela do investidor para movimentos negativos. Diferentemente do ocorre com os coeficientes com a variável *dummy* para retornos positivos, os cinco primeiros *lags* da regressão com a *dummy* para retornos de baixa são positivos.

Gráfico 15 – Coeficientes dos *lags* do índice Dow Jones – *Arch*, retornos negativos

Com base na comparação dos resultados apresentados pela regressão para retornos positivos e negativos, pode-se fazer uma inferência interessante, que diz respeito à assimetria na tomada de decisões do investidor em diferentes situações, quando se trata de ganho ou quando se trata de perda. Ou seja, tratando-se de ganhos, o investidor é mais avesso ao risco, como sugere a Teoria da Perspectiva, de Tversky e Kahneman (BERNSTEIN, 1997).

Assim, quando se trata de informações que sugerem ganho, elas são mais rapidamente incorporadas ao valor do ativo pelo investidor. Neste caso, uma elevação do ativo na Bolsa de São Paulo é, em média, explicado em 30,6% pelo movimento correspondente da Bolsa de Nova York no momento contemporâneo e 25,8% pelo movimento do minuto imediatamente anterior. Diferentemente, para retornos negativos, estes valores são de apenas 14,8% e 22,7%, respectivamente.

5. CONCLUSÕES

O objetivo deste trabalho foi testar a existência de efeitos *lead-lag* entre a bolsa de valores de Nova York (NYSE) e a bolsa de valores de São Paulo (Bovespa). Este objetivo foi buscado por meio da utilização de vários testes.

Primeiramente, a forte relação existente entre as duas bolsas de valores foi percebida pela identificação de co-integração entre as séries não-estacionárias de primeira ordem que compõem essas bolsas. A observação da existência desta co-integração foi alcançada pelos testes de Engle e Granger e de Johansen.

O teste de Causalidade de Granger foi também utilizado para confirmar esta relação entre as séries. Por meio dele foi possível detectar uma causalidade bidirecional entre os dois mercados.

A identificação desta integração, porém, foi colocada a prova por meio de testes que verificaram a influência que os movimentos defasados de ambas as séries exerciam sobre o momento $t0$ do índice Ibovespa. Se há esta influência, a integração não é total, havendo certa segmentação entre os mercados, o que abre margem à arbitragem.

A fim de verificar em que intensidade os coeficientes dos períodos defasados das duas séries explicam o índice Ibovespa no momento contemporâneo, alguns modelos foram utilizados no retorno destas séries: um modelo de Vetor Auto-regressivo com correção de erro (VECM), com sessenta *lags*, um modelo GARCH e um modelo de regressão com utilização do estimador de mínimos quadrados de dois estágios (TSLS). Para os dois últimos foram utilizados dez *lags* para série Dow Jones e quatro para a série Ibovespa.

O primeiro (VECM) revelou serem significativos os dez primeiro minutos (bem como o décimo sétimo minuto) defasados da série Dow Jones e o quarto minuto defasado da série Ibovespa.

Pelo modelo TSLS, tanto para retornos positivos quanto para retornos negativos, ambas as séries apresentaram coeficientes significativos em vários de seus tempos defasados.

Por fim, a regressão com o modelo GARCH foi dividida em retornos positivos e negativos. Para retornos positivos, todos os coeficientes, tanto da série Ibovespa quanto da série Dow Jones foram significativos. Para retornos negativos, apenas o segundo e terceiro minutos de defasagem da série Ibovespa e o nono da série Dow Jones não se revelaram estatisticamente significativos.

Com base nos resultados obtidos em todos estes testes, foi possível responder positivamente à pergunta de pesquisa que questiona ser possível fazer alguma previsão quanto ao retorno da bolsa de valores de São Paulo com base em informações sobre a movimentação da bolsa de valores de Nova York, ou seja, verificar o efeito *lead-lag*.

Estes resultados revelam que o retorno da bolsa de São Paulo é, em grande parte, explicado pelo movimento da bolsa de Nova York em minutos anteriores (é também explicado, em pequena escala, por seus próprios movimentos defasados). Como exemplo, podemos utilizar os resultados obtidos pela regressão TSLS. Se no momento atual houver um retorno de 0,02% na bolsa de Nova York, este movimento contribuirá para que daqui a um minuto a bolsa de São Paulo se eleve 19,38% deste valor (ou seja, 0,0039%). Daqui a dois minutos, este retorno positivo contribuirá para que o Ibovespa se eleve 11,45% deste valor (0,0023%) e assim sucessivamente até que o sétimo minuto seguinte, com percentuais de elevação cada vez menores (note que estes valores referem-se às regressões dos retornos positivos).

Parte deste efeito *lead-lag* pode ser explicada pela assimetria de informação existente entre os dois mercados. Ainda que óbvio, é interessante lembrar que o valor dos ativos que compõem o Ibovespa não está sujeito apenas às movimentações da Bolsa de Nova York. Por um lado, há informações que afetam apenas aquele mercado. Por outro lado, outros eventos, de abrangência local, afetam apenas o mercado nacional.

Além disso, a reação dos investidores à determinada informação, ainda que de alcance global, é atenuada ou acentuada por circunstâncias locais. Por exemplo, a elevação do preço do petróleo no mercado externo pode não ser refletida na mesma proporção em mercados diversos por estarem eles sujeitos a, por exemplo, sua dependência externa pelo produto, existência de combustíveis alternativos, etc.

Independentemente da reação aos eventos não ser exata, o fato é que os movimentos dos dois mercados analisados são extremamente semelhantes, com uma certa precedência dos eventos no mercado da bolsa americana.

Dessa forma, pode-se inferir que um dos pressupostos da Hipótese do Mercado Eficiente (HME) é questionável: as informações não estão sendo incorporadas nos preços dos ativos instantaneamente.

De fato, se é possível prever, em parte, o movimento de uma determinada bolsa de valores, também é possível que se possa realizar arbitragem em decorrência deste lapso de tempo que vai da constatação do movimento na bolsa externa até a incorporação do efeito da informação no preço do ativo local. E, se é possível fazer arbitragem, o mercado não é, definitivamente, eficiente.

