

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**RELAÇÃO ENTRE AS DEZ PRINCIPAIS BOLSAS DE
VALORES DO MUNDO E SUAS CO-INTEGRAÇÕES**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Laion Wolff

Santa Maria, RS, Brasil

2011

RELAÇÃO ENTRE AS DEZ PRINCIPAIS BOLSAS DE VALORES DO MUNDO E SUAS CO-INTEGRAÇÕES

Laion Wolff

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Área de Concentração em Gerência da Produção, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para a obtenção do grau de **Mestre em Engenharia de Produção**

Orientador: Prof. Dr. Adriano Mendonça Souza

Santa Maria, RS, Brasil

2011

W853r Wolff, Laion
Relação entre as dez principais bolsas de valores do mundo e suas co-integrações / por Laion Wolff. – 2011.
117 f. ; il. ; 30 cm

Orientador: Adriano Mendonça Souza
Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Santa Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, RS, 2011

1. Mercados emergentes 2. Índices de bolsas de valores 3. Função impulso resposta 4. Variância do erro de previsão I. Souza, Adriano Mendonça
II. Título.

CDU 336.76

Ficha catalográfica elaborada por Cláudia Terezinha Branco Gallotti – CRB 10/1109
Biblioteca Central UFSM

© 2011

Todos os direitos autorais reservados a Laion Wolff. A reprodução de partes ou do todo deste trabalho só poderá ser feita com autorização por escrito do autor.
Endereço: Rua Venâncio Aires, n. 2425, Bairro Passo D'areia, Santa Maria, RS.
CEP: 97010-005
Fone (0xx)55 30262657; E-mail: laion_london@hotmail.com

**Universidade Federal de Santa Maria
Centro de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção**

A Comissão Examinadora, abaixo assinada,
aprova a Dissertação de Mestrado

**RELAÇÃO ENTRE AS DEZ PRINCIPAIS BOLSAS DE VALORES DO
MUNDO E SUAS CO-INTEGRAÇÕES**

elaborada por
Laion Wolff

como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Engenharia de Produção

COMISSÃO EXAMINADORA:

Adriano Mendonça Souza, Dr.
(Presidente/Orientador)

Roselaine Ruviaro Zanini, Dra. (UFSM)

Denis Rabenschlag, Dr. (UFSM)

Santa Maria, 9 de agosto de 2011

Sou feliz e agradeço
por tudo que Deus me deu!

(Serginho Meriti)

AGRADECIMENTOS

A Deus, fonte inesgotável de misericórdia, por me dar força para não desistir jamais e lucidez para enfrentar as dificuldades.

Aos meus pais, Carlos Gilberto e Rosa Maria, a minha tia Sebila, aos meus irmãos Cairale e Tiana que sempre me deram força, apoio e pela ajuda concedida.

A meu avô João Salaib, que infelizmente não está mais entre nós, mas tenho certeza que este momento seria de grande orgulho para ele, pois esse sempre foi o sonho que acalentou para seus netos.

Ao Prof. Dr. Adriano Mendonça Souza, pela orientação e disponibilidade dispensada a este trabalho.

Aos professores do PPGEF – UFSM e aos colegas, pelo companheirismo e aprendizado em equipe.

À Universidade Federal de Santa Maria, pela excelência em ensino e pela competência de seus profissionais.

Ao Departamento de Estatística, pela oportunidade de crescimento intelectual e profissional.

À banca examinadora, pela contribuição e sugestões dadas à esta pesquisa;

À Capes pela bolsa de iniciação científica;

Por fim, a todas as pessoas que participaram e participam de minha vida, contribuindo para que eu seja um homem melhor.

RESUMO

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção
Universidade Federal de Santa Maria, RS, Brasil

RELAÇÃO ENTRE AS DEZ PRINCIPAIS BOLSAS DE VALORES DO MUNDO E SUAS CO-INTEGRAÇÕES

AUTOR: LAION WOLFF

ORIENTADOR: DR. ADRIANO MENDONÇA

Data e Local da Defesa: Santa Maria, 9 de agosto de 2011.

A internacionalização somada à abertura dos mercados financeiros transformou as economias antes fechadas em economias abertas, provocou um intercâmbio entre as economias mundiais por meio das bolsas de valores. O objetivo deste estudo é examinar a relação entre os dez principais índices econômicos do mundo, sendo eles: Nova York (DJIA, S&P500 e Nasdaq), Tóquio (Nikkei 225), Londres (FSTE 100), São Paulo (IBOV), Shanghai (SSE180), Paris (CAC), Frankfurt (DAX-30) e Buenos Aires (Merval), por meio da análise de co-integrações para demonstrar o comportamento desses índices e seus equilíbrios no período de janeiro de 2010 a março de 2011. Para investigar e verificar o comportamento em longo prazo, foi utilizado o modelo de correção de erros e teste de impulso-resposta baseado na decomposição de Cholesky. Os resultados deste estudo mostram que existe equilíbrio em longo prazo entre os índices do mercado de ações. Os mercados americano, argentino e inglês mostraram forte influência sobre os demais mercados. Com esta pesquisa, verifica-se que existe uma relação entre os mercados de ações estudados, confirmando que a economia de um país influencia as demais. A contribuição deste estudo é verificar a assertiva das discussões atuais sobre a dependência das economias mundiais com as negociações por meio da bolsa de valores.

Palavras-chave: Mercados emergentes e desenvolvidos; Índices de bolsas de valores; Função impulso resposta; Decomposição da variância do erro de previsão.

ABSTRACT

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção
Universidade Federal de Santa Maria, RS, Brasil

RELATION AMONG THE TOP TEN STOCK MARKETS IN THE WORLD AND THEIR CO-INTEGRATIONS

AUTHOR: LAION WOLFF

ADVISER: DR. ADRIANO MENDONÇA SOUZA
Santa Maria, 9th august, 2011.

Globalization provoked in financial markets by means stock exchanges an interchange among the markets over the world. The aim of this study was to examine the relationship of the ten major main economic index of the world represented in New York (DJIA, S&P500 e Nasdaq), Tokyo (NIKKEI 225), London (FSTE 100), São Paulo (IBOV), Shanghai (SSE180), Paris (CAC-40), Frankfurt (DAX-30) and Buenos Aires (Merval) and looking for its co-integration, to demonstrate the behavior of these indexes and the long run equilibrium, from January of 2010 to March of 2011. To investigate the equilibrium and the long rum behavior the error correction model was used jointly with co-integration test and impulse response based on Cholesky decomposition. The results of this study show that the index of stock markets has long term equilibrium, and American markets, Argentina and English showed a strong influence over other markets. With this research we can infer that a relationship exists between the stock markets under study, confirming that the economy in a country can influence the others. In this sense, the contribution of this study, given this range of discussions involving the interconnection of economies with respect to trades made on the stock exchanges, was to show the relationships and influences in the world.

Key-words: Emerging and developed markets; Stock exchanges indices; Granger causality test; Impulse response functions; Forecast error variance decompositions.

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – País, cidade, nome do índice e códigos dos dez índices	53
---	----

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 –	Gráfico da série histórica do índice <i>Dow Jones Industrial Average</i>	28
Figura 2 –	Gráfico da série histórica do índice <i>Standard & Poor's 500</i>	29
Figura 3 –	Gráfico da série histórica do <i>Nasdaq Composite Index</i>	29
Figura 4 –	Gráfico da série histórica do índice <i>Financial Times – Stock Exchange Index</i>	30
Figura 5 –	Gráfico da série histórica do índice <i>Cotation Assistée en Continu (CAC40)</i>	31
Figura 6 –	Gráfico da série histórica do índice <i>Deutscher Aktien Index (DAX30)</i>	31
Figura 7 –	Gráfico da série histórica do índice <i>Nikkei Stock Average (Nikkei-225)</i>	32
Figura 8 –	Gráfico da série histórica do índice <i>Shanghai Stock Exchange (SSE180)</i>	33
Figura 9 –	Gráfico da série histórica do índice <i>Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa)</i>	34
Figura 10 –	Gráfico da série histórica do índice <i>Mercado de Valores de Buenos Aires (Merval)</i>	34
Figura 11 –	Fluxograma modelo VAR com correção de erro	56
Figura 12 –	Causalidade de Granger para séries dos índices <i>CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, MERVAL, NASDAQ, NIKKEI, S&P e SSE</i>	66
Figura 13 –	Gráfico da função impulso-resposta do índice <i>Dow Jones Industrial Average (DJIA)</i> o mais endógeno, para si próprio e para as demais exógenas.....	71
Figura 14 –	Gráficos da função impulso-resposta do índice <i>Financial Times Stock Exchange (FTSE-100)</i> o segundo mais endógeno.....	73
Figura 15 –	Gráficos da função impulso-resposta do índice <i>Mercado de Valores de Buenos Aires (Merval)</i> o terceiro mais endógeno, sobre os demais índices do estudo.....	75
Figura 16 –	Gráficos da função impulso-resposta do índice <i>Bovespa</i> , o quarto mais endógeno sobre os demais índices	77
Figura 17 –	Gráficos da função impulso-resposta do índice <i>Deutscher Aktien Index (DAX-30)</i> , o quinto mais endógeno sobre os demais índices...	79

Figura 18 – Gráficos da função impulso-resposta do índice <i>Standard & Poor 500 (S&P500)</i> , o sexto mais endógeno sobre os demais índices	81
Figura 19 – Gráficos da função impulso-resposta do índice <i>Cotation Assistée en Continu (CAC-40)</i> , o sétimo mais endógeno sobre os demais índices	83
Figura 20 – Gráficos da função impulso-resposta do índice <i>Nikkei Stock Average (Nikkei-225)</i> , o oitavo mais endógeno sobre os demais índices	85
Figura 21 – Gráficos da função impulso-resposta do índice <i>Nasdaq Index Composite (Nasdaq)</i> , o nono mais endógeno e segundo mais exógeno sobre os demais índices	87
Figura 22 – Gráficos da função impulso-resposta do índice <i>Shanghai Stock Exchange (SSE-180)</i> , o mais exógeno o décimo mais endógeno sobre os demais índices	89

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Teste de Augmented Dickey-Fuller (ADF) para séries dos índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P e SSE em nível e com a primeira diferença	60
Tabela 2 –	Teste de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) para séries dos índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P, SSE em nível e com a primeira diferença	61
Tabela 3 –	Estatística do teste traço para séries dos índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P, SSE.....	62
Tabela 4 –	Estatística do teste traço para séries dos índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P, SSE.....	63
Tabela 5 –	Estatística do teste máximo autovalor para séries dos índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P e SSE.	64
Tabela 6 –	Causalidade de Granger para séries dos índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P e SSE.....	65
Tabela 7 –	Testes de <i>Granger Causality/Block Exogeneity Wald</i>	68
Tabela 8 –	Ordenação mais exógena para a mais endógena segundo o teste de Granger <i>Causality/Block Exogeneity Wald</i>	69
Tabela 9 –	Decomposição da variância no erro de previsão do modelo VAR segundo a ordenação de exogenidade	92

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AIC	– Akaike information criterion;
ADF	– <i>Augmented Dickey-Fuller</i> ;
ADR	– <i>American Depositary Receipt</i> ;
CAC	– CAC-40 - <i>Cotation Assistée en Continu</i> ;
DAX	– DAX-30- <i>Deutscher Aktien Index</i> ;
DJIA	– <i>Dow Jones Industrial Average</i> ;
Dr	– Doutor;
Dra	– Doutora;
FTSE - FTSE-100	– <i>Financial Times Stock Exchange</i> ;
GDR	– <i>Global Depositary Receipt</i> ;
H_0	– Hipótese Nula;
H_1	– Hipótese Alternativa;
IBOV	– Índice Bovespa – Índice da bolsa de Valores de São Paulo;
I(0)	– Sem diferenciação na série;
I(1)	– Com uma diferenciação na série;
KPSS	– Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin;
Lag	– Defasagens;
LogL	– <i>Log Likelihood</i> ;
Merval	– Mercado de Valores de Buenos Aires;
Nasdaq	– <i>National Association of Securities Dealers Automated Quotation System</i> ;
Nikkei	– Nikkei-225 - <i>Nikkei Stock Average</i> ;
NYSE	– <i>New York Stock Exchange</i> ;
SBC	– <i>Schwarz information criterion</i> ;
S&P	– S&P500 - <i>Standard & Poor 500</i> ;
SSE	– SSE-180 - <i>Shanghai Stock Exchange</i> ;
VAR	– Vetores autorregressivos;
VEC	– Vetores de correção de erros.

LISTA DE ANEXOS

Anexo 1 – Saída do software E-VIWS 7, Causalidade de Granger.....	107
Anexo 2 – Saída do software E-VIWS 7, Vetor Erro Correction Estimates	110
Anexo 3 – Saída do software E-VIWS 7, Equações.....	115

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	17
1.1 Tema da pesquisa	19
1.2 Justificativa e importância do trabalho	19
1.3 Objetivos	20
1.3.1 Objetivo geral	20
1.3.2 Objetivos específicos.....	20
1.4 Delimitação do tema	20
1.5 Estrutura do trabalho.....	21
2 REFERENCIAL TEÓRICO	23
2.1 Interligação entre as economias.....	23
2.2 Transmissão, contágio e inter-relação entre economias.....	24
2.3 Relações de equilíbrio de longo prazo	25
2.4 Histórico dos índices	27
2.5 Modelos estatísticos para séries de tempo	35
2.5.1 Modelo de vetores autorregressivos (VAR).....	35
2.5.2 Critério penalizadores.....	36
2.5.3 Teste para verificar a raiz unitária	37
2.5.4 Co-integração.....	39
2.5.4.1 Testes de co-integração	41
2.5.5 Teste de Granger Causality/Block Exogeneity Wald	42
2.5.6 Modelo de Correção de Erros (VECM).....	43
2.5.7 Causalidade de Granger	45
2.5.8 Impulso-resposta.....	47
2.5.9 Síntese do capítulo.....	52
3 METODOLOGIA	53
3.1 Síntese do capítulo	57
4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS	59
4.1 Raiz unitária.....	59
4.2 Seleção do Modelo autor-regressivo VAR	61
4.3 Co-integração	62
4.5 Modelo de Correção de Erros (VEC).....	66
4.6 Testes de Granger Causality/Block Exogeneity Wald.....	67
4.7 Função impulso-resposta.....	70
4.8 Decomposição da variância no erro de previsão no modelo VAR	91
4.9 Síntese do capítulo	94
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	95
REFERÊNCIAS	99
ANEXOS	107

1 INTRODUÇÃO

Com a falência do bloco socialista e o conseqüente fim da guerra fria, consolidou-se a abertura comercial e a livre circulação de capitais e serviços em escala mundial. As disputas acirradas no âmbito do mercado global entre empresas e países favoreceram a formação de blocos econômicos numa "guerra" de mercado, em que os parceiros estabelecem relações econômicas privilegiadas. Em conseqüência desse avanço nas fronteiras financeira, inúmeras são as oportunidades de novos investimentos e de novos negócios.