Pretendeu-se, neste trabalho, testar a Hipótese do Mercado Eficiente, abordando a inter-relação entre dois mercados, com o fim de agregar evidências que possam colaborar com futuros trabalhos acerca do tema.

Com relação à arbitragem, cabe destacar que os custos de corretagem cobrados pelas corretoras, além dos custos de liquidação e emolumentos cobrados pela bolsa de Valores de São Paulo, tornam, aparentemente, inviáveis as negociações com fins de obtenção de lucros. Os retornos dos ativos para períodos inferiores a dez minutos são, em média, inferiores aos custos de transação, inviabilizando o negócio.

Em função do alto custo de transação, as estratégias de arbitragem não foram testadas neste trabalho.

REFERÊNCIAS

- ASSAF NETO, A.; LIMA F. G.; DE ARAÚJO, A. M. P. A realidade da concentração do capital no Brasil: Um estudo comparativo com duas outras economias emergentes. Disponível em <http://www.fipecafi.com.br/palestras/assaf/pdf/Artigo_Concentracao_Capital_Brasil_Dividendos.pdf>. Acessado em 20/02/2008. 2007.
- BERNSTEIN, P. L., **Desafio aos Deuses – A fascinante história do risco**; Campus, Rio de Janeiro, 1997.
- BITENCOURT, W. A.; SILVA, W. S.. **Uma análise da Transmissão de Volatilidade entre os Índices Dow Jones e Ibovespa**. 2005
- BOVESPA – *Site da Bolsa* - <www.bovespa.com.br>. Acesso em 20 de março de 2008.
- BROOKS, C. **Introductory Econometrics for Finance**. 1th Edition, Cambridge, Cambridge University Press. 2002
- BROOKS, C. REW, A. G.; RITSON, S. **A Trading Strategy Based on the Lead-lag Relationship Between the Spot Index and Futures Contract for the FTSE 100**. International Journal of Forecasting, V. 17,. 2001.
- BRUNI, A. L.; FAMÁ, R. Uma Análise da Eficiência Informacional do Mercado de ADRs Brasileiros com Base em Testes de Autocorrelação, Raiz Unitária e Co-integração. **Anais do XXVII Encontro Anual da Associação Nacional dos Programas de Pós-Graduação em Administração** (ENANPAD 2003). ANPAD, Atibaia, Brasil, 20-24/09/2003. CD-ROM.
- CAMARGOS, M. A.; GOMES, G. D.; BARBOSA, F. V. Integração de Mercados e Arbitragem com Títulos Transfronteiriços: ADRS – American Depositary Receipts. **IN: Caderno de Pesquisa em Administração**. São Paulo. v. 10, n. 2. 2003.
- CAMPBELL, J. Y., LO, A.W.; MACKINLAY, A. C. **The Econometrics of Financial Markets**. Princeton University Press. New Jersey. 1997
- CARNEIRO, FRANCISCO GALRÃO. **A Metodologia dos Testes de Causalidade em Economia**. Disponível em <<http://www.unb.br/face/eco/textos/causal.pdf>> Acesso em 10 de janeiro de 2008
- CHAN, K. **Further Analysis of the Lead-lag Relationship Between the Cash Market and Stock Index Futures Market**. The Review of Financial Studies. nr. 5 1992
- COSTA JUNIOR, N.C.A.; LEAL, R.P.C. Mercosul e a Globalização dos Mercados de Capitais: Testes de Causalidade. **IN: Revista de Administração, vol. 32**, 1997.
- COSTA JUNIOR, N.C.A.; LEAL, R.P.C. A integração entre as Bolsas de Valores de Buenos Aires e de São Paulo. **IN: Revista de Administração Contemporânea, vol. 2**, 1998.
- CUNHA, M. S. Raiz Unitária e Co-integração: Três Aplicações. Disponível em <<http://www.unb.br/face/eco/textos/cointegracao.pdf>> Acesso em 30 de setembro de 2007.

DE MEDEIROS, OTÁVIO R.; LIMA, MARCELLUS E. **Brazilian Dual-Listed Stocks, Arbitrage and Barriers**, SSRN, 2006.

ENGLE, R. F.; GRANGER, C. W. E. **Cointegration and error correction: representation, estimation and testing**. *Econometrica*, V.55. 1987.

FAMA, E. F. **Efficient capital markets: A review of empirical work**, *Journal of Finance*, 417. 1970

GRANGER, C. W. J. **Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods**. *Econometric*, V. 37, 1969.

GROPPO, G. S.; BACCHI, M. R. P. **Causalidade entre mercados acionários: estudo sobre Ibovespa, Dow Jones e Merval**. IN: *Resenha BM&F* nr. 166.2005.

GUJARATI, D. N. **Econometria Básica**. São Paulo. Makrion Books. 2000.

HANOUSEK, J.; NEMECEK, L. **Mispricing and Lasting Arbitrage between Parallel Markets in the Czech Republic**. Disponível em SSRN: <<http://ssrn.com/abstract=157608>>. 1998. Acesso em 22 de setembro de 2007

HARRIS, R. I. D. **Using cointegration analysis in econometric modelling**. London: Prentice Hall, 1995.

HAUGEN, R. A. **Modern Investment Theory**. New Jersey. Prentice-Hall. 1997.

HSIAO, C. **Statistical Properties of the Two-Stage Least Squares Estimator Under Cointegration**. *Review of Economic Studies*, Vol. 64, nr. 3. 1997

JOHANSEN, S. **Statistical Analysis of Cointegration Vectors**. *Journal of Economic Dynamics and Control*, V. 12, Nr. 2. 1988.

JONG, F.; NIJMAN, T. **High Frequency Analysis of Lead-lag Relationship Between Financial Markets**. *Journal of Empirical Finance*. V. 4, Nr. 2-3, 1997.

KAWALLER, I. G.; KOCH, P. D.; KOCH, T. W. **The Temporal Price Relationship Between S&P500 Futures and the S&P500 Index**. *The Journal of Finance*, V. 42, nr. 5. 1987.

KOFMAN, P.; MARTENS, M. **Interaction between stock markets: an analysis of the common trading hours at the London and New York stock exchange**. *Journal of International Money and Finance*, V. 16, nr. 3. 1997.

LI, Y.; GRECO, J. F.; CHAVIS, B. **Lead-lag Relations Between A Shares and H Shares in the Chinese Stock Markets**, CSEM. Fullerton-CA.1999.

MANDELROT, B. **Mercados financeiros fora de controle**. Elsevier. Rio de Janeiro, 2004.

MANTEGNA, R. N.; STANLEY, H. E. **An Introduction to Econophysics – Correlations and Complexity in Finance**. Cambridge University Press. Cambridge. 2000.

MATSUMOTO, ALBERTO SHIGUERU; BORGES, RESIVALDA OLIVEIRA. Integração e Possibilidades de Arbitragem entre o Mercado Brasileiro de Ações e o Mercado de ADR no Período de 2001 a 2003. **Anais do 4º Congresso USP de Controladoria e Contabilidade**. 2004.

PEREIRA, A. F. O. A. **Causalidade e Co-integração no Mercado de Capitais da América Latina**. 2002. Tese de Doutorado. Universidade de Santa Catarina.

PEREIRA, A. F. O. A.; DANTAS, A. B.; COSTA JR., N. C. Estimação da Co-integração das Principais Bolsas da América Latina, Estados Unidos e Japão pela Metodologia Johansen. **Anais do XXVI Encontro Anual da Associação Nacional dos Programas de Pós-Graduação em Administração** (ENANPAD 2002). ANPAD, Salvador, Brasil, 22-25/09/2002. CD-ROM

POSHAKWALE, S.; THEOBALD, M. **Market Capitalization, Cross Correlations, the Lead-lag Structure and Microstructure Effects in the Indian Stockmarket**. Journal of International Financial Markets, Institutions and Money. Volume 14, Nr. 4, 2004

ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. F. **Administração financeira: corporate finance**. São Paulo: Atlas, 1995.

SARTORIS, A. **Estatística e Introdução à Econometria**. São Paulo: Saraiva, 2007.

SORNETTE, D. **Why Stock Markets Crash – Critical Events in Complex Financial Systems**. New Jersey: Princeton University Press., 2004.

SROUR, GABRIEL. Práticas Diferenciadas de Governança Corporativa: um estudo sobre a conduta e a performance das firmas brasileiras. IN: **Revista Brasileira de Economia**. Rio de Janeiro. 2005.

TSAY, R. S. **Analysis of Financial Time Series**. New York: John Wiley & Sons, 2002.

VALLE, R. S. **A Cointegration Analysis of Latin American Stock Markets and The US**. Discussion paper. University of Exeter, México. 1998.

VAN DOORNIK, B. F. N. **Modelagem Econométrico-Financeira de uma empresa baseada em vetores auto-regressivos: uma aplicação à Petrobrás S.A.** 2007. Dissertação de Mestrado. FACE/PPGA-Universidade de Brasília.