Dessa forma, as economias capitalistas passaram a sofrer um rápido e intenso processo de internacionalização com a redução dos custos de transportes e com o desenvolvimento de tecnologias de comunicações e informática. Esse fenômeno ficou popularmente conhecido como globalização, termo originário do mundo jornalístico.

A globalização, somada à abertura dos mercados, transformou as economias antes fechadas em economias abertas, isto é, o que acontece em Tóquio, Shangai, Londres, Frankfurt ou França pode influenciar no mesmo dia os mercados de Nova York, São Paulo e Buenos Aires.

Mercados abertos permitem que ações de empresas sejam negociadas em vários países, formando com isso um encadeamento. Podem-se citar as ADR (*American Depositary Receipt*) ou GDR (*Global Depositary Receipt*), que são papéis emitidos e negociados no mercado exterior (ADR só nos EUA) com lastro de ações de outros países (FORTUNA, 1999).

Para Pereira, Costa Júnior e Dantas (2002), com a globalização dos mercados e com a incorporação das informações econômicas instantâneas, os fenômenos são captados permanentemente pelos países, influenciando seu comportamento e sendo influenciado por eles.

Segundo Lamounier e Nogueira (2007), "a intensificação da interação econômica entre os países, sobretudo na última década, vem proporcionando uma expansão das oportunidades". Tendo em vista as recentes quedas das restrições ao capital internacional (que assim se movimenta com maior liberdade) e o crescente processo de intensificação das relações de trocas comerciais e de serviços entre os

diversos países, os investidores começaram a perceber a possibilidade de expandir seus negócios para além de suas fronteiras domésticas, ampliando o seu horizonte até mesmo para bolsas de valores de países emergentes (LAMOUNIER; NOGUEIRA, 2007).

A bolsa de valores é o mercado organizado onde são negociadas ações de empresas de capital aberto (públicas ou privadas) e outros instrumentos financeiros (ASSAF NETO, 2001). Seus movimentos são captados por meio de índices, que englobam o valor médio em moeda corrente de determinado grupo de ações, consideradas mais representativas no movimento total do mercado ou de empresas atuantes em determinados setores da economia.

Segundo Fontes (2006), os índices de mercado servem como referência para análise do comportamento dos preços de determinadas ações, as quais obedecem, em linha geral, a movimentação de mercado, que são fielmente retratadas pelos índices.

Para Sanvicente & Leite (1995), os índices prestam-se como fiéis termômetros das expectativas sentidas pelos investidores em relação ao futuro desempenho da economia. São elas verdadeiras régua para a avaliação quantificada das alterações subjetivas do ânimo dos investidores, e as intensidades das flutuações funcionam como parâmetro indispensável para a análise do risco.

Para que possa efetivamente ser utilizado como instrumento de avaliação de desempenho de um mercado ou de uma bolsa, um índice deve ser composto por uma suposta carteira de ativos, que representa de forma mais eficiente possível o comportamento do mercado. O critério de seleção das carteiras dos índices faz com que o desempenho dos diferentes índices não seja o mesmo, ainda que eles sejam representativos da mesma bolsa (FONTES, 2006).

Esse critério de seleção e o tipo de metodologia utilizada para a formação das carteiras são, portanto, os fatores que levam à personalização dos índices e impõem a necessidade de constantes revisões das carteiras de índices a fim de isolar os ativos que tenham frequência mínima nos pregões e números mínimos de negócios.

Muitos são os estudos que procuram analisar o grau de associação entre os mercados de diversos países. Nesse sentido, este trabalho analisa as variações de dez índices de bolsas de valores de diferentes continentes. A avaliação é feita a partir de um conjunto de testes econométricos, com base nos desenvolvimentos de séries temporais, vetores autorregressivos (VAR) e vetores de correção de erros

(VEC). Por meio da análise das funções impulso-resposta, serão avaliados os efeitos de um índice sobre outro índice, a relação direcional de causalidade entre os índices, a decomposição da variância do erro de previsão, que apresenta o poder explicativo dos fatores considerados em relação aos índices, e os impactos entre os índices internacionais. Os ensaios serão feitos para o período entre janeiro de 2010 e março de 2011.

Dentre os dez principais índices mundiais estudados, estão representados por cinco países desenvolvidos e três países chamados emergentes, sendo eles: *Dow Jones Industrial Average (DJIA)*, *Nasdaq Index Composite (Nasdaq)*, *Standard & Poor 500 (S&P500)*, *Financial Times Stock Exchange (FTSE-100)*, *Nikkei Stock Average (Nikkei-225)*, *Cotation Assistée en Continu (CAC-40)*, *Deutscher Aktien Index (DAX-30)*, *Índice Bovespa (IBOV)*, Mercado de Valores de Buenos Aires (Merval) e *Shanghai Stock Exchange (SSE-180)*.

A interligação dos mercados internacionais e a dependência econômica entre eles serviram de motivação para a realização deste trabalho.

1.1 Tema da pesquisa

Esta versa sobre modelos econométricos que possibilitam a análise das relações de curto e longo prazo das variáveis econômicas.

1.2 Justificativa e importância do trabalho

A importância da pesquisa está no fato de ser possível verificar as variações dos índices e analisá-los. O estudo tem duas implicações econômicas básicas: a primeira relacionada à geração de evidências sobre a transmissão, contágio e comportamento dos investidores. A segunda, ao questionamento da efetividade de diversificação das aplicações em diversos países da amostra selecionada, que inclui os principais índices dos Estados Unidos, Europa, Ásia e América Latina. Dessa

forma, a motivação do estudo reside em evidenciar a existência de relação de equilíbrio em longo prazo entre os índices de bolsas de valores internacional.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo geral

Tem-se como objetivo geral examinar a relação e medir os impactos causados pelas alterações em dez índices das bolsas de valores mundiais, bem como medir a interdependência das economias mundiais.

1.3.2 Objetivos específicos

Analisar o comportamento de longo prazo desses dez índices, empregando a metodologia de modelos de correção de erros, em que se busca verificar a existência de co-integração entre eles.

Verificar o comportamento uniforme entre as séries no longo prazo.

Utilizar-se-á, também a análise de impulso e resposta, com o intuito de se verificar os impactos causados nas variáveis mais endógenas a partir de choques promovidos nos índices internacionais.

1.4 Delimitação do tema

Esta pesquisa está delimitada pelos dez principais índices de bolsas de valores mundiais, considerados os de maior relevância na economia mundial. Portanto, os demais índices e suas inter-relações não serão analisados.

Assim como o estudo de Chen, Firth e Meng (2002), a análise é feita por meio

de índices de preço dos ativos do mercado de renda variável de cada país. Na tentativa de minimizar problemas de comparação entre os índices de bolsa (devido à sua composição), o presente estudo analisa somente a variação das séries dos dez mais importantes índices em nível mundial, mesclando países desenvolvidos com países emergentes. Em relação às técnicas utilizadas, busca-se apenas estudar o comportamento de curto e longo prazo das variáveis, sem se preocupar em realizar previsões.

Outro aspecto limitante da pesquisa é o período de análise das variáveis, que vai de janeiro de 2010 até março de 2011, como observações diárias, somando 297 observações.

1.5 Estrutura do trabalho

Esta pesquisa foi estruturada em cinco capítulos. O primeiro traz a introdução, o tema da pesquisa, a justificativa e a importância do trabalho, o objetivo geral e os específicos, a delimitação do tema e a estrutura do trabalho.

No capítulo dois, encontra-se a revisão de literatura, em que se apresenta uma revisão de alguns conceitos sobre globalização, transmissão, contágio, inter-relação entre economias, relação de equilíbrio em longo prazo, contextualização, histórico e movimentação histórica dos índices e modelos estatísticos.

Na metodologia, no capítulo três, são apresentadas as etapas necessárias para a coleta, tabulação e modelagem das variáveis e dos dados em estudo.

Já, no capítulo quatro, são demonstrados os resultados das análises realizadas neste estudo.

As considerações finais e as sugestões constam no capítulo cinco, e, após, estão relacionadas as referências bibliográficas.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Para entendermos melhor a questão a ser estudada, iremos discorrer primeiramente sobre a interligação entre as economias, a transmissão, contágio e inter-relação entre as economias, a relação de equilíbrio de longo prazo, histórico dos índices e os modelos estatísticos para série de tempo.

2.1 Interligação entre as economias

A moderna teoria de finanças argumenta que existe potencial de ganhos pela diversificação de investimentos por meio de aplicações em ativos nos mercados externos ao mercado doméstico. Markowitz (1959) ressalta que, desde que os ativos não sejam perfeitamente correlacionados e a estrutura de correlação seja estável, é possível, a determinado nível de risco, potencializar o nível de retorno.

Com isso, os especialistas em finanças investiram consideráveis recursos no estudo da estrutura de correlação e interdependência entre preços de ações de diferentes países. Os primeiros estudos, de um modo geral, focavam na correlação entre retornos de índices de ações dos principais mercados globais.

Em seguida, os trabalhos passaram a utilizar técnicas de Vetores Autorregressivos (VAR) para evidenciar a existência de inter-relação temporal entre mercados financeiros.

A análise por meio de VAR agregou valor aos estudos de diversificação internacional, pois, de acordo com Frankel e Schmukler (1997), mesmo que os ativos não apresentem forte correlação, estes podem compartilhar um equilíbrio de longo prazo (integração) devido à presença de fatores comuns que limitam a variação independente do preço dos ativos.

King e Wadhvani (1990) evidenciaram a existência do efeito de contágio, pelo qual um erro em um mercado é transmitido aos demais mercados internacionais, fato comum durante a década de 80, ao iniciar a interligação entre os países. Kasa

(1992) evidenciou a existência de uma tendência estocástica comum entre os mercados dos EUA, Japão, Inglaterra, Alemanha e França.

Arshanapali e Doukas (1993) encontraram vetores de integração entre os mercados asiáticos e o norte-americano.

Gelos e Sahay (2000) ressaltam que o equilíbrio financeiro de longo prazo existe, especialmente, em consequência de a divisão geográfica entre mercados financeiros estar cada vez menos óbvia e pela existência de diversos fatores que podem acarretar em equilíbrio de longo prazo nos mercados financeiros internacionais, tais como: presença de fortes laços econômicos, coordenação política, inovações tecnológicas financeiras, avanço das finanças e do comércio internacional.

2.2 Transmissão, contágio e inter-relação entre economias

Transmissão e contágio entre os mercados financeiros podem ser definidos como sendo comportamento de manada (grande quantidade de pessoas agindo da mesma forma), que ocorre quando expectativas levam diversos investidores simultaneamente a sair de determinados ativos em resposta à antecipação de um choque em mercado semelhante. A teoria das expectativas autorrealizáveis se materializa quando esse comportamento leva determinados mercados ao colapso independentemente de seus fundamentos básicos.

Obstfeld (1994) introduziu o conceito de transmissão e contágio nos sistemas financeiros ao estudar os ajustamentos abruptos causados na taxa de câmbio como consequência de choques no mercado financeiro de outras economias. Sendo assim, bastaria que os agentes deixassem de ter expectativas positivas sobre a sustentabilidade dos fundamentos para que uma crise se desencadeasse, “os fundamentos econômicos não poderiam explicar uma crise financeira, mas sim o sentimento que se propaga entre os tomadores de decisão”.

Calvo e Mendoza (1997) procuram justificar a inter-relação entre os mercados de capitais ao grande número de ativos e oportunidades de diversificação internacional e atribuem a existência de contágio entre mercados financeiros a duas causas. Na medida em que oportunidades de diversificação aumentam, o impacto de

notícias não esperadas na alocação de investimentos em um determinado ativo aumenta de forma significativa. Se as informações (r) sobre o retorno de determinado ativo pode ser adquirida com um custo, o benefício de saber (r) se reduz na medida em que as oportunidades de diversificação aumentem.

Wolf (2000) relaciona as correlações entre as rentabilidades das ações com um conjunto alargado de variáveis econômicas e financeiras que medem a similitude relativa de cada par de países a que a correlação diz respeito e conclui que as estruturas econômicas, particularmente as relações comerciais, se apresentam como o principal fator explicativo do contágio internacional.

Já os autores Frankel e Schmukler (1997) salientam que a inter-relação entre os mercados pode ser consequência tanto de elevada correlação entre os fundamentos domésticos de cada economia, como também da existência de fundamentos econômicos externos compartilhados, como o preço mundial das *commodities*.

2.3 Relações de equilíbrio de longo prazo

Kanas (1998) não encontrou relações de equilíbrio de longo prazo entre o mercado de ações dos Estados Unidos e os mercados do Reino Unido, Alemanha, França, Suíça, Itália e Países Baixos. Já Gerrits e Yuce (1999) encontraram evidências de que não apenas existiam relações de co-integração entre esses mercados, como também entre os países baixos e os Estados Unidos.

Pagan e Soydemir (2000) encontraram evidências de que o mercado dos Estados Unidos influencia fortemente os mercados latino-americanos, sendo que as respostas não são homogêneas entre os países. Os efeitos de choques no preço de ações dos EUA foram mais pronunciados no México. Além disso, o estudo confirmou que os mercados da Argentina e do Chile foram mais afetados a choques provenientes do mercado brasileiro do que do mercado mexicano. Os autores atribuem os resultados às relações comerciais entre Estados Unidos e México, e entre Argentina, Chile e Brasil.

Tabak e Lima (2002) analisaram os índices das bolsas de ações da Argentina, Brasil, Chile, Colômbia, Peru, México, Venezuela e Estados Unidos no período

compreendido entre janeiro de 1995 e março de 2001. Embora não tenham encontrado evidências sobre a existência de relações de co-integração entre os mercados acionários analisados, os autores demonstraram que choques na variação do mercado norte-americano afetam os mercados latino-americanos.

O estudo de Chan, Gup e Pan (1992) utilizou análise de raiz unitária e testes de co-integração entre os mercados de ações dos países desenvolvidos entre o período de 1962 a 1992. O estudo encontrou a existência de poucos vetores de co-integração significantes. Todavia, evidenciou que, ao se utilizar a amostra restrita ao período pós-choque de outubro de 1987, o número de vetores de co-integração aumentava. Os autores concluem que o aumento de relações de longo prazo está relacionado ao efeito de contágio de choques de volatilidade em mercados financeiros. Além disso, o estudo constatou que a mudança no comportamento dos mercados era temporária, sendo que choques domésticos eram totalmente dissipados em poucas semanas, enquanto choques globais demoravam cerca de 24 semanas até os ativos retomarem ao equilíbrio de longo prazo.

Mauá (2008) ressalta que, durante o período abrangido entre o segundo semestre de 2007 e o primeiro semestre de 2008, as economias emergentes conseguiram mostrar um desempenho relativamente robusto, ao mesmo tempo em que EUA e Europa assistiam a uma contínua e gradual desaceleração econômica em resposta à crise financeira deflagrada em meados de 2007. No entanto, segundo o estudo, a crise financeira se agravou, fazendo com que o período de separação das economias emergentes terminasse. As economias emergentes começaram a mostrar sinais de perda de dinamismo, tanto por efeitos da redução do comércio mundial como por efeitos da redução do fluxo de capitais. Nesse contexto o presente trabalho analisa a inter-relação temporal entre séries dos índices dos Estados Unidos, da Europa, da Ásia e da América Latina.

Para estudar a inter-relação entre os mercados, o trabalho buscou evidências da existência de equilíbrio de longo prazo, da causalidade de curto prazo e do efeito do contágio entre choques nas séries.

2.4 Histórico dos índices

A fim de se entender a relação existente entre os mercados de capitais ao redor do mundo e, mais especificamente, a explicação das variações dos índices cotados nas bolsas de valores, deve-se primeiramente fazer um breve retrospecto de como o mercado de ações nasceu e se desenvolveu no mundo.

Não há uma data específica ou definição histórica clara para se nomear a primeira bolsa de valores. Segundo Toledo Filho (2006), a negociação com títulos públicos, negociados com mercadorias e moedas, teve seu início na cidade de Anvers, na Bélgica. A palavra “bolsa” originou-se na cidade lacustre de Bruges, capital de Flandres, também situada na Bélgica. Conforme Pinheiro (2006), eram realizadas assembleias de comerciantes na casa de Van der Burse, em cuja fachada existia um escudo com três bolsas, brasão do proprietário, simbolizando honradez e mérito por sua atuação na área mercantil.

A primeira bolsa de caráter internacional surgiu em 1531, em Amberes. Posteriormente, foram criadas as bolsas de Londres (1554), Paris (1724) e New York (1792). Conforme Pinheiro (2006), a partir do século XIX, as bolsas restringiram sua atuação aos mercados de capitais (títulos e valores mobiliários) e, à medida que surgiram os mercados de títulos representativos de mercadorias (*commodities*), foram criados locais específicos para sua negociação (bolsas de mercadorias). Ao se chegar à década de 90, as bolsas de valores tornaram-se o símbolo do capitalismo e uma representação instantânea da situação socioeconômica de seus respectivos países.

Dos índices selecionados para o estudo, segundo Pinheiro (2006), três fazem parte da Bolsa de Nova York, e a *New York Stock Exchange* é uma instituição privada constituída por ações e integrada por um número limitado de acionistas que são membros da instituição.

O primeiro índice a ser estudado, presente na NYSE, é o *Dow Jones Industrial Average* (DJIA), situado em Nova York é o principal índice americano e também mundial. Criado em 1896, é o mais antigo índice conhecido de ações. Conforme Assafi Neto (1999), ele é composto por uma carteira de 30 ações industriais, e as alterações na composição da carteira não seguem, normalmente, critérios técnicos pré-estabelecidos, ficando a critério de variáveis subjetivas de seus

responsáveis. O primeiro índice de ações foi calculado por *Charles Henry Dow & Co.*, que fez uma lista de 11 ações, incluindo nove estradas de ferro e duas indústrias. Ele somou as cotações de fechamentos dessas 11 ações, dividiu o total por 11 e produziu uma média do mercado acionário, que foi publicada pela primeira vez em 3 de julho de 1884 no *Customer's Afternoon Letter*. *Charles Henry Dow* não poderia imaginar que aquela desprezível média por ele calculada se tornaria, um dia, parte da linguagem das finanças americanas (SANVICENTE & LEITE, 1995).

Na Figura 1 pode-se observar a movimentação histórica do índice *Dow Jones Industrial Average* nos últimos 10 anos, pode-se ter um primeiro contato visual e analisar os comportamentos do índice.



Figura 1 – Gráfico da série histórica do índice *Dow Jones Industrial Average*.

O índice S&P 500 (*Standard & Poor's 500*) foi criado pela empresa *Standard & Poor's Financial Services LLC* em 1957. É um índice ponderado de valor de mercado. De acordo com Pinheiro (2006), o índice conta com as 500 ações mais representativas da NYSE (*New York Stock Exchange*), sendo 400 industriais, 40 financeiras, 40 de utilidades e 20 de transporte, qualificadas devido ao seu tamanho no mercado, liquidez e representatividade no grupo industrial. Em 1968, o Departamento de Comércio dos Estados Unidos escolheu o S&P 500 como um dos índices a serem acompanhados, tornando-o assim referência do desempenho da economia norte-americana. Segundo Gaio e Rolim (2007), esse índice conta com uma amostragem mais ampla que o índice Dow Jones, reproduzindo melhor as condições de mercado.

Na Figura 2 pode-se observar a movimentação histórica do índice S&P 500 *Standard & Poor's 500* nos últimos 10 anos.



Figura 2 – Gráfico da série histórica do índice *Standard & Poor's 500*.

O terceiro índice norte-americano a ser analisado é o *National Association of Securities Dealers Automated Quotation System Composite Index* (Sistema Eletrônico de Cotação da Associação Nacional de Intermediários de Valores). A Nasdaq possui um sistema computadorizado de negociação e divulgação de cotações de ações de mais de 5.000 empresas, com sede em Nova York. Está em atividade desde os anos 1970 e concentra suas operações em ações de empresas de alta tecnologia. A Nasdaq reúne gigantes como Microsoft, Oracle, Intel e companhias de menor porte, negociadas em dois mercados: *Nasdaq National Market (NNM)* e *SmallCap Market*. O *Nasdaq Composite Index* mede todas as ações domésticas e não domésticas listadas no *Nasdaq Stock Market*. Atualmente, o índice inclui mais de 3000 companhias, número maior que a maioria dos outros índices de mercado de ações (BOVESPA, 2011).

Na Figura 3 pode-se observar a movimentação histórica do índice *Nasdaq Composite Index* nos últimos 10 anos.



Figura 3 – Gráfico da série histórica do *Nasdaq Composite Index*.

Na Europa, tem-se a Bolsa de Londres com 2699 empresas listadas, totalizando o valor de mercado de 2,8 trilhões de dólares americanos. Um de seus

principais índices é o *Financial Times – Stock Exchange* (FT-SE 100), que foi desenvolvido conjuntamente pelo *Financial Times* e pela Bolsa de Valores de Londres e lançado em 3 de janeiro de 1984. Apelidado de *Footsie*, o índice tem sua base (1000) correspondente a uma carteira de 100 ações de maior capitalização entre as ações registradas nessa bolsa. A metodologia do FT-SE 100 adota o sistema de ponderação por valor de mercado das empresas emissoras.

Na Figura 4 pode-se observar a movimentação histórica do índice *Financial Times – Stock Exchange Index* nos últimos 10 anos.



Figura 4 – Gráfico da série histórica do índice *Financial Times – Stock Exchange Index*.

Na Europa ainda tem-se a *Cotation Assistée en Continu* CAC 40, que é uma referência francesa ao índice do mercado de ações. O índice representa uma medida de capitalização ponderada dos 40 valores mais significativos entre as 100 maiores listadas de mercado na Bolsa de Paris (*Euronext Paris*). O CAC-40 tem o seu nome a partir da Bolsa de Paris, automação do sistema de cotação *Assistée en Continu* (Assistido Contínuo), e o seu valor base de 1000 foi fixado em 31 de dezembro de 1987. Em comum com muitas ações principais de mercados do mundo, o seu ponto mais alto até a data.

Na Figura 5 pode-se observar a movimentação histórica do índice *Cotation Assistée en Continu* (CAC 40) nos últimos 10 anos.



Figura 5 – Gráfico da série histórica do índice *Cotation Assistée en Continu* (CAC40).

O último índice da Europa, em estudo, é o DAX 30 *Deutscher Aktien-Index* (índice da bolsa alemã), composto pelas 30 principais empresas da Alemanha em termos de volume e capitalização de negócios, localizada na Bolsa de Frankfurt. Os preços são tomados a partir do sistema de negociação eletrônica *Xetra Deutsche Börse Prime Standard*. De acordo com a *Deutsche Börse*, o operador da *Xetra*, DAX mede o desempenho do *Prime Standard floor trading*, e seu é um indicador alemão de referência do índice de desempenho após o sistema de comércio eletrônico *Xetra*. A data-base para o DAX foi 30 de dezembro de 1987, iniciando a partir de um valor base de 1000. O sistema calcula o índice *Xetra*, a cada 1 segundo, desde 01 de janeiro de 2006.

Na Figura 6 pode-se observar a movimentação histórica do índice *Deutscher Aktien Index* (DAX 30) nos últimos 10 anos.



Figura 6 – Gráfico da série histórica do índice *Deutscher Aktien Index* (DAX 30).

Partindo para o continente asiático, mais especificamente para o Japão, tem-se o índice *Nikkei Stock Average* (*Nikkei-225*). Esse indicador é o mais tradicional do

mercado de ações japonês. Refere-se às flutuações das cotações de uma carteira formada por 225 ações cotadas na Bolsa de Valores de Tóquio. O *Nikkei-225* adota a média aritmética das variações de preços das ações incorporadas pela carteira como no DJIA, mas apresenta a vantagem de ter na composição de sua carteira um número maior de ações. Teve seu início em 1949 e foi conhecido por muito tempo como *Nikkei-Dow Jones Average*, porém em 1969 a bolsa suspendeu as publicações, implementando o TOPIX (*Tóquio Price Index*), mas em 1975 o jornal *Nihon Keizai Shimbun* adquiriu os direitos para cálculo e divulgação do *Nikkei-Dow Jones Average*. Finalmente em 1985, foi rebatizado de *Nikkei Stock Average*.

Na Figura 7 pode-se observar a movimentação histórica do índice *Nikkei Stock Average* nos últimos 10 anos.



Figura 7 – Gráfico da série histórica do índice *Nikkei Stock Average* (*Nikkei-225*).

Ainda, na Ásia tem-se o principal índice Chinês, o *Shanghai Stock Exchange*, que funciona como uma instituição sem fins lucrativos, administrada pelo *China Securities Regulatory Commission*. A Bolsa de Valores de Xangai, ou *Shanghai Stock Exchange* (SSE), foi fundada em 26 de novembro de 1990, entrando em operação em 19 de dezembro do mesmo ano e representa o valor de 180 ações negociadas na SSE.

Na Figura 8 pode-se observar a movimentação histórica do índice *Shanghai Stock Exchange* (SSE180) nos últimos 10 anos.



Figura 8 – Gráfico da série histórica do índice *Shanghai Stock Exchange* (SSE180).

Por fim, o mercado latino-americano possui como destaque o índice Bovespa, principal indicador da Bolsa de Valores de São Paulo. Atualmente, a Bovespa é o maior centro de negociação com ações da América Latina, destaque que culminou com um acordo histórico para a integração de todas as bolsas brasileiras em torno de um único mercado de valores – o da Bovespa (PINHEIRO, 2006).

O *índice Bovespa* (Ibovespa) é o mais importante indicador do desempenho médio das cotações das ações negociadas na Bolsa de Valores de São Paulo. Trata-se da formação de uma carteira de investimentos que atualmente é composto de 63 ações, retratando a movimentação dos principais papéis negociados na Bovespa. Representam não só o comportamento médio dos preços, mas também o perfil das negociações – do mercado à vista – observadas nos pregões. Essas ações, em conjunto, representam 80% do volume transacionado nos doze meses anteriores à formação da carteira. Como critério adicional, exige-se que a ação apresente, no mínimo, 80% de presença nos pregões do período. Portanto, o critério de corte é a liquidez do papel. Para que sua representatividade se mantenha ao longo do tempo, a composição da carteira é reavaliada a cada quatro meses. Essa reavaliação é feita com base nos últimos doze meses, quando são verificadas alterações na participação de cada ação (BOLSA DE VALORES DE SÃO PAULO, 2011). A BOVESPA foi fundada em janeiro de 1968. Em 8 de maio de 2008, a Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa) e a Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F) fundiram-se, dando origem a uma nova instituição batizada de BM&FBOVESPA. Entretanto, o índice Bovespa manteve a integridade de sua série histórica e não sofreu modificações metodológicas desde sua implementação.

Na Figura 9 pode-se observar a movimentação histórica do índice Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa) nos últimos 10 anos.



Figura 9 – Gráfico da série histórica do índice Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa).

Ainda, no mercado latino-americano, temos o índice Mercado de Valores de Buenos Aires (Merval), principal índice da Bolsa de Valores da Argentina, a 3ª mais importante da América Latina, atrás apenas da BM&FBOVESPA em São Paulo e da Bolsa de Valores Mexicana na cidade do México. Representa as ações mais negociadas do mercado argentino. Foi fundada em 1929, na capital Buenos Aires.

Na Figura 10 pode-se observar a movimentação histórica do índice Bolsa de Valores de Buenos Aires (Merval) nos últimos 10 anos.



Figura 10 – Gráfico da série histórica do índice Mercado de Valores de Buenos Aires (Merval).

Com os 10 gráficos acima pode-se observar as movimentações diárias dos 10 índices em estudo durante 10 anos, e ter-se um primeiro contato onde percebe-se por forma visual a relação dos movimentos por meio de comparação entre os índices.

2.5 Modelos estatísticos para séries de tempo

Uma série temporal é um conjunto de observações de dados, obtidos através de medidas repetidas no tempo (Australian Bureau of Statistics, 2011).