APÊNDICES

Tabela 19 – VECM das variáveis Ibovespa, Dow Jones e câmbio

Vector Error Correction Estimates										
Date: 04/23/08 Time: 14:59										
Sample (adjusted): 22 44962										
Included observations: 44941 after adjustments										
Standard errors in () and t-statistics in []										
Cointegrating Eq:	CointEq1									
LOG(BOV(-1))	1,000000									
LOG(DJ(-1))	0,680733									
	(0,63334)									
	[1,07483]									
LOG(US(-1))	0,411975									
	(0,07316)									
	[5,63097]									
C	-5,801765									
Error Correction:	D(LOG(BOV))	D(LOG(DJ))	D(LOG(US))	D(LOG(BOV))	D(LOG(DJ))	D(LOG(US))	D(LOG(BOV))	D(LOG(DJ))	D(LOG(US))	
CointEq1	-4,06E-05	1,74E-05	-0,006753							
	(5,8E-05)	(3,2E-05)	(0,00132)							
	[-0,69860]	[0,55139]	[-5,11609]							
D(LOG(BOV(-1)))	-0,004679	0,026434	-0,14089	D(LOG(DJ(-1)))	0,358374	3,52E-05	-0,406124	D(LOG(US(-1)))	-0,000164	5,02E-05
	(0,00504)	(0,00274)	(0,11443)		(0,00931)	(0,00505)	(0,21111)		(0,00021)	(0,00011)
	[-0,92755]	[9,66374]	[-1,23118]		[38,5108]	[0,00698]	[-1,92374]		[-0,78373]	[0,44365]
D(LOG(BOV(-2)))	-0,019418	0,019401	0,085620	D(LOG(DJ(-2)))	0,204804	-0,034248	-0,165727	D(LOG(US(-2)))	-0,000327	9,41E-05
	(0,00505)	(0,00274)	(0,11458)		(0,00948)	(0,00514)	(0,21506)		(0,00022)	(0,00012)
	[-3,84452]	[7,08332]	[0,74724]		[21,6043]	[-6,66224]	[-0,77062]		[-1,46117]	[0,77629]
D(LOG(BOV(-3)))	-0,046655	0,010164	-0,102735	D(LOG(DJ(-3)))	0,195333	-0,022479	-0,134524	D(LOG(US(-3)))	0,000196	1,92E-05
	(0,00506)	(0,00274)	(0,11469)		(0,00955)	(0,00518)	(0,21672)		(0,00022)	(0,00012)
	[-9,22863]	[3,70761]	[-0,89577]		[20,4472]	[-4,33922]	[-0,62073]		[0,87431]	[0,15778]
D(LOG(BOV(-4)))	-0,014391	0,002389	-0,186084	D(LOG(DJ(-4)))	0,125407	-0,007502	-0,068715	D(LOG(US(-4)))	0,000171	-3,90E-05
	(0,00506)	(0,00275)	(0,11487)		(0,00961)	(0,00521)	(0,21807)		(0,00023)	(0,00012)
	[-2,84218]	[0,87005]	[-1,62000]		[13,0460]	[-1,43913]	[-0,31510]		[0,76075]	[-0,31879]
D(LOG(BOV(-5)))	-0,022414	-0,003012	-0,034211	D(LOG(DJ(-5)))	0,048277	-0,008867	-0,28354	D(LOG(US(-5)))	0,000109	-1,53E-05
	(0,00506)	(0,00275)	(0,11488)		(0,00964)	(0,00522)	(0,21858)		(0,00023)	(0,00012)
	[-4,42631]	[-1,09695]	[-0,29780]		[5,01047]	[-1,69713]	[-1,29717]		[0,48007]	[-0,12467]
D(LOG(BOV(-6)))	-0,00686	-0,001506	0,010939	D(LOG(DJ(-6)))	0,025725	-0,003361	0,263350	D(LOG(US(-6)))	-0,000146	2,66E-06
	(0,00506)	(0,00275)	(0,11490)		(0,00964)	(0,00523)	(0,21870)		(0,00023)	(0,00012)
	[-1,35446]	[-0,54832]	[0,09520]		[2,66850]	[-0,64285]	[1,20417]		[-0,64769]	[0,02172]
D(LOG(BOV(-7)))	-0,01244	-0,001403	-0,147596	D(LOG(DJ(-7)))	0,027060	-0,009472	-0,039645	D(LOG(US(-7)))	-0,00017	-4,18E-05
	(0,00506)	(0,00275)	(0,11490)		(0,00964)	(0,00523)	(0,21873)		(0,00022)	(0,00012)
	[-2,45631]	[-0,51096]	[-1,28459]		[2,80662]	[-1,81157]	[-0,18125]		[-0,75380]	[-0,34255]
D(LOG(BOV(-8)))	-0,020028	0,003481	0,056885	D(LOG(DJ(-8)))	0,057416	-0,001571	0,024254	D(LOG(US(-8)))	0,000170	6,91E-05
	(0,00506)	(0,00275)	(0,11489)		(0,00964)	(0,00523)	(0,21871)		(0,00022)	(0,00012)
	[-3,95472]	[1,26749]	[0,49512]		[5,95538]	[-0,30049]	[1,1089]		[0,76070]	[0,56869]
D(LOG(BOV(-9)))	-0,008467	-0,002837	-0,24866	D(LOG(DJ(-9)))	0,035842	0,006277	-0,288511	D(LOG(US(-9)))	0,000381	1,81E-05
	(0,00507)	(0,00275)	(0,11491)		(0,00965)	(0,00523)	(0,21881)		(0,00022)	(0,00012)
	[-1,67147]	[-1,03287]	[-2,16388]		[3,71607]	[1,20014]	[-1,22715]		[1,69735]	[0,14892]
D(LOG(BOV(-10)))	-0,002179	0,002816	-0,143723	D(LOG(DJ(-10)))	0,005678	-0,000638	-0,079757	D(LOG(US(-10)))	0,000238	-4,97E-05
	(0,00507)	(0,00275)	(0,11492)		(0,00965)	(0,00523)	(0,21883)		(0,00022)	(0,00012)
	[-0,43019]	[1,02512]	[-1,25068]		[0,58858]	[-0,12194]	[-0,36446]		[1,06313]	[-0,40892]
D(LOG(BOV(-11)))	-0,003421	0,001301	-0,06976	D(LOG(DJ(-11)))	0,013614	0,002793	-0,37257	D(LOG(US(-11)))	1,95E-05	8,78E-05
	(0,00507)	(0,00275)	(0,11492)		(0,00964)	(0,00523)	(0,21880)		(0,00022)	(0,00012)
	[-0,67540]	[0,47357]	[-0,60704]		[1,41151]	[0,53398]	[-1,70280]		[0,08698]	[0,72149]
D(LOG(BOV(-12)))	0,003531	-0,000719	-0,028525	D(LOG(DJ(-12)))	-0,000477	0,007570	0,423985	D(LOG(US(-12)))	0,000260	0,000155
	(0,00506)	(0,00275)	(0,11490)		(0,00964)	(0,00523)	(0,21880)		(0,00022)	(0,00012)
	[0,69710]	[-0,26192]	[-0,24825]		[-0,04948]	[1,44729]	[1,93774]		[1,16040]	[1,27199]
D(LOG(BOV(-13)))	-0,003357	-0,00014	-0,030169	D(LOG(DJ(-13)))	0,015724	-0,014733	-0,090881	D(LOG(US(-13)))	0,000809	0,000169
	(0,00506)	(0,00275)	(0,11485)		(0,00964)	(0,00523)	(0,21878)		(0,00022)	(0,00012)
	[-0,66319]	[-0,05091]	[-0,26268]		[1,63040]	[-2,81709]	[-0,41539]		[3,61028]	[1,39039]
D(LOG(BOV(-14)))	-0,006197	-0,005775	-0,143975	D(LOG(DJ(-14)))	0,000814	-0,004158	-0,117906	D(LOG(US(-14)))	0,000736	0,000139
	(0,00506)	(0,00275)	(0,11484)		(0,00964)	(0,00523)	(0,21878)		(0,00022)	(0,00012)
	[-1,22429]	[-2,10366]	[-1,25371]		[0,08438]	[-0,79515]	[-0,53893]		[3,27216]	[1,14336]
D(LOG(BOV(-15)))	-0,001097	-0,001658	-0,029941	D(LOG(DJ(-15)))	-0,001995	-0,001757	0,261207	D(LOG(US(-15)))	0,000943	0,000362
	(0,00506)	(0,00275)	(0,11484)		(0,00964)	(0,00523)	(0,21876)		(0,00023)	(0,00012)
	[-0,21671]	[-0,60417]	[-0,26073]		[-0,20691]	[-0,33606]	[1,19404]		[4,18574]	[2,96415]
D(LOG(BOV(-16)))	-0,011504	-0,001144	-0,120853	D(LOG(DJ(-16)))	0,010654	-0,004696	-0,00403	D(LOG(US(-16)))	0,000265	-7,89E-05
	(0,00506)	(0,00274)	(0,11479)		(0,00964)	(0,00523)	(0,21870)		(0,00023)	(0,00012)
	[-2,27348]	[-0,41691]	[-1,05281]		[1,10521]	[-0,89829]	[-0,01843]		[1,17211]	[-0,64387]
D(LOG(BOV(-17)))	0,005845	-0,000706	-0,120205	D(LOG(DJ(-17)))	-0,006164	-0,002868	0,360824	D(LOG(US(-17)))	8,78E-05	-0,000252
	(0,00505)	(0,00274)	(0,11454)		(0,00963)	(0,00522)	(0,21855)		(0,00023)	(0,00012)
	[1,15773]	[-0,25795]	[-1,04948]		[-0,63979]	[-0,54895]	[1,65097]		[0,38988]	[-2,06848]
D(LOG(BOV(-18)))	-0,008753	0,001573	-0,170459	D(LOG(DJ(-18)))	0,011598	0,002414	0,208545	D(LOG(US(-18)))	0,000769	5,81E-05
	(0,00502)	(0,00272)	(0,11390)		(0,00961)	(0,00521)	(0,21803)		(0,00022)	(0,00012)
	[-1,74332]	[0,57777]	[-1,49652]		[1,20681]	[0,46327]	[0,95649]		[3,43044]	[0,47781]
D(LOG(BOV(-19)))	0,000924	-0,00198	0,080940	D(LOG(DJ(-19)))	0,003214	0,001785	0,275087	D(LOG(US(-19)))	0,000183	5,58E-05
	(0,00499)	(0,00270)	(0,11314)		(0,00957)	(0,00519)	(0,21711)		(0,00022)	(0,00012)
	[0,18522]	[-0,73196]	[0,71537]		[0,33585]	[0,34404]	[1,26704]		[0,82019]	[0,46122]
D(LOG(BOV(-20)))	-0,001354	0,001867	0,139195	D(LOG(DJ(-20)))	0,006850	-0,00076	0,089746	D(LOG(US(-20)))	-8,52E-07	1,37E-05
	(0,00489)	(0,00265)	(0,11094)		(0,00953)	(0,00517)	(0,21614)		(0,00021)	(0,00011)
	[-0,27680]	[0,70408]	[1,25464]		[0,71894]	[-0,14708]	[0,41522]		[-0,00410]	[0,12128]
C	5,29E-06	2,13E-06	-2,98E-05							
	(4,3E-06)	(2,3E-06)	(9,7E-05)							
	[1,23829]	[0,91837]	[-0,30712]							

Tabela 20 – VECM das variáveis Ibovespa e Dow Jones

Vector Error Correction Estimates				
Date: 04/11/08 Time: 17:08				
Sample (adjusted): 22 105443				
Included observations: 105422 after adjustments				
Standard errors in () & t-statistics in []				
Cointegrating Eq:		CointEq1		
LOG(IBOV(-1))	1,000000			
LOG(DJ(-1))	-2,603775			
	(0,19612)			
	[-13,2762]			
C	2,772974			
Error Correction:		D(LOG(IBOV))	D(LOG(DJ))	
CointEq1	-9,85E-05	4,99E-05		
	(4,6E-05)	(2,5E-05)		
	[-2,15733]	[1,96523]		
D(LOG(IBOV(-1)))	0,015632	0,028202	D(LOG(DJ(-1)))	0,367950 0,009715
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00574) (0,00320)
	[4,89204]	[15,8618]		[64,0683] [3,04017]
D(LOG(IBOV(-2)))	-0,009288	0,011060	D(LOG(DJ(-2)))	0,225175 -0,007558
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00586) (0,00326)
	[-2,90352]	[6,21347]		[38,4300] [-2,31814]
D(LOG(IBOV(-3)))	-0,01027	0,008943	D(LOG(DJ(-3)))	0,111516 -0,015436
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00590) (0,00329)
	[-3,20949]	[5,02310]		[18,8856] [-4,69801]
D(LOG(IBOV(-4)))	0,004436	0,006053	D(LOG(DJ(-4)))	0,046030 -0,018004
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00592) (0,00329)
	[1,38600]	[3,39900]		[7,77896] [-5,46808]
D(LOG(IBOV(-5)))	-0,004152	0,001474	D(LOG(DJ(-5)))	0,036491 -0,009668
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00592) (0,00329)
	[-1,29741]	[0,82755]		[6,16397] [-2,93502]
D(LOG(IBOV(-6)))	-0,000665	0,001785	D(LOG(DJ(-6)))	0,035240 -0,012457
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00592) (0,00330)
	[-0,20792]	[1,00220]		[5,95109] [-3,78054]
D(LOG(IBOV(-7)))	-0,011746	-0,000688	D(LOG(DJ(-7)))	0,026313 -0,007316
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00592) (0,00330)
	[-3,67058]	[-0,38636]		[4,44224] [-2,21966]
D(LOG(IBOV(-8)))	-0,006282	0,003932	D(LOG(DJ(-8)))	0,021487 -0,006289
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00592) (0,00330)
	[-1,96307]	[2,20792]		[3,62692] [-1,90777]
D(LOG(IBOV(-9)))	-0,004473	-0,000285	D(LOG(DJ(-9)))	0,013374 -0,007237
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00592) (0,00330)
	[-1,39769]	[-0,16010]		[2,25724] [-2,19536]
D(LOG(IBOV(-10)))	0,002034	0,001861	D(LOG(DJ(-10)))	0,021394 -0,00288
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00593) (0,00330)
	[0,63554]	[1,04524]		[3,61080] [-0,87368]
D(LOG(IBOV(-11)))	-0,001343	1,53E-05	D(LOG(DJ(-11)))	0,003557 -0,002362
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00593) (0,00330)
	[-0,41955]	[0,00862]		[0,60037] [-0,71640]
D(LOG(IBOV(-12)))	0,010419	0,003497	D(LOG(DJ(-12)))	-0,00253 -0,000822
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00592) (0,00330)
	[3,25595]	[1,96372]		[-0,42706] [-0,24921]
D(LOG(IBOV(-13)))	-0,003491	-0,001667	D(LOG(DJ(-13)))	0,001222 0,001245
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00592) (0,00330)
	[-1,09112]	[-0,93603]		[0,20628] [0,37780]
D(LOG(IBOV(-14)))	-0,004475	-5,12E-05	D(LOG(DJ(-14)))	0,007777 -0,006626
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00592) (0,00330)
	[-1,39852]	[-0,02874]		[1,31279] [-2,01004]
D(LOG(IBOV(-15)))	-0,003332	-0,003529	D(LOG(DJ(-15)))	-0,005439 -0,004232
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00592) (0,00330)
	[-1,04173]	[-1,98268]		[-0,91834] [-1,28411]
D(LOG(IBOV(-16)))	-0,001898	0,003364	D(LOG(DJ(-16)))	-0,008178 -0,011323
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00592) (0,00329)
	[-0,59338]	[1,89034]		[-1,38105] [-3,43647]
D(LOG(IBOV(-17)))	-0,009095	0,000887	D(LOG(DJ(-17)))	0,017052 -0,006639
	(0,00320)	(0,00178)		(0,00592) (0,00329)
	[-2,84531]	[0,49889]		[2,88079] [-2,01554]
D(LOG(IBOV(-18)))	-0,003849	0,001310	D(LOG(DJ(-18)))	0,007600 -0,003088
	(0,00319)	(0,00178)		(0,00592) (0,00329)
	[-1,20662]	[0,73787]		[1,28478] [-0,93800]
D(LOG(IBOV(-19)))	-0,010117	0,000542	D(LOG(DJ(-19)))	-0,000689 -0,008346
	(0,00317)	(0,00176)		(0,00591) (0,00329)
	[-3,19569]	[0,30754]		[-0,11671] [-2,53896]
D(LOG(IBOV(-20)))	0,008274	0,003696	D(LOG(DJ(-20)))	-0,010645 -0,000637
	(0,00310)	(0,00172)		(0,00589) (0,00328)
	[2,67102]	[2,14406]		[-1,80683] [-0,19417]
C	3,17E-06	2,27E-06		
	(2,0E-06)	(1,1E-06)		
	[1,57778]	[2,03174]		