2.5.1 Modelo de vetores autorregressivos (VAR)

Considerando-se a necessidade de construção de modelos que fossem capazes de avaliar, de um modo geral, todas as relações existentes entre todas as variáveis, sem predefinir as relações e não fazendo a distinção entre variáveis exógenas e endógenas, a priori Sims (1980) desenvolveu os modelos de vetores autorregressivos (VAR).

Com o intuito de desenvolver uma metodologia que levasse em consideração essas relações, os modelos VAR, segundo Chew (1999), consideram todas as variáveis envolvidas no sistema, e a vantagem desse método é que ele não necessita que o usuário faça hipóteses explícitas sobre correlações e dinâmicas dos fatores, pois, quando da realização de uma simulação, o modelo é capaz de seguir qualquer movimento histórico.

Desse modo, os modelos VAR examinam relações lineares entre cada variável e os valores defasados dela própria e de todas as demais variáveis. Além disso, permitem avaliar o impacto dinâmico das perturbações aleatórias (“choques”) sobre o sistema de variáveis, o que os tornam particularmente úteis e eficientes na determinação da estrutura e previsão do comportamento futuro de séries inter-relacionadas (CAIADO, 2002).

Harris (1995, p.77) definiu que com “um vetor \mathbf{X}_t com n variáveis endógenas potenciais; é possível especificar o seguinte processo gerador e modelar \mathbf{X}_t como um vetor autorregressivo (VAR) sem restrição envolvendo k defasagens de \mathbf{X}_t ”.

A representação da forma-padrão do modelo VAR por meio de estrutura de sistemas matriciais é identificada abaixo:

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{A}_0 + \mathbf{A}_1\mathbf{X}_{t-1} + \dots + \mathbf{A}_p\mathbf{X}_{t-p} + \mathbf{e}_t \quad (1)$$

Em que \mathbf{X}_t é um vetor ($nx1$), contendo n variáveis incluídas no modelo VAR, \mathbf{A}_0 um vetor de interceptos ($nx1$), $\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_p$ são as matrizes de coeficientes (nxn), e \mathbf{e}_t é o vetor ($nx1$) de termos de erros compostos pelas inovações. Esses erros estão em função dos “choques” sobre as variáveis em estudo, além de que os erros são combinações lineares dessas variáveis, isto é, o termo \mathbf{e}_t pode ser representado pelas funções $\varepsilon_{yt}, \varepsilon_{zt}, \dots, \varepsilon_{nt}$, para o sistema com n variáveis, sendo que os erros do modelo seguem características de *ruído branco*, ou seja, média zero, variância constante e que não sejam correlacionados.

A estimação do melhor modelo VAR consiste na escolha do número de defasagens mais adequado. Segundo Nakabashi, Cruz & Scatolin (2008), sabe-se que a escolha do número apropriado de defasagens a ser utilizado nas regressões é um ponto importante nas análises, com o intuito de eliminar a autocorrelação dos resíduos.

2.5.2 Critério penalizadores

É necessário determinar o número de defasagens a serem incorporadas no modelo VAR. Pode-se, então, utilizar os critérios de informação *Akaike* (AIC) e *Schwarz* (SBC), que são calculados com base na variância estimada. Como estes critérios levam em consideração o número de parâmetros utilizados na modelagem, eles são denominados de critérios penalizadores (MADDALA, 1992). Algebricamente, esses critérios são definidos como:

$$AIC = -2(l/T) + 2(k/T) \quad (2)$$

$$SBC = -2(l/T) + k \log(T)/T \quad (3)$$

Em que T é o tamanho da amostra; l é o valor da função de log verossimilhança e k é o número de parâmetros estimados. Também, para uma decisão mais acertada, outros métodos de determinação do número de defasagens podem ser utilizados, como o logaritmo da função de máxima verossimilhança (Log L), representado algebricamente como:

$$-2 \ln \lambda = 2 \sum_i o_i \ln \left(\frac{o_i}{E_i} \right) \quad (4)$$

Onde \ln é a máxima verossimilhança, o o_i é a frequência observada e E_i é a frequência esperada. Que permite comparações apenas entre modelos aninhados e tende a favorecer modelos com maior número de parâmetros.

Considerando que a série é composta por um componente determinístico e outro aleatório (choques), pode-se concluir que, para processos estacionários, a série apresenta reversão à média, ou seja, choques aleatórios tendem a se dissipar (ENDERS, 2004).

Já as séries com tendência estocástica (não estacionária) se diferenciam dos processos estacionários (tendência determinística), pois os choques aleatórios deixam de ter um caráter transitório e passam a apresentar um caráter permanente (CUNHA, 2001).

Nesse contexto, a importância da análise de co-integração surge de seu uso para aquelas séries econômicas não estacionárias. “Basicamente, a presença de raiz unitária na série temporal conduz a resultados viesados, invalidando os pressupostos da estatística clássica de que a média e a variância são constantes ao longo do tempo, e, com isto, disfarçando o relacionamento entre duas, ou mais, variáveis (CUNHA, 2001).

2.5.3 Teste para verificar a raiz unitária

Segundo Gujarati (2000), um processo estocástico é estacionário se suas médias e variância forem constantes ao longo do tempo e o valor da covariância

entre os dois períodos de tempo depender apenas da distância ou defasagem entre os dois períodos, e não do período de tempo efetivo em que a covariância é calculada. O teste amplamente utilizado na literatura é o teste *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) (1979), que tem na hipótese nula a presença de raiz unitária ou não estacionariedade da série.

H_0 : $\rho = 0$, existe raiz unitária, a série é não estacionária.

H_1 : $\rho < 0$, a série é estacionária.

O teste ADF é expresso pela seguinte especificação:

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \eta y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \lambda_i \Delta y_{t-1} + \mu \quad (5)$$

Em que $\lambda_i = -\sum_{j=i+1}^p \rho_j$

Dessa forma, se o teste rejeitar a hipótese nula, há uma série estacionária da série temporal (MADDALA, 1992).

Como um teste alternativo para confirmar os resultados expressos no teste ADF, usou-se o teste de *Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin* (KPSS) (1992), que tem suas hipóteses contrárias aos usuais.

H_0 : $\rho < 0$, a série é estacionária.

H_1 : $\rho = 0$, existe raiz unitária, a série é não estacionária.

A estatística do teste KPSS é baseada nos resíduos da seguinte regressão:

$$y_t = \delta x_t + u_t \quad (6)$$

Em que y_t é a variável endógena; x_t são os regressores exógenos ótimos (constante ou constante e tendência), e u_t são os resíduos.

O teste KPSS utiliza uma versão modificada da estatística LM (máximo verossimilhança) dada por:

$$LM = \frac{\sum s(t)^2}{T^2 / f_0} \quad (7)$$

Em que f_0 é o estimador dos resíduos espectrais na frequência zero, e $s(t)$ é a função acumulada dos resíduos representada por:

$$s_{(t)} = \sum \hat{u}_t \quad (8)$$

Muitos estudos têm utilizado testes que consideram a inexistência de raiz unitária como hipótese nula como um complemento aos chamados testes de raiz unitária. Contudo, testando a hipótese de raiz unitária e a hipótese de estacionariedade, podem-se distinguir séries que parecem ser estacionárias, séries que parecem ter uma raiz unitária e séries para as quais os dados ou testes não possuem informações suficientes para garantir que essas são estacionárias ou integradas.

O teste KPSS difere dos demais testes de raiz unitária, pois deve-se aceitar a hipótese nula para que a série temporal seja estacionária.

2.5.4 Co-integração

O conceito de co-integração foi inicialmente introduzido por Granger (1998). A interpretação econômica da integração e que se duas (ou mais) variáveis possuem uma relação de equilíbrio de longo prazo, mesmo que as séries possam conter tendências estocásticas irão mover-se juntas no tempo e a proporção entre elas será estável, isto é, estacionária. Em suma, o conceito de co-integração indica a existência de um equilíbrio de longo prazo, para o qual o sistema econômico converge no tempo (HARRIS, 1995).

Um dos objetivos da Econometria é avaliar empiricamente teorias econômicas que, em geral, pressupõem relações de equilíbrio de longo prazo entre variáveis econômicas. Pode-se criar, por exemplo, a função consumo e renda, a qual pode ser matematicamente expressa por $C = \beta_0 + \beta_1 Y$, supondo linearidade. A averiguação das teorias econômicas pode ser feita com base em séries temporais que, em sua grande maioria, apresentam algum tipo de tendência (FAVA, 2000).

Considere duas séries não estocásticas Y_t e X_t , as quais serão integradas de mesma ordem $I(d)$, sendo $d > 0$ elas serão co-integradas se existir alguma combinação linear entre Y_t e X_t , tal que:

$$U_t = d_1 Y_t + d_2 X_t \quad (9)$$

Onde: U_t é o erro no tempo que é integrado de ordem b , $I(b)$, e $b < d$, Y_t e X_t são co-integrados de ordem (d, b) , isso significa que Y_t e X_t possui tendências comuns de longo prazo.

Granger e Newbold (1974), afirmam que existe uma alta probabilidade de se aceitar estatisticamente a existência de causalidade entre duas variáveis geradas por dois passeios aleatórios independentes, a regressões espúrias costumam apresentar valor R^2 elevados (coeficiente de determinação, que expressa o quadrado do coeficiente de correlação de Pearson). A combinação R^2 alto e DW baixo pode ser um indicador de regressão espúria. Em particular, regressões com $R^2 > DW$ devem ser consideradas com cautela.

A solução que se recomenda nesses casos seria estimar a regressão utilizando a primeira diferença das variáveis. Porém, essa não é uma verdadeira solução, porque a primeira diferença, ao reduzir ou eliminar a tendência, esconde as propriedades em longo prazo das relações entre variáveis econômicas, o que é, em última instância, a razão da estimativa efetuada (FAVA, 2000).

Phillips (1986) demonstrou que há uma situação em que é possível trabalhar com a séries em níveis e não com as primeiras diferenças sem correr risco de regressão espúria, quando as séries forem co-integradas de uma particular ordem, apareceu o interesse pela co-integração.

Assim, variáveis co-integradas apresentam uma relação de equilíbrio de longo prazo. No curto prazo, os índices internacionais podem se distanciar entre si, mas as preferências de investidores, forças de mercado ou regulamentações trarão de volta ao equilíbrio no longo prazo. A inexistência de uma relação de co-integração sugere que as variáveis não apresentam relação de longo prazo (CHEN; FIRTH; MENG, 2002).

2.5.4.1 Testes de co-integração

Os testes de co-integração revestem-se de suma importância para aqueles que trabalham com séries de tempo em economia, pois possibilitam estudar e analisar relações estruturais entre variáveis econômicas. Mais precisamente, esses testes permitem determinar se as variáveis possuem um relacionamento de equilíbrio de longo prazo entre as variáveis (MARGARIDO, 2004).

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 I(1) (isto é, serem não estacionárias), elas irão mover-se juntas no tempo, e a diferença entre elas será estável I(0) (isto é, estacionária).

Na aplicação da metodologia de Johansen (1990), considera-se um vetor autorregressivo (VAR) de ordem p:

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{A}_1 \mathbf{Y}_{t-1} + \dots + \mathbf{A}_p \mathbf{Y}_{t-p} + \mathbf{B} \mathbf{Y}_t + \mathbf{e}_t \quad (10)$$

Em que é necessário ter o conhecimento do número de defasagens utilizado no modelo VAR em um passo anterior.

Para a determinação do número dos vetores de integração, podem-se utilizar dois outros testes importantes denominados de estatística do traço ($\lambda_{\text{traço}}$) e do máximo autovalor (λ_{max}) (BAPTISTA e COELHO, 2004).

Na estatística do traço ($\lambda_{\text{traço}}$), em que a hipótese nula (H_0) é de que existem pelo menos r vetores de co-integração, têm-se as seguintes hipóteses:

H_0 : O número de vetores de co-integração distintos é $\leq a$ r .

H_1 : O número de vetores de co-integração é $>$ do que r .

São representados matematicamente por:

$$\lambda_{\text{trace}} = -T \sum_{i=r+1}^n \ln(1 - \hat{\lambda}_i) \quad (11)$$

A hipótese nula (H_0) é apresentada matematicamente como: $H_0: \lambda_i = 0, i = r + 1, \dots, n$, ou seja, somente os primeiros r autovalores (λ) são diferentes de zero.

Já o teste do máximo autovalor (λ_{\max}) tem as seguintes hipóteses:

H_0 : O número de vetores de co-integração é igual a r vetores

H_1 : O número de vetores de co-integração é igual $r+1$ vetores.

$$\lambda_{\max(r,r+1)} = -T \ln(1 - \hat{\lambda}_{r+1}) \quad (12)$$

Pela razão de verossimilhança, indicam o número de relações lineares existentes e T corresponde ao número de observações.

Se os valores calculados forem maiores que os valores críticos, rejeita-se a hipótese nula de não co-integração, os valores críticos do teste do traço e do teste de máximo autovalor. Para análises multivariadas, podem existir múltiplos vetores de co-integração, e o resultado produzido por esse procedimento seria uma combinação linear dos diferentes vetores de co-integração. De modo a testar a existência de vários vetores de co-integração, este trabalho utiliza o teste de Johansen e Juselius (1990) (ENDERS, 2004).

De acordo com Engle e Granger (1987), se as séries são integradas de mesma ordem e co-integradas, um termo de correção de erro deve ser incluído no modelo.

2.5.5 Teste de Granger Causality/Block Exogeneity Wald

Quando se trabalha com modelos de equações simultâneas ou estruturais, há necessidade de se pré-definir quais as variáveis são endógenas ou exógenas, devendo essa pré-definição ser feita ao acaso, por conhecimento prévio ou das relações já conhecidas.

O teste *Granger Causality/Block Exogeneity Wald* calcula a significância conjunta de cada variável endógena defasada para cada equação do VAR. Além disso, o teste também fornece a significância conjunta de todas as variáveis endógenas defasadas na equação.

O teste demonstra, a partir da estatística qui-quadrado, que se ordenam das variáveis mais exógenas para as mais endógenas (dos menores para os maiores valores da estatística), que pode ser representada algebricamente como:

$$X^2 = \sum \left[\frac{(f_o - f_e)^2}{f_e} \right] \quad (13)$$

Em que f_o = frequência observada para cada classe e f_e = frequência esperada para aquela classe.

2.5.6 Modelo de Correção de Erros (VECM)

Após a verificação de existência de co-integração por meio da metodologia de Johansen, inclui-se o modelo de correção de erro. Segundo Harris (1995), a principal vantagem de se escrever o sistema em termos do modelo de correção de erro está relacionada ao fato de que, nesse formato, são incorporadas informações tanto de curto quanto de longo prazo para ajuste nas variações das séries.

O VEC é um modelo restrito de VAR, especialmente desenhado para utilização com séries não estacionárias e co-integradas. O VEC é criado tendo como base justamente a relação de co-integração entre as variáveis para que esta relação restrinja o comportamento das séries no longo prazo, ao mesmo entre ambas as séries, enquanto deixa que ajustes temporários de curto prazo possam ocorrer. O termo de co-integração é conhecido como termo de ajuste de erro ou termo de correção, pois é ele quem corrige os desvios de curto prazo da série para que esta gradualmente retorne ao seu equilíbrio de longo prazo, através de ajustes parciais de curto prazo.

O modelo VAR com correção de erros pode ser escrito da seguinte forma:

$$\Delta y_t = \Pi y_{t-p} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \Gamma_2 \Delta y_{t-2} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta y_{t-(p-1)} + \mu_t \quad (14)$$

Em que p é o número de defasagens escolhidas no modelo VAR. $\Pi = \beta' \alpha$, β é uma matriz $(p \times r)$, sendo em suas colunas os vetores de co-integração, e α é a matriz $(p \times r)$ contendo os coeficientes de ajustamento, sendo r o número de co-integrações. Quanto ao número de co-integrações, podem-se ter três situações: se $r = n$, o número de co-integrações é igual ao número de variáveis, então Δy_t é estacionário; se $r = 0$, então, Δy_t é estacionário, e, se $0 < r < n$, então existem matrizes α e β de dimensões $(n \times r)$ tais que $\Pi = \alpha\beta$, logo, existem combinações lineares estacionárias que tornam y_t estacionário. Conseqüentemente, existem r vetores de co-integração (MARÇAL, PERERA & FILHO, 2003).

Outro aperfeiçoamento apresentado pela literatura se refere às situações em que as séries compartilham ciclos comuns. Nesse contexto, Vahid e Engle (1993) mostraram que a representação dinâmica de y_t pode conter uma restrição adicional.

Para entender-se como isso acontece, chamemos de ϕ_i' o $i^{\text{ésimo}}$ vetor de ciclo comum.

Se acumula-se todos esses vetores em uma matriz ϕ' de dimensão $(s \times n)$, essa matriz elimina toda a correlação serial existente em Δy_t , ou seja, $\phi' \Delta y_t = \phi' e_t$. Entretanto, uma vez que os vetores de ciclos são identificáveis, podemos normalizá-los a fim de encontrar uma sub-matriz identidade de dimensão s (VAHID e ENGLE, 1993), (ISSLER e VAHID, 2001), conforme abaixo:

$$\phi = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_s \\ \phi^* (n-s)s \end{bmatrix}$$

Considerando que em $\phi' \Delta y_t = \phi' e_t$ existem s equações, completando o sistema pela adição das equações de um VECM sem restrições para os $(n - s)$ elementos de Δy_t restantes, obtemos,

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I}_s & \boldsymbol{\varphi}^* \\ \mathbf{0}(n-s)s & \mathbf{I}_{n-s} \end{bmatrix} \Delta y_t = \begin{bmatrix} \mathbf{0}s(np+r) \\ \Gamma_1^{**} \dots \Gamma_{p-1}^{**} \boldsymbol{\gamma}^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta y_{t-1} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \Delta y_{t-p+1} \\ \boldsymbol{\alpha}' y_{t-1} \end{bmatrix} + v_t \quad (15)$$

Em que Γ_i^{**} e $\boldsymbol{\gamma}^*$ representam partições de Γ_i^* e $\boldsymbol{\gamma}$ respectivamente, correspondendo às $(n-s)$ equações inferiores da forma reduzida do VECM.

$$v_t = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_s & \boldsymbol{\varphi}^* \\ \mathbf{0}(n-s)s & \mathbf{I}_{n-s} \end{bmatrix} e_t = \Theta e_t,$$

Pode ser mostrado que (15) inclui parcimoniosamente (14). Se Θ é invertível, é possível recuperar (14) de (15) - a última representação possui $s(np+r) - s(n-s)$ menos parâmetros a serem estimados.

2.5.7 Causalidade de Granger

Com a identificação de que existe um vetor de co-integração entre as variáveis estudadas e que um modelo VAR com correção de erros pode ser escrito, faz-se necessário identificar quais são as relações de causalidade existentes entre as séries em estudo. Causalidade, segundo Granger (1969), é quando uma variável X causa outra variável Y, no sentido de Granger, se a observação de X no presente ou no passado ajuda a prever os valores futuros de Y para algum horizonte de tempo.

A causalidade deve existir pelo menos em uma das direções, ou X causa Y ou Y causa X, ou ainda, a bi-causal. Essa causalidade significa que oscilações feitas em X podem ser sentidas em Y ou vice-versa. Em termos mais formais, o teste envolve estimar as seguintes regressões:

$$X_t = \sum a_i Y_{t-1} + \sum b_1 X_{t-1} + U_{1t} \quad (16)$$

$$Y_t = \sum c_i Y_{t-1} + \sum d_1 X_{t-1} + U_{2t} \quad (17)$$

Em que U_{1t} são os resíduos que se assume serem não-correlacionados.

A equação (16) postula que valores correntes de X estão relacionados a valores passados do próprio X, assim como a valores defasados de Y; a equação (17), por outro lado, postula um comportamento similar para a variável Y.

Hall, Anderson e Granger (1992) observam que a co-integração entre duas variáveis é uma condição suficiente (mas não necessária) para a presença de causalidade em pelo menos uma direção.

O teste de causalidade de Granger busca verificar qual a relação de causalidade ou precedência temporal entre a variação de duas variáveis. Dessa forma, o conceito de causalidade de Granger pode ser definido como “antecedência temporal”: uma variável X Granger - causa uma variável Y se, o evento Y é verificado toda vez que o evento X ocorreu em algum período antes. A forma de verificar a existência de causalidade de Granger entre duas variáveis, reside em: - estimar o melhor modelo autorregressivo de y_t ; - analisar tantas defasagens de x_t na equação quanto o desejado. Ou seja:

$$y_t = a + b_1 y_{t-1} + b_2 y_{t-2} + \dots + f_1 x_{t-1} + f_2 x_{t-2} + \dots + \varepsilon_t \quad (18)$$

Testar a significância conjunta dos parâmetros de $x_{t-1}(f_1 + f_2 + \dots)$;

sendo:

$$H_0: f_1, f_2, \dots = 0$$

$$H_1: f_1, f_2, \dots \neq 0$$

Estatística de teste: teste “F” verifica a significância conjunta de parâmetros. Caso a hipótese nula seja rejeitada, a análise não encontrou evidências suficientes de que a variável X não Granger - Causa a variável Y, (ENDERS, 2004).

2.5.8 Impulso-resposta

Para finalizar, verifica-se a extensão dos efeitos de contágio nos mercados entre diferentes países, de forma a verificar a extensão dos choques de um em outro sem distinção, e, para isso, utiliza-se a função de impulso-resposta.

Quando aplicado um “choque” (uma inovação de um desvio-padrão) no termo de erro de uma das variáveis do sistema de equações e se esse choque não produzir um efeito nas previsões de variância do erro das outras variáveis, pode-se dizer que esta variável é exógena, isto é, ela é independente das demais.

Se considerar-se uma variável X_t , Y_t para verificar a existência de uma relação de co-integração e causalidade entre elas, observa-se que o efeito de um choque em Y_t não altera apenas imediatamente os valores da variável X_t , como também os valores futuros de X_t e Y_t , desde de que os valores defasados apareçam nas duas equações.

A função de resposta a impulso representa, basicamente, o comportamento de uma variável quando outra variável do sistema, ou ela mesma, sofre um choque (impulso) naquele determinado instante t , que se transfere para o período futuro, em $t + 1$, $t + 2$, e assim por diante. Em outras palavras, os resultados apresentados na função de resposta a impulso permitem avaliar adequadamente resultados de choques em qualquer uma das variáveis do sistema. Utilizar-se-á a decomposição de Cholesky para identificar o vetor e_t .

Um choque na $i^{\text{ésima}}$ variável não afeta somente diretamente a $i^{\text{ésima}}$ do modelo, mas também é transmitido para as demais variáveis endógenas através da estrutura dinâmica do VAR. Uma função de impulso-resposta traça o efeito de um choque ou uma inovação sobre os valores correntes e futuros das variáveis endógenas do modelo. Se as inovações e_t são contemporaneamente não correlacionadas, a interpretação do impulso-resposta é extremamente simples. A $i^{\text{ésima}}$ inovação e_t é simplesmente um choque da $i^{\text{ésima}}$ variável endógena. No entanto, inovações são usualmente correlacionadas e podem ser vista com um componente comum que não pode ser associado a uma variável específica.

A construção da função impulso-resposta parte da representação do modelo VAR, que são expressas em valores correntes e passados dos choques e_{it} . Utilizando-se da propriedade, pode ser representado matematicamente nas seguintes equações:

$$y_t = a_{10} + b_{11}y_{t-1} + b_{12}z_{t-1} + e_{yt} \quad (19)$$

$$z_t = a_{20} + a_{21}y_{t-1} + b_{21}y_{t-1} + b_{22}z_{t-1} + e_{zt} \quad (20)$$

Suponha que $a_{12} = 0$, tem-se a seguinte representação em forma de matriz:

$$\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -a_{12} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{10} \\ a_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -a_{12} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ y_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -a_{12} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_y & 0 \\ 0 & \alpha_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{yt} \\ e_{zt} \end{bmatrix} \quad (21)$$

Então os erros podem ficar reduzidos a equação:

$$\begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_y e_{yt} \\ \alpha_z e_{zt} - a_{21} \alpha_y e_{yt} \end{bmatrix} \quad (22)$$

De modo que:

$$Var(e_1) = \alpha_y^2$$

$$Var(e_2) = \alpha_z^2 + a_{21}^2 \alpha_y^2$$

$$Cov(e_1, e_2) = -a_{21} \alpha_y^2$$

Por meio da decomposição de Cholesky pode-se definir um modelo que contemple as equações acima. Fazendo as substituições de parâmetros, tem-se a equação:

$$X_t = \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\phi_1^i}{1 - a_{12} a_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -a_{12} \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_y e_{yt-i} \\ \alpha_z e_{zt-i} \end{bmatrix} \quad (23)$$

Defina a matriz

$$\psi_i = \frac{\phi_1^i}{1 - a_{12}a_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -a_{12} \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

Desse modo:

$$X_t = \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} \psi_{i,11} & \psi_{i,12} \\ \psi_{i,21} & \psi_{i,22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_y e_{yt-i} \\ \alpha_z e_{zt-i} \end{bmatrix} \quad (25)$$

Os elementos da matriz ψ_i são as funções de impulso-resposta e são utilizados para gerar os efeitos dos choques e_i sobre a trajetória temporal das variáveis endógenas em X_t .

Um choque, em uma variável X , não somente afeta diretamente essa variável como também pode ser transmitido para todas as outras variáveis endógenas da estrutura dinâmica de um modelo VAR. A função impulso-resposta mostra o efeito do choque de um período na inovação (termo de erro) nos valores correntes e futuros da variável endógena.

Brooks (2003) salienta que a função impulso-resposta possibilita averiguar se as mudanças de uma determinada variável possuem efeitos positivos ou negativos sobre as demais variáveis do sistema, bem como constatar o tempo necessário para tal efeito ser ajuntado. Dessa forma, para cada variável da equação, é submetido um choque unitário na perturbação, sendo os efeitos sobre o sistema representados graficamente. Se existem g variáveis no sistema, poderá ser gerado um total de g^2 choques.

Bliska (1990) informa que uma das principais vantagens das inovações ortogonalizadas sobre as demais é a de serem não correlacionadas. Contudo, há uma decomposição diferente para cada ordenação das variáveis, sendo que a direção do efeito captado decorre da seleção arbitrária da ordem das variáveis no vetor analisado. Logo, quanto menor a covariância contemporânea (menor correlação entre os resíduos), menor é a importância da ordem selecionada. Portanto, mesmo não havendo sentido de causalidade entre duas variáveis, ainda

assim pode haver efeito de um choque em uma delas sobre a outra em função da presença da covariância entre seus respectivos erros.

2.5.8.1 Decomposição da variância no erro de previsão no modelo VAR

A decomposição da variância dos erros de previsão mostra a evolução do comportamento dinâmico apresentado pelas variáveis do sistema econômico ao longo do tempo. Também permite separar a variância dos erros de previsão para cada variável em componentes que podem ser atribuídos por ela própria e pelas demais variáveis endógenas isoladamente, apresentando, em termos percentuais, qual o efeito que um choque não antecipado sobre determinada variável tem sobre ela própria e sobre as demais variáveis pertencentes ao sistema (MARGARIDO et al., 2002).

Por esse método, torna-se possível identificar a proporção da variação total de uma variável devida a cada choque individual nas k variáveis componentes do modelo. Além disso, fornece informações sobre a importância relativa de cada inovação sobre as variáveis do sistema (PINTO, 2007).

Enders (2004) busca o entendimento dos erros de um modelo VAR e, com isso, procura verificar a inter-relação entre as variáveis de um sistema. A decomposição da variância revela a proporção da oscilação de determinada variável como função de choque nela própria ou de choques em outras variáveis do modelo. Quando o erro de determinada variável não explica a variância dos erros na formação da série de outra variável, a primeira é considerada como exógena ao modelo; já, quando o erro de determinada variável ajuda a explicar a variância de outras, a primeira é considerada como exógena.