Tabela 21 – Regressão GARCH das variáveis R^{ib} e R^{dj} com *dummy* de retorno positivo

Dependent Variable: DLOG(IBOV)*DA				
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution				
Date: 03/11/08 Time: 17:51				
Sample (adjusted): 12 105443				
Included observations: 105432 after adjustments				
Convergence achieved after 404 iterations				
Variance backcast: ON				
GARCH = C(17) + C(18)*RESID(-1)^2 + C(19)*GARCH(-1)				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0,000157	1,42E-07	1.104,4890	0,000000
DLOG(IBOV(-1))	0,038682	0,000888	43,5419	0,000000
DLOG(IBOV(-2))	-0,038163	0,000882	-43,2915	0,000000
DLOG(IBOV(-3))	0,005714	0,000812	7,0374	0,000000
DLOG(IBOV(-4))	0,039599	0,000326	121,5353	0,000000
DLOG(DJ)	0,306229	0,000465	657,8780	0,000000
DLOG(DJ(-1))	0,257628	0,000645	399,4815	0,000000
DLOG(DJ(-2))	0,040776	0,000441	92,5364	0,000000
DLOG(DJ(-3))	0,080842	0,000464	174,2414	0,000000
DLOG(DJ(-4))	-0,054043	0,000492	-109,8796	0,000000
DLOG(DJ(-5))	-0,012661	0,000501	-25,2683	0,000000
DLOG(DJ(-6))	0,019000	0,000620	30,6527	0,000000
DLOG(DJ(-7))	-0,071311	0,000612	-116,4322	0,000000
DLOG(DJ(-8))	0,076272	0,000510	149,4256	0,000000
DLOG(DJ(-9))	-0,019599	0,000549	-35,7037	0,000000
DLOG(DJ(-10))	0,059884	0,000485	123,5277	0,000000
Variance Equation				
C	8,95E-08	1,16E-10	768,2678	0,000000
RESID(-1)^2	1,404594	0,002790	503,3800	0,000000
GARCH(-1)	0,064377	0,000614	104,8343	0,000000
R-squared	0,056540	Mean dependent var		0,000161
Adjusted R-squared	0,056378	S.D. dependent var		0,000455
S.E. of regression	0,000442	Akaike info criterion		-12,82724
Sum squared resid	0,020626	Schwarz criterion		-12,82552
Log likelihood	676219,9	F-statistic		350,9541
Durbin-Watson stat	1,991040	Prob(F-statistic)		0,000000

Tabela 22 – Regressão GARCH das variáveis R^{ib} e R^{dj} com *dummy* de retorno negativo