Então, consiste na identificação da responsabilidade de cada uma das variáveis na explicação da variância de todas as variáveis do sistema, após um choque. De outra forma, pode-se afirmar que a decomposição da variância classifica a importância relativa de cada variável na determinação da própria variável e das demais variáveis, utilizando-se da equação matemática que permite determinar o comportamento “ n ” períodos à frente apresentadas pelas variáveis do modelo VAR/VEC ao longo do tempo com as variáveis y e z .

$$X_{t+h} = \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i e_{t+h-1} \quad (26)$$

$$X_{t+h} - \bar{X} = \sum_{i=0}^{h-1} \psi_i e_{t+h-1} \quad (27)$$

A decomposição em relação a y_{t+h} :

$$y_{t+h} - E_t(y_{t+h}) = \psi_{0;1} e_{y_{t+h}} + \dots + \psi_{h-1;12} e_{z_{t+1}} \quad (28)$$

Então:

$$\sigma_y^2(h) = \sigma_y^2(\psi_{0;1}^2 + \dots + \psi_{h-1;11}^2) + \sigma_z^2(\psi_{0;1}^2 + \dots + \psi_{h-1;12}^2) \quad (29)$$

No caso do modelo bivariado a variância é decomposta em duas partes para cada período de tempo, divide-se elas por $\sigma_y^2(h)$ tem-se:

$$1 = \frac{\sigma_y^2(\psi_{0;1}^2 + \dots + \psi_{h-1;11}^2)}{\sigma_y^2(h)} + \frac{\sigma_z^2(\psi_{0;1}^2 + \dots + \psi_{h-1;12}^2)}{\sigma_y^2(h)} \quad (30)$$

Onde a decomposição da variância do erro para a variável y é:

$$\frac{\sigma_y^2(\psi_{0;1}^2 + \dots + \psi_{h-1;11}^2)}{\sigma_y^2(h)} \quad (31)$$

E a decomposição da variância do erro para a variável z é:

$$\frac{\sigma_z^2(\psi_{0;1}^2 + \dots + \psi_{h-1;12}^2)}{\sigma_y^2(h)} \quad (32)$$

Ao aplicar-se uma inovação no termo do erro de uma das variáveis da equações e se essa inovação não produzir um efeito nas de variância de erro previsões das outras variáveis pode-se dizer que essa variável é independente das demais isso é exógena.

2.5.9 Síntese do capítulo

Neste capítulo apresentou-se o referencial teórico relativo à interligação entre as economias, relação de equilíbrio de longo prazo, históricos e movimentação histórica dos índices, bem como as técnicas estatísticas (Teste da raiz unitária, teste de *Block exogeneity*, vetor autor regressivo (VAR), teste de co-integração, modelo de correção de erros (VECM), Causalidade de Granger, Impulso resposta e Decomposição da Variância). No capítulo seguinte a metodologia utilizada no trabalho.

3 METODOLOGIA

A seguir será discorrido sobre os materiais e as metodologias utilizadas para a verificação da relação entre os índices.

Os dados trabalhados correspondem as séries do valor do fechamento utilizado e referem-se ao índice *Dow Jones Industrial Average* (DJIA), *Nasdaq Index Composite* (Nasdaq), *Standard & Poor 500* (S&P500), *Financial Times Stock Exchange* (FTSE-100), *Nikkei Stock Average* (Nikkei-225), *Cotation Assistée en Continu* (CAC-40), *Deutscher Aktien Index* (DAX-30), *Índice Bolsa de Valores de São Paulo* (IBOV), *Mercado de Valores de Buenos Aires* (Merval) e *Shanghai Stock Exchange* (SSE-180), no período de janeiro de 2010 a março de 2011, com periodicidade diária. Como as variáveis representam países diferentes com feriados não simultâneos, mantiveram-se os valores do fechamento anterior para suprir essa lacuna.

Esses dados foram obtidos junto ao site da bolsa PT (www.bolsaPT.com), nos históricos dos dez índices em estudo, foram observados 297 dias de cada índice.

No quadro 1 estão apresentados os países, as cidades e as referentes bolsas de valores com seus respectivos códigos.

País	Cidade	Índices	Códigos
Estados Unidos	Nova York	<i>Dow Jones Industrial Average</i>	DJIA
Estados Unidos	Nova York	<i>Nasdaq Index Composite</i>	Nasdaq
Estados Unidos	Nova York	<i>Standard & Poor 500</i>	S&P500
Inglaterra	Londres	<i>Financial Times Stock Exchange</i>	FTSE-100
Japão	Tóquio	<i>Nikkei Stock Average</i>	Nikkei-225
França	Paris	<i>Cotation Assistée en Continu</i>	CAC-40
Alemanha	Frankfurt	<i>Deutscher Aktien Index</i>	DAX-30
China	Shangai	<i>Shanghai Stock Exchange</i>	SSE-180
Brasil	São Paulo	<i>Bolsa de Valores de São Paulo</i>	IBOV
Argentina	Buenos Aires	<i>Mercado de Valores de Buenos Aires</i>	Merval

Quadro 1 – País, cidade, nome do índice e códigos dos dez índices.

Fonte: O autor (2011).

Os passos estatísticos devem respeitar a sequência de pré-requisitos necessários para obtenção dos resultados na seguinte ordem: observar a estacionariedade das séries em estudo, por meio do teste ADF (1979) aumentado e KPSS (1992); estimar o modelo de vetores autorregressivos (VAR), de modo a definir o melhor número de defasagem em que o modelo VAR apresente melhor resultado, baseando-se nas de informação de Akaike (AIC), Schwarz (SBC) e Log Likelihood. Identificada a existência do vetor de co-integração entre as variáveis, por intermédio do teste de co-integração de Johansen (1990), estima-se o modelo de correção de erros em que se busca verificar os equilíbrios de longo prazo entre as séries. Posteriormente, verificam-se as relações de causalidade das séries; mediante o teste de causalidade de Granger, a decomposição da variância dos erros de previsão em percentagem e, por fim, a função impulso-resposta pelo método de Cholesky.

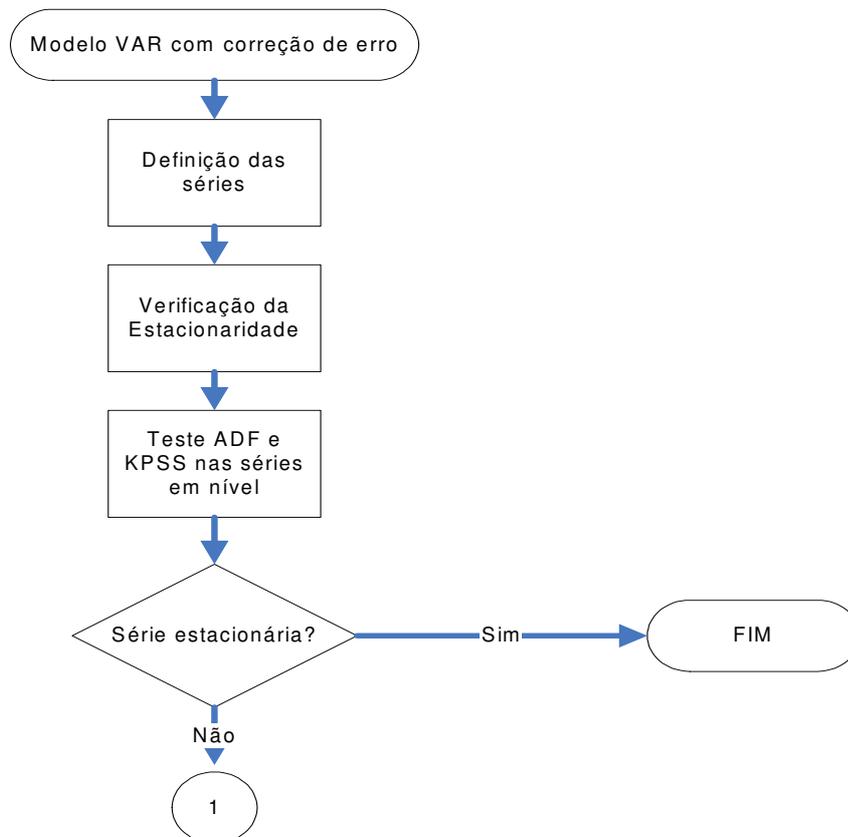


Figura 11 – Fluxograma modelo VAR com correção de erro, primeira parte

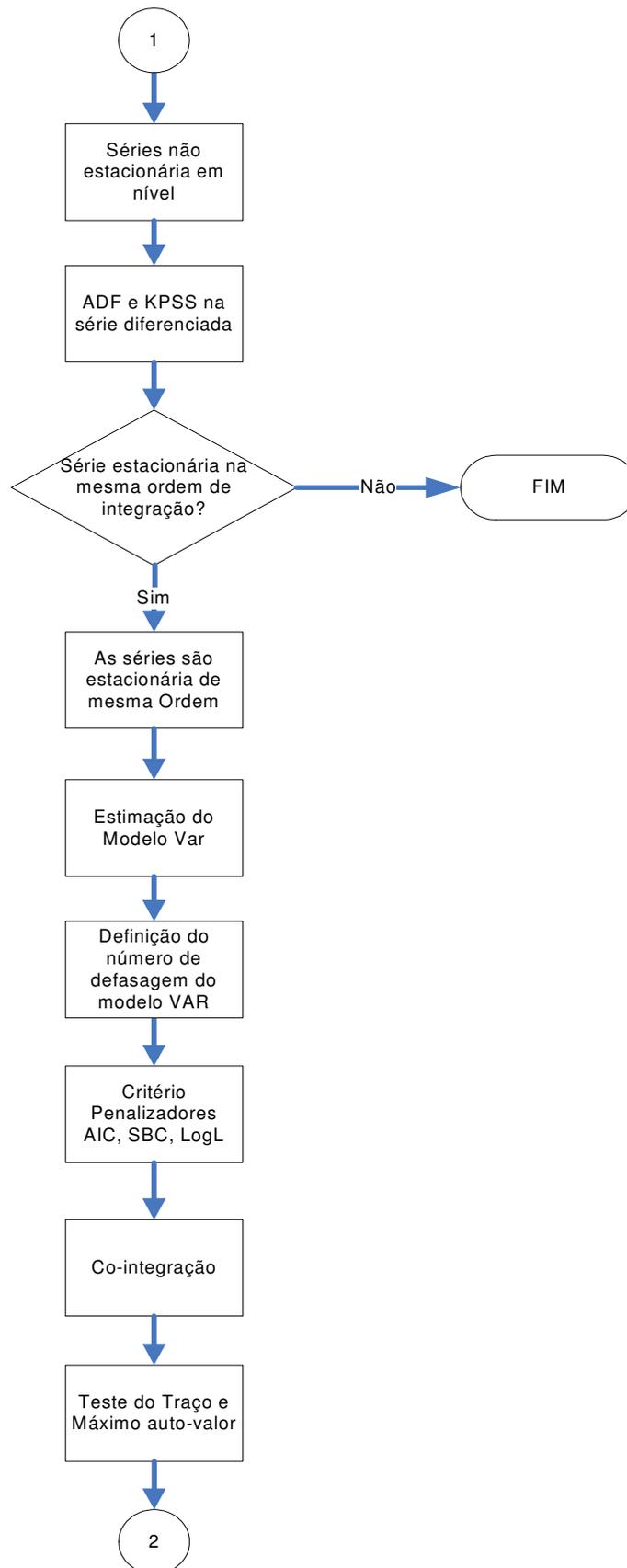


Figura 11 – Fluxograma modelo VAR com correção de erro, segunda parte.

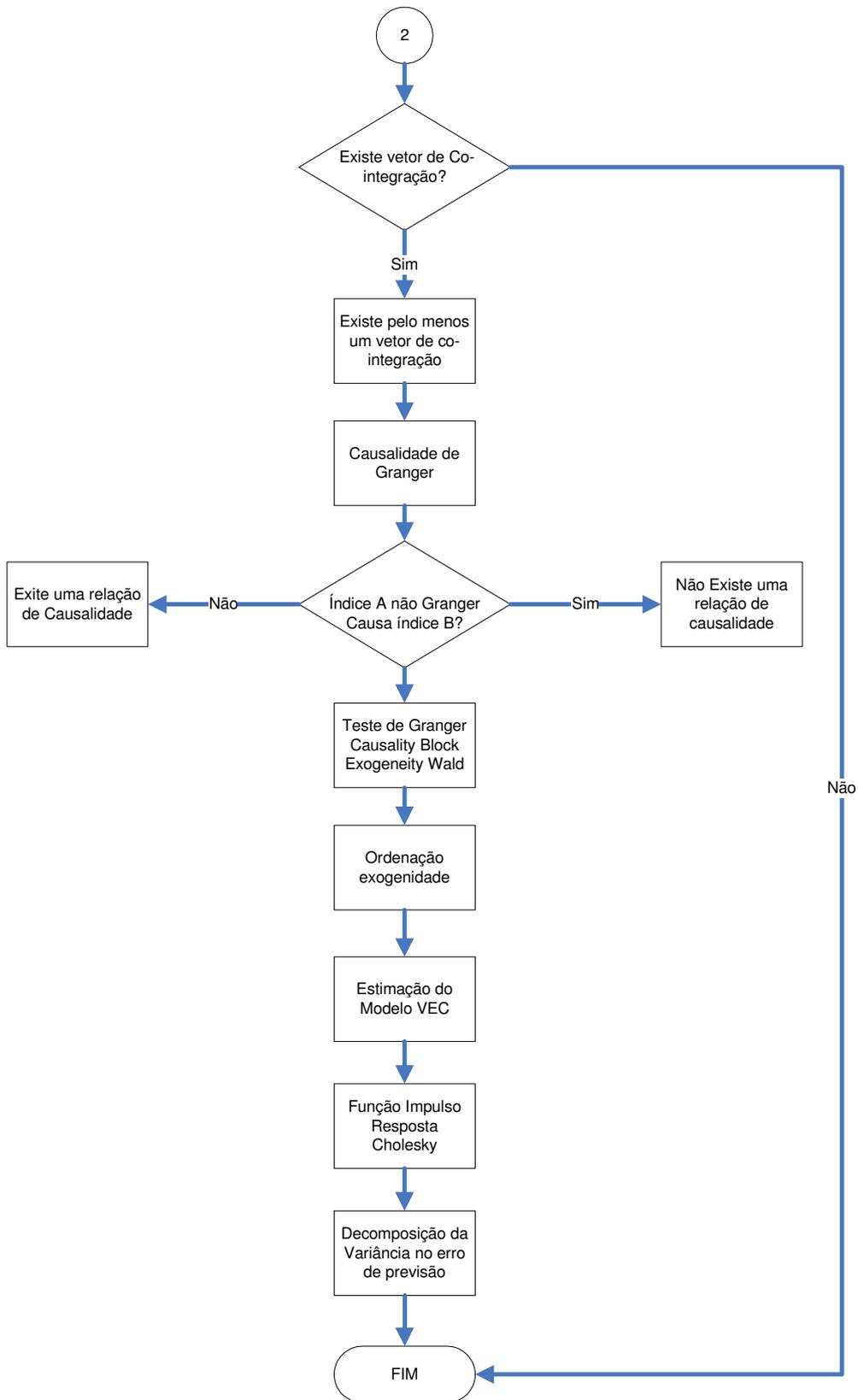


Figura 11 – Fluxograma modelo VAR com correção de erro, terceira parte.