Dependent Variable: DLOG(IBOV)*DB				
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution				
Date: 03/11/08 Time: 18:13				
Sample (adjusted): 12 105442				
Included observations: 105431 after adjustments				
Convergence achieved after 211 iterations				
Variance backcast: ON				
GARCH = C(17) + C(18)*RESID(-1)^2 + C(19)*GARCH(-1)				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-9,85E-06	5,11E-07	-19,28072	0,0000
DLOG(IBOV(-1))	0,011983	0,001276	9,394001	0,0000
DLOG(IBOV(-2))	-0,001952	0,001849	-1,055745	0,2911
DLOG(IBOV(-3))	0,00069	0,001894	0,364410	0,7156
DLOG(IBOV(-4))	0,003513	0,001467	2,395509	0,0166
DLOG(DJ)	0,148143	0,000737	200,9497	0,0000
DLOG(DJ(-1))	0,227472	0,00132	172,3048	0,0000
DLOG(DJ(-2))	0,167199	0,001799	92,96398	0,0000
DLOG(DJ(-3))	0,083604	0,001332	62,76494	0,0000
DLOG(DJ(-4))	0,030807	0,001738	17,72821	0,0000
DLOG(DJ(-5))	0,048679	0,001469	33,14615	0,0000
DLOG(DJ(-6))	-0,044496	0,001129	-39,42738	0,0000
DLOG(DJ(-7))	-0,043902	0,001303	-33,70263	0,0000
DLOG(DJ(-8))	-0,008402	0,001612	-5,213107	0,0000
DLOG(DJ(-9))	0,002211	0,001888	1,170992	0,2416
DLOG(DJ(-10))	0,006429	0,001969	3,265560	0,0011
Variance Equation				
C	1,08E-07	1,78E-10	606,9381	0,000000
RESID(-1)^2	0,378756	0,001492	253,8265	0,000000
GARCH(-1)	0,160760	0,001284	125,2120	0,000000
R-squared	0,038603	Mean dependent var		-2,40E-05
Adjusted R-squared	0,038439	S.D. dependent var		0,000433
S.E. of regression	0,000424	Akaike info criterion		-12,83645
Sum squared resid	0,018966	Schwarz criterion		-12,83473
Log likelihood	676699,0	F-statistic		235,1451
Durbin-Watson stat	1,944389	Prob(F-statistic)		0,000000

Tabela 23 – Regressão TSLS das variáveis R^{ib} e R^{dj} com *dummy* de alta

Dependent Variable: DLOG(IBOV)*DA*DDIA
Method: Two-Stage Least Squares
Date: 04/12/08 Time: 11:32
Sample (adjusted): 12 105443
Included observations: 105432 after adjustments
Instrument list: DLOG(IBOV(-1)) DLOG(IBOV(-2)) DLOG(IBOV(-3))
DLOG(IBOV(-4)) DLOG(DJ) DLOG(DJ(-1)) DLOG(DJ(-2))
DLOG(DJ(-3)) DLOG(DJ(-4)) DLOG(DJ(-5)) DLOG(DJ(-6))
DLOG(DJ(-7)) DLOG(DJ(-8)) DLOG(DJ(-9)) DLOG(DJ(-10))

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0,000149	8,64E-07	172,8133	0
DLOG(IBOV(-1))	-0,000484	0,001377	-0,351568	0,7252
DLOG(IBOV(-2))	-0,007845	0,001377	-5,698065	0
DLOG(IBOV(-3))	-0,007536	0,001377	-5,472939	0
DLOG(IBOV(-4))	-0,002102	0,001377	-1,526518	0,1269
DLOG(DJ)	0,037001	0,002383	15,5286	0
DLOG(DJ(-1))	0,193812	0,002472	78,41562	0
DLOG(DJ(-2))	0,114543	0,002521	45,43227	0
DLOG(DJ(-3))	0,050621	0,00254	19,92839	0
DLOG(DJ(-4))	0,024446	0,002543	9,614649	0
DLOG(DJ(-5))	0,013615	0,002457	5,542427	0
DLOG(DJ(-6))	0,009642	0,002406	4,008208	0,0001
DLOG(DJ(-7))	0,009991	0,002386	4,186484	0
DLOG(DJ(-8))	0,002969	0,002382	1,246399	0,2126
DLOG(DJ(-9))	-0,002996	0,002381	-1,258213	0,2083
DLOG(DJ(-10))	-0,003171	0,00238	-1,332615	0,1827

R-squared	0,084994	Mean dependent var	0,00015
Adjusted R-squared	0,084864	S,D, dependent var	0,000293
S,E, of regression	0,00028	Sum squared resid	0,008291
F-statistic	652,8033	Durbin-Watson stat	1,712363
Prob(F-statistic)	0		

Tabela 24 – Regressão TSLS das variáveis R^{ib} e R^{dj} com *dummy* de baixa

Dependent Variable: DLOG(IBOV)*DB*DDIA				
Method: Two-Stage Least Squares				
Date: 04/12/08 Time: 11:33				
Sample (adjusted): 12 105442				
Included observations: 105431 after adjustments				
Instrument list: DLOG(IBOV(-1)) DLOG(IBOV(-2)) DLOG(IBOV(-3))				
DLOG(IBOV(-4)) DLOG(DJ) DLOG(DJ(-1)) DLOG(DJ(-2))				
DLOG(DJ(-3)) DLOG(DJ(-4)) DLOG(DJ(-5)) DLOG(DJ(-6))				
DLOG(DJ(-7)) DLOG(DJ(-8)) DLOG(DJ(-9)) DLOG(DJ(-10))				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-2,64E-05	9,78E-07	-26,96551	0
DLOG(IBOV(-1))	0,005501	0,001559	3,529149	0,0004
DLOG(IBOV(-2))	-0,001928	0,001559	-1,237119	0,216
DLOG(IBOV(-3))	-0,00173	0,001559	-1,109718	0,2671
DLOG(IBOV(-4))	0,004351	0,001559	2,790832	0,0053
DLOG(DJ)	0,042383	0,002698	15,71064	0
DLOG(DJ(-1))	0,172321	0,002798	61,58221	0
DLOG(DJ(-2))	0,107115	0,002854	37,5268	0
DLOG(DJ(-3))	0,060432	0,002876	21,0136	0
DLOG(DJ(-4))	0,019266	0,002879	6,693029	0
DLOG(DJ(-5))	0,017923	0,002781	6,444348	0
DLOG(DJ(-6))	0,005979	0,002723	2,195263	0,0281
DLOG(DJ(-7))	0,013378	0,002702	4,951372	0
DLOG(DJ(-8))	0,012126	0,002697	4,496686	0
DLOG(DJ(-9))	0,004597	0,002696	1,705191	0,0882
DLOG(DJ(-10))	0,006779	0,002694	2,516146	0,0119
R-squared	0,062657	Mean dependent var	-0,0000253	
Adjusted R-squarec	0,062524	S.D. dependent var	0,000328	
S.E. of regression	0,000318	Sum squared resid	0,010627	
F-statistic	469,7672	Durbin-Watson stat	1,809394	
Prob(F-statistic)	0			