Para cumprimento das etapas metodológicas descritas na Figura 11, faz-se necessária a utilização de *softwares* computacionais a fim de realizar os testes, para as análises, a estimação e a modelagem dos dados foi utilizado o *software estatístico E-VIEWS 7*.

3.1 Síntese do capítulo

Este capítulo apresentou a metodologia utilizada no desenvolvimento do trabalho, o local onde foram retirados os dados, as variáveis observadas, o ano de ocorrência, os tipos de testes, análises e o software utilizado para análise dos dados. No capítulo seguinte, apresentam-se os resultados e discussões do presente trabalho.

4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados da análise dos dez índices mundiais de maior relevância e a identificação da influência, contágio, interferência, causalidade e inter-relação entre eles. Dessa forma, os resultados obtidos contribuirão para revelar o comportamento do conjunto das variáveis, de forma que as decisões a serem tomadas possam ser subsidiadas em bases científicas, obtendo o melhor planejamento e permitindo a alocação racional e otimizada do capital a ser investido.

Este capítulo está estruturado em sete partes para melhor explicitar os resultados obtidos no estudo. São elas: I) Teste de raiz unitária (ADF e KPSS); II) Estimação do VAR III) Teste de co-integração de Johansen (teste do traço e máximo valor); IV) Critério de seleção de defasagem do VAR, e escolha do melhor modelo VAR, com base nas informações de *Akaike* (AIC), *Schwarz* (SBC); V) Análise das relações de causalidade das séries, mediante o teste de causalidade de Granger; VI) teste Granger causalidade/ *Block exogeneity Wald* para ordenação das variáveis exógenas e endógenas; VII) Estimação do VEC; VIII) Função impulso-resposta pelo método de *Cholesky*; IX) Decomposição da variância dos erros de previsão em percentagem.

4.1 Raiz unitária

De acordo com os modelos definidos pela equação (1) e (2), as variáveis avaliadas pelo teste ADF e KPSS foram:

Os resultados obtidos são apresentados na tabela 1 e na tabela 2 respectivamente.

Na tabela 1 as hipóteses são:

$H_0: \rho = 0$, existe raiz unitária, a série é não estacionária.

$H_1: \rho < 0$, a série é estacionária.

Tabela 1 – Teste de *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) para séries dos índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P e SSE em nível e com a primeira diferença.

Índices	Valor Crítico ADF	p-valor	Índices	Valor Crítico ADF	p-valor
CAC	-2,1988	0,2073	Δ CAC	-16,688	<0,001
DAX	-4,3221	0,9004	Δ DAX	-16,339	<0,001
Djia	-0,5403	0,8798	Δ Djia	-21,977	<0,001
FSTE	-1,2401	0,6577	Δ FSTE	-16,532	<0,001
IBOV	-2,4020	0,1421	Δ IBOV	-16,533	<0,001
Merval	0,2067	0,9727	Δ Merval	-16,177	<0,001
Nasdaq	-0,1285	0,9439	Δ Nasdaq	-18,491	<0,001
Nikkei	-1,5787	0,4922	Δ Nikkei	-18,233	<0,001
S&P 500	-0,1711	0,9390	Δ S&P 500	-16,716	<0,001
SSE 180	-2,1252	0,2350	Δ SSE 180	-21,197	<0,001

Fonte: O autor (2011), a partir do software E-views 7.

Notas: Os valores críticos *Augmented Dickey-Fuller* (1979): -3,4524 a (1%); -2,8711 a (5%) e -2,5719 a (10%). Em primeiras diferenças. Notas: os valores críticos *Augmented Dickey-Fuller* (1979): -3,4524 a (1%); -2,8711 a (5%) e -2,5719 a (10%); Δ representa a série em primeira diferença.

Segundo os resultados referentes ao teste de raiz unitária expostos na tabela 1, constatou-se que todas as séries investigadas são não estacionárias em nível, pois o valor crítico do ADF é maior que o valor calculado para ambos os níveis de confiança, o que leva a concluir que essas séries temporais possuem pelo menos uma raiz unitária. Portanto, faz-se necessário que seja aplicada uma diferenciação na série com intuito de torná-las estacionárias.

Com o objetivo de confirmar os resultados obtidos pelo teste ADF, empregou-se o teste *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (1992) (KPSS), que tem como hipóteses:

H_0 : $\rho < 0$, a série é estacionária.

H_1 : $\rho = 0$, existe raiz unitária, a série é não estacionária.

Assim, na tabela 2, a seguir, encontram-se os resultados do teste KPSS.

Tabela 2 – Teste de *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS) para séries dos índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P, SSE em nível e com a primeira diferença.

Índices	Valor Crítico KPSS	p-valor	Índices	Valor Crítico KPSS	p-valor
CAC	0,400138	<0,001	ΔCAC	0.131268	0.8900
DAX	1,716.851	<0,001	ΔDAX	0.159026	0.2524
Djia	1,198.554	<0,001	ΔDjia	0.143081	0.4280
FSTE	0,974276	<0,001	ΔFSTE	0.097537	0.5395
IBOV	0,348596	<0,001	ΔIBOV	0.049583	0.9243
Merval	1,619.215	<0,001	ΔMerval	0.293315	0.0783
Nasdaq	1,443.078	<0,001	ΔNasdaq	0.200202	0.2032
Nikkei	0,732562	<0,001	ΔNikkei	0.327239	0.9922
S&P 500	1,068.891	<0,001	ΔS&P 500	0.226121	0.2395
SSE 180	0,515724	<0,001	ΔSSE 180	0.277765	0.6634

Fonte: O autor (2011) a partir do software E-views 7

Notas: Os valores críticos *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (1992): -3,4524 a (1%); -2,8711 a (5%) e -2,5719 a (10%). Em primeiras diferenças. Os valores críticos *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (1992): -3,4524 a (1%); -2,8711 a (5%) e -2,5719 a (10%); Δ representa a série em primeira diferença.

Os resultados mostrados na tabela 2 confirmam os obtidos no teste ADF em nível, logo, pode-se rejeitar a hipótese nula de estacionariedade para as séries temporais dos índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P e SSE. Entretanto, com uma diferença, confirma-se que as séries citadas são não estacionárias em nível e estacionárias com uma diferença, atendendo a premissas do estudo em questão.

4.2 Seleção do Modelo autor-regressivo VAR

Próximo passo é preciso definir o número de defasagens, para que o VAR apresente as melhores características de previsão, que foi calculado com base nos critérios de informação Akaike e Schwarz, apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 – Definição do Número de Defasagens do modelo VAR

Lag	AIC	SBC	Log L
1*	107,1634*	109,5348*	-15898,18*
2	107,5960	110,2214	-15660,52
3	107,7132	111,5972	-15525,84
4	107,9262	113,0759	-15401,18
5	108,0119	114,4336	-15259,74

*Melhor lag segundo os critérios penalizadores; AIC: Akaike information criterion; SBC: Schwarz information criterion; LogL: Log Likelihood; Fonte: O autor (2011), a partir do software E-views 7.

Os critérios para a seleção do número de defasagens apontam para um modelo VAR com uma defasagem para a análise das funções impulso-resposta e da causalidade de Granger, que serão apresentadas na sequência.

Determinado o número de defasagens a ser utilizado no vetor autorregressivo, é necessário confirmar o número de vetores co-integrantes. Para essa determinação, utilizam-se dois testes estatísticos: o do traço e o do máximo autovalor (EISFELD, 2007).

4.3 Co-integração

A terceira etapa foi a avaliação da existência de co-integração entre as séries do modelo de acordo com o teste de Johansen. O resultado do teste de Johansen indica a existência de co-integração entre as séries do modelo, conforme as tabelas 5 e 6, mostrando que há uma relação de equilíbrio de longo prazo entre os índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P e SSE.

Nesta etapa, é necessário calcular a ordem de co-integração do vetor autorregressivo, verificando se ele possui uma relação de longo prazo entre as variáveis CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P e SSE.

O procedimento de Johansen (1990) permite, inicialmente, testar o número de vetores de co-integração compartilhados pelas séries.

A tabela 4 apresenta os valores do $\lambda_{\text{traço}}$, que têm como hipóteses:

H_0 : O número de vetores de co-integração distintos é menor ou igual a r .

H_1 : O número de vetores de co-integração é maior do que r .

Onde r é a integração.

Tabela 4 – Estatística do teste traço para séries dos índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P, SSE.

Número de co-integrações		Estatística do traço			
H_0	H_1	Autovalor	Valor Calculado	(λ_{trace})	p-valor
$r=0$	$r>1$	0.40534	370.036	239,235	<0,001*
$r\leq 1$	$r>1$	0.18591	216.704	197,370	0,003*
$r\leq 2$	$r>2$	0.13994	156.026	159,529	0,077
$r\leq 3$	$r>3$	0.11781	111.551	125,615	0,259
$r\leq 4$	$r>4$	0.08268	74.5731	95,7536	0,559
$r\leq 5$	$r>5$	0.05822	49.1145	69,8188	0,675
$r\leq 6$	$r>6$	0.04337	31.4182	47,8561	0,644
$r\leq 7$	$r>7$	0.03843	18.3375	29,7970	0,541
$r\leq 8$	$r>8$	0.02055	6.77668	15,4940	0,603
$r\leq 9$	$r>9$	0.00220	0.65092	3,84146	0,419

* Rejeição da hipótese 0.05 nível de significância;
MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-valor;
Fonte: O autor (2011), a partir do software E-views 7.

A tabela 4 aponta para a presença de dois vetores de co-integração. Ambas as estatísticas do teste de Johansen (traço e máximo autovalor) não rejeitam a hipótese do número de vetores ser menor ou igual a 2, mas rejeitam a hipótese do número de vetores ser menor ou igual a 1. Estes valores são extraídos de um modelo VAR que inclui uma defasagem para cada variável. A tabela 6 apresenta os valores do λ_{max} , que têm como hipóteses:

H_0 : O número de vetores de co-integração é igual a r vetores

H_1 : O número de vetores de co-integração é igual $r+1$ vetores

Onde r é o número de integrações

Tabela 5 – Estatística do teste máximo autovalor para séries dos índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P e SSE.

Número de co-integrações		Estatística do máximo autovalor			
H_0	H_1	Autovalor	Valor Calculado	(λ_{\max})	p-valor
r=0	r=1	0,405343	153,3324	64,50472	<0,001*
r≤1	r=2	0,185913	60,67785	58,43354	0,029*
r≤2	r=3	0,139948	44,47488	52,36261	0,254
r≤3	r=4	0,117812	36,97833	46,23142	0,341
r≤4	r=5	0,082681	25,45860	40,07757	0,738
r≤5	r=6	0,058224	17,69637	33,87687	0,892
r≤6	r=7	0,043373	13,08070	27,58434	0,880
r≤7	r=8	0,038431	11,56081	21,13162	0,591
r≤8	r=9	0,020551	6,125769	14,26460	0,597
r≤9	r=10	0,002204	0,650920	3,841466	0,419

* Rejeição da hipótese 0.05 nível de significância;
MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-valor;
Fonte: O autor (2011), a partir do software E-views 7.

Pela tabela 5, verifica-se que a estatística do máximo indicam que as séries dos índices das bolsas de valores estudadas têm pelo menos duas relações de equilíbrio em longo prazo, ou seja, são co-integradas, como já foi exposto acima no teste do traço.

O próximo procedimento a ser realizado na construção do modelo das relações entre as bolsas de valores é a análise de causalidade de Granger.

4.4 Causalidade de Granger

Na Tabela 6 estão apresentados os resultados referentes à causalidade de Granger entre os índices avaliados, mostrando a direção e o contágio de cada índice sobre o outro. Hipóteses:

H_0 : Índice "A" não Granger Causa Índice "B".

H_1 : Índice "A" Granger Causa Índice "B"

Tabela 6 – Causalidade de Granger para séries dos índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P e SSE.

Hipótese Nula (H_0)	N	Estatística-F	P- Valor
FTSE não Granger Causa CAC	296	6,52556	0,0111
CAC não Granger Causa NIKKEI	296	8,62481	0,0036
DAX não Granger Causa DJIA	296	10,6134	0,0013
Merval não Granger Causa DAX	296	6,86942	0,0092
NASDAQ não Granger Causa DAX	296	8,72724	0,0034
FTSE não Granger Causa DJIA	296	17,5242	<0,001
Merval não Granger Causa DJIA*	296	15,3309	0,0001
DJIA não Granger Causa Merval*	296	4,57408	0,0333
NASDAQ não Granger Causa DJIA	296	51,9921	<0,001
S&P não Granger Causa DJIA	296	56,5792	<0,001
Merval não Granger Causa FTSE	296	5,24127	0,0228
FTSE não Granger Causa S&P	296	5,10377	0,0246
NASDAQ não Granger Causa FTSE	296	9,32877	0,0025
NIKKEI não Granger Causa IBOV*	296	3,67459	0,0562
IBOV não Granger Causa NIKKEI*	296	4,79241	0,0294
Merval não Granger Causa NASDAQ	296	4,87581	0,0280
NIKKEI não Granger Causa Merval	296	5,23366	0,0229
S&P não Granger Causa Merval*	296	4,14467	0,0427
Merval não Granger Causa S&P*	296	6,44952	0,0116
NASDAQ não Granger Causa S&P	296	10,1552	0,0016
SSE não Granger Causa NIKKEI	296	13,7703	0,0002

Nota: Tabela apresenta resultado significativo, tabela completa em anexo.

*Bidirecional

Fonte da pesquisa, o autor (2011), a partir do software E-views 7.

Analisando a tabela 6, pode-se perceber que os resultados expostos são todos significativos para 5% de significância. Isso denota a rejeição da hipótese nula (H_0), portanto todos os resultados apresentados mostram que o primeiro índice tem uma relação de causalidade para o segundo índice. Os índices que não têm uma relação de causalidade em nenhuma direção com outros não foram apresentados nesta tabela.