ANEXOS

Tabela 25 – Composição do DJIA

<i>Companhia</i>	<i>Código</i>	<i>Part. (%)</i>
United Technologies	UTX	6,50%
3M	MMM	6,30%
International Business Machines	IBM	6,10%
Caterpillar	CAT	5,70%
American International Group	AIG	5,10%
Johnson & Johnson	JNJ	4,00%
Procter & Gamble	PG	3,90%
Wal-Mart Stores	WMT	3,80%
Coca-Cola	KO	3,70%
Boeing	BA	3,60%
American Express	AXP	3,60%
Altria Group	MO	3,50%
Merck & Co.	MRK	3,30%
Citigroup	C	3,30%
Exxon Mobil	XOM	3,20%
General Motors	GM	3,20%
E.I. DuPont de Nemours	DD	3,10%
J.P. Morgan Chase	JPM	2,70%
Honeywell International	HON	2,60%
Verizon Communications	VZ	2,60%
Home Depot	HD	2,50%
Pfizer	PFE	2,50%
General Electric	GE	2,40%
Alcoa	AA	2,30%
Microsoft	MSFT	2,00%
McDonald's	MCD	1,90%
Intel	INTC	1,90%
Walt Disney	DIS	1,70%
SBC Communications	SBC	1,70%
Hewlett-Packard	HPQ	1,50%

Tabela 26 – Composição do Ibovespa

<u>Ação</u>	<u>Tipo</u>	<u>Código</u>	<u>Part.(%)</u>
PETROBRAS	PN	PETR4	13,55%
VALE R DOCE	PNA N1	VALE5	12,02%
BRADESCO	PN EDJ N1	BBDC4	3,91%
USIMINAS	PNA EJ N1	USIM5	3,22%
VALE R DOCE	ON N1	VALE3	3,14%
ITAUBANCO	PN ED N1	ITAU4	2,92%
GERDAU	PN N1	GGBR4	2,59%
UNIBANCO	UNT EJ N1	UBBR11	2,59%
SID NACIONAL	ON EDJ	CSNA3	2,47%
PETROBRAS	ON	PETR3	2,45%
ITAUSA	PN N1	ITSA4	2,36%
ALL AMER LAT	UNT N2	ALLL11	1,99%
BRASIL	ON EJ NM	BBAS3	1,89%
TELEMAR	PN EJ	TNLP4	1,78%
NET	PN N2	NETC4	1,77%
CEMIG	PN N1	CMIG4	1,76%
GOL	PN EDJ N2	GOLL4	1,57%
COSAN	ON NM	CSAN3	1,53%
BRADESCPAR	PN N1	BRAP4	1,52%
TAM S/A	PN N2	TAMM4	1,47%
CYRELA REALT	ON NM	CYRE3	1,30%
AMBEV	PN	AMBV4	1,26%
CESP	PNB N1	CESP6	1,25%
B2W VAREJO	ON NM	BTOW3	1,24%
NATURA	ON NM	NATU3	1,19%
ELETROBRAS	PNB N1	ELET6	1,19%
TIM PART S/A	PN	TCSL4	1,17%
BRASKEM	PNA N1	BRKM5	1,12%
PERDIGAO S/A	ON EJ NM	PRGA3	1,12%
LOJAS RENNER	ON EJ NM	LREN3	1,12%
ELETROBRAS	ON N1	ELET3	1,05%
CCR RODOVIAS	ON NM	CCRO3	1,01%
VIVO	PN	VIVO4	1,00%
SADIA S/A	PN N1	SDIA4	0,97%
ARACRUZ	PNB EJ N1	ARCZ6	0,95%
COPEL	PNB	CPL6	0,93%
EMBRAER	ON EJ NM	EMBR3	0,89%
GAFISA	ON NM	GFA3	0,89%
LOJAS AMERIC	PN	LAME4	0,88%
GERDAU MET	PN N1	GOAU4	0,88%
ELETROPAULO	PNB* EJ N2	ELPL6	0,86%
BRASIL TELEC	PN EJ N1	BRTO4	0,84%
CPFL ENERGIA	ON NM	CPFE3	0,82%
TELEMAR	ON EJ	TNLP3	0,80%
DURATEX	PN N1	DURA4	0,78%
P.ACUCAR-CBD	PN N1	PCAR4	0,77%
V C P	PN EJ N1	VCPA4	0,76%
BRASIL T PAR	PN EJ N1	BRTP4	0,68%
SABESP	ON NM	SBSP3	0,61%
KLABIN S/A	PN N1	KLBN4	0,58%
NOSSA CAIXA	ON EDJ NM	BNCA3	0,57%
SOUZA CRUZ	ON EJ	CRUZ3	0,54%
TIM PART S/A	ON	TCSL3	0,46%
LIGHT S/A	ON NM	LIGT3	0,39%
TRAN PAULIST	PN N1	TRPL4	0,38%
BRASIL T PAR	ON EJ N1	BRTP3	0,36%
TELEMAR N L	PNA EJ	TMAR5	0,30%
TELESP	PN EJ	TLPP4	0,30%
IPIRANGA PET	PN	PTIP4	0,27%
CELESC	PNB EJ N2	CLSC6	0,26%
TELEMIG PART	PN	TMCP4	0,24%
COMGAS	PNA	CGAS5	0,23%
AM INOX BR	PN EJ	ACES4	0,15%
CYRE COM-CCP	ON NM	CCPR3	0,13%