Na tabela 6 percebe-se a direção das causalidades, assim percebe-se que os índices DJIA têm uma relação bidirecional com o índice Merval, assim como o S&P com Merval e NIKKEI com IBOV. Isso significa que eles têm uma relação de causalidade em ambos os sentidos, um causa o outro e vice-versa.

Com relação à causalidade de Granger (tabela 6) com uma direção sem retorno, pode-se perceber que FTSE causa CAC, CAC causa NIKKEI, DAX causa

DJIA, Merval causa DAX, NASDAQ causa DAX, FTSE causa DJIA, NASDAQ causa DJIA, S&P causa DJIA, Merval causa FTSE, FTSE causa S&P, NASDAQ causa FTSE, Merval causa NASDAQ, NIKKEI causa Merval, NASDAQ causa S&P e SSE causa NIKKEI. Na Figura 12 estão ilustradas essas relações.

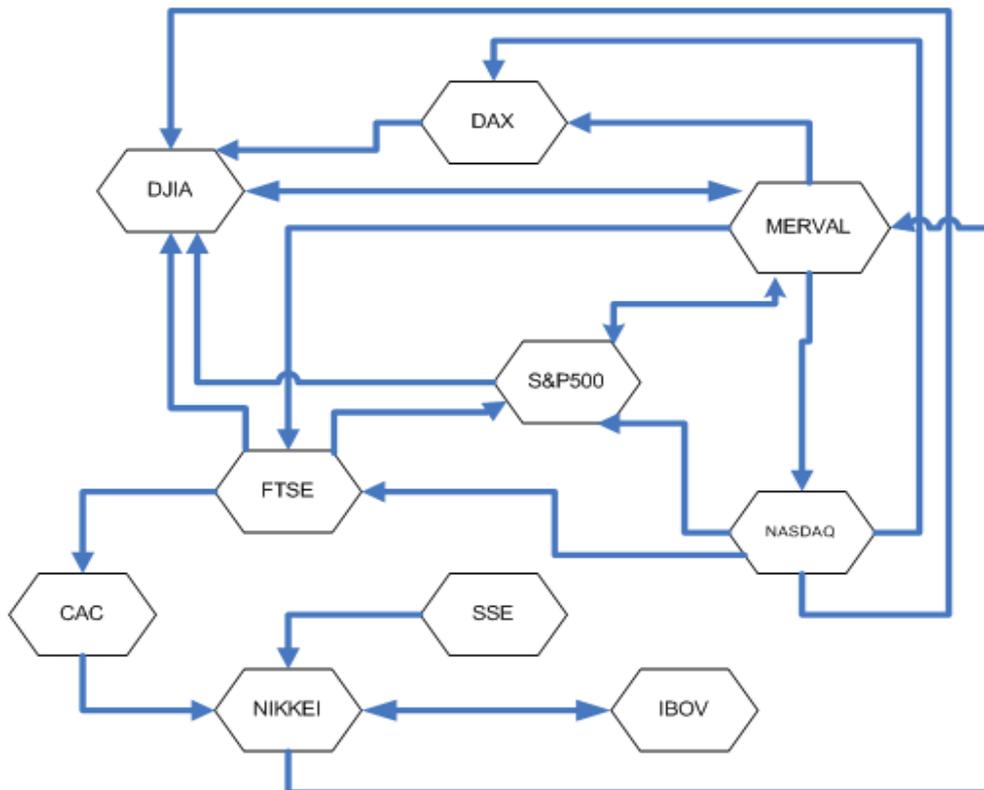


Figura 12 – Causalidade de Granger para séries dos índices CAC, DAX, DJIA, FTSE, IBOV, Merval, NASDAQ, NIKKEI, S&P e SSE.

4.5 Modelo de Correção de Erros (VEC)

Pode-se estimar um modelo de correção de erros vetorial (VEC). Para isso, usam-se equações que relatam a relação, em longo prazo, das variáveis estudadas. Quando duas variáveis são co-integradas, convergem para uma condição de equilíbrio de longo prazo, tornando-se relevante a estimação do modelo de correção de erro (VEC), pois ele permite determinar a velocidade com a qual as variáveis tendem a alcançar o equilíbrio no longo prazo. Isso ocorre ao incorporarem-se

elementos tanto de curto prazo quanto de longo prazo, sendo que os aspectos de longo prazo são captados através dos resíduos defasados da equação de co-integração (FREITAS et al, 2001).

As equações encontradas para o modelo de correção de erros são apresentadas em anexo.

Pode-se perceber, nas equações do modelo com correção de erros VEC em anexo, que os índices sofrem uma influência, contágio ou uma relação no longo prazo com o índice em evidência que são:

- SSE – existe relação de longo prazo com SSE e IBOV;
- Nasdaq - existe relação de longo prazo com SSE, S&P500, DAX, IBOV, Merval, FTSE e DJIA;
- NIKKEI - existe relação de longo prazo com NIKKEI 225;
- CAC - existe relação de longo prazo com SSE, S&P, IBOV, Merval, FTSE e DJIA;
- S&P – existe relação de longo prazo com SSE, CAC, S&P, DAX, IBOV Merval, FTSE e DJIA;
- DAX – existe relação de longo prazo com S&P, IBOV e FTSE;
- IBOV – existe relação de longo prazo com Nasdaq, NIKKEI, Merval e FTSE;
- Merval – existe relação de longo prazo com NIKKEI;
- FTSE – existe relação de longo prazo com Nasdaq, CAC, S&P e DAX;
- DJIA – existe relação de longo prazo com NIKKEI e DJIA;

O procedimento seguinte é definir um ordenamento estatisticamente consistente para as variáveis no VAR. Para isso, usa-se o teste de *Granger Causality/Block Exogeneity Wald*.

4.6 Testes de *Granger Causality/Block Exogeneity Wald*

Com o objetivo de ordenar as variáveis de acordo com o grau de endogeneidade, foi utilizado o teste VAR *Granger Causality/Block Exogeneity*. Para cada equação do modelo VAR, pelo cálculo da estatística Wald testou-se a

significância de cada uma das outras variáveis endógenas defasadas na equação. O valor total da estatística da variável demonstrou a significância de todas as outras variáveis endógenas na equação. Desse modo, a série que apresentou o menor valor da estatística referiu-se à variável mais exógena, e a que apresentou o maior valor, à mais endógena. O teste permitiu, portanto, classificar as variáveis e gerar funções de resposta a impulso sob um critério estatisticamente consistente. Os resultados do teste permitiram ordenar as variáveis dos dez índices de acordo com o grau de exogeneidade. Além disso, o teste também fornece a significância conjunta de todas as variáveis endógenas defasadas na equação. Os resultados do teste realizado são apresentados na tabela 7.

Tabela 7 – Testes de *Granger Causality/Block Exogeneity Wald*

	Variável Dependente									
	CAC		DAX		DJIA		FSTE		IBOV	
	χ^2	p-valor	χ^2	p-valor	χ^2	p-valor	χ^2	p-valor	χ^2	p-valor
CAC			0,0007	0,9785	6,3798	0,0115	11,596	0,0007	10,184	0,0014
DAX	9,0193	0,0027			1,4239	0,2328	11,607	0,0007	9,5686	0,0020
DJIA	3,3785	0,0661	1,3352	0,2479			6,1059	0,0135	2,0969	0,1476
FTSE	4,7307	0,0296	2,6497	0,1036	0,8508	0,3563			8,6537	0,0033
IBOV	1,8909	0,1691	1,9786	0,1595	0,0278	0,8675	0,2433	0,6218		
Merval	0,7496	0,3866	0,0776	0,7806	0,0351	0,8513	0,2741	0,6006	0,2965	0,5861
Nasdaq	8,5081	0,0035	19,344	0,0000	13,642	0,0002	32,765	0,0000	27,970	0,0000
Nikkei	2,3758	0,1232	0,4047	0,5246	2,3614	0,1244	0,9246	0,3363	0,9898	0,3198
S&P500	1,2036	0,2726	4,3167	0,0377	5,0050	0,0253	2,6507	0,1035	18,582	0,0000
SSE180	0,0457	0,8307	0,0003	0,9855	2,7244	0,0988	0,7572	0,3842	0,0103	0,9189
total	32,551	0,0002	41,957	0,0000	107,82	0,0000	54,635	0,0000	52,514	0,0000

	Merval		Nasdaq		Nikkei		S&P500		SSE180	
	χ^2	p-valor	χ^2	p-valor	χ^2	p-valor	χ^2	p-valor	χ^2	p-valor
	CAC	5,3164	0,0211	1,6443	0,1997	0,0121	0,9122	5,2828	0,0215	14,639
DAX	3,8592	0,0495	0,5042	0,4777	0,5964	0,4399	7,4097	0,0065	7,9818	0,0047
DJIA	2,5551	0,1099	0,4799	0,4884	6,1622	0,0131	2,5195	0,1124	0,0007	0,9783
FTSE	0,2257	0,6347	18,961	0,0000	0,2482	0,6183	7,9714	0,0048	0,0475	0,8274
IBOV	1,0509	0,3053	3,2777	0,0702	1,7984	0,1799	8,6453	0,0033	0,1719	0,6784
Merval			4,0341	0,0446	0,0629	0,8019	2,1324	0,1442	1,7211	0,1895
Nasdaq	37,906	0,0000			1,1604	0,2814	15,786	0,0001	6,6833	0,0097
Nikkei	0,5705	0,4501	1,0892	0,2966			0,0868	0,7683	0,6597	0,4167
S&P500	13,740	0,0002	0,2941	0,5875	9,1822	0,0024			4,2782	0,0386
SSE180	0,0697	0,7917	0,0357	0,8499	0,0714	0,7892	0,0536	0,8168		
total	53,164	0,0000	27,170	0,0013	29,042	0,0006	38,601	0,0000	19,791	0,0192

Fonte: O autor (2011) a partir do software E-views 7.

Como se pode notar na tabela 7, o índice *Dow Jones Industrial Average* (DJIA) é a variável “mais endógena” do modelo, seguida pelos índices *Financial Times Stock Exchange* (FTSE-100), *Mercado de Valores de Buenos Aires* (Merval), *Índice Bovespa* (IBOV), *Deutscher Aktien Index* (DAX-30), *Standard & Poor 500* (S&P500), *Cotation Assistée en Continu* (CAC-40), *Nikkei Stock Average* (Nikkei-225), *Nasdaq Index Composite* (Nasdaq), e o último mais endógeno e o primeiro mais exógeno é o índice *Shanghai Stock Exchange* (SSE-180). Para a ordenação das variáveis no modelo VAR, parte-se da variável mais exógena para a mais endógena, de forma que tem-se a seguinte ordenação, representada na Tabela 8.

Tabela 8 – Ordenação da mais exógena para a mais endógena segundo o teste de *Granger Causality/Block Exogeneity Wald*

Ordenação decrescente por exogeneidade	Índices	Total χ^2
Primeira	<i>Shanghai Stock Exchange</i> (SSE-180)	19,791
Segunda	<i>Nasdaq Index Composite</i> (Nasdaq)	27,170
Terceira	<i>Nikkei Stock Average</i> (Nikkei-225)	29,042
Quarta	<i>Cotation Assistée en Continu</i> (CAC-40)	32,551
Quinta	<i>Standard & Poor 500</i> (S&P500)	38,601
Sexta	<i>Deutscher Aktien Index</i> (DAX-30),	41,957
Sétima	<i>Índice Bovespa</i> (IBOV)	52,514
Oitava	<i>Mercado de valores de Buenos Aires</i> (Merval)	53,164
Nona	<i>Financial Times Stock Exchange</i> (FTSE-100)	54,635
Décima	<i>Dow Jones Industrial Average</i> (DJIA)	107,82

Fonte: O autor (2011) a partir do software E-views 7.

De acordo com a teoria subjacente ao estudo e com os resultados do teste de causalidade de Granger/Block Exogeneity Wald, obtém-se a matriz de relações, que é usada para estimar o modelo VAR estrutural e determinar os efeitos de um índice sobre os demais. Com base nesses critérios, a matriz de relações foi construída a partir do procedimento de Bernanke (1986), como se pode observar na tabela 8, o índice *Dow Jones Industrial Average* (DJIA) é o mais endógeno com relação aos demais índices em estudo, pois é o que dá a direção aos demais índices mundiais.

Nota-se que o mais exógeno é o índice *Shanghai Stock Exchange* (SSE-180), situado num país emergente.

O teste permitiu, portanto, classificar as variáveis, gerar funções de resposta a impulso e fazer a decomposição da variância sobre erro de previsão, sob um critério estatisticamente consistente. Os resultados do teste ordenaram os índices de acordo com o grau de exogenidade relativa.

4.7 Função impulso-resposta

Após a ordenação de exogeneidade, pode-se realizar as funções impulso-resposta de Cholesky, que mostram os efeitos de longo prazo nas séries temporais quando há um determinado choque exógeno em alguma das variáveis endógenas do modelo.

São analisados os impactos ocorridos até um período de 30 dias após os choques. A análise da função impulso-resposta é particularmente útil para a observação da direção, do tempo de duração e do padrão de reação da resposta da variável de interesse a impulsos de um desvio-padrão e futuros nas variáveis endógenas do modelo.

A análise gráfica das funções impulso-resposta é uma maneira prática de visualizar o comportamento da variável dependente em resposta a uma série de choques. É importante destacar que a ordenação das variáveis tem grande influência sobre a análise da função impulso-resposta. A importância da ordenação depende da magnitude do coeficiente de correlação entre os termos de erro.

Isso significa que, no modelo, o índice SSE não responde às inovações nos outros índices. Por outro lado, o índice DJIA, que é a variável de maior interesse no estudo por ser o índice representativo de uma das maiores potências econômicas da atualidade, é a variável mais endógena. Esse resultado é bastante desejável, uma vez que o objetivo principal do estudo é verificar a inter-relação e o contágio entre as bolsas internacionais, sendo, assim, possível a avaliação dos impactos logo a partir do primeiro período (ENDERS, 2004).

Na Figura 13 apresentam-se as funções impulso-resposta do índice DJIA a

inovações de um desvio-padrão no próprio índice DJIA e nos demais índices.

A análise de impulso-resposta VEC evidenciou que os choques passaram a apresentar maiores impactos entre os mercados, tanto em termos de duração como em termos de intensidade. De um modo geral, os choques apresentaram durações de até 5 ou 6 dias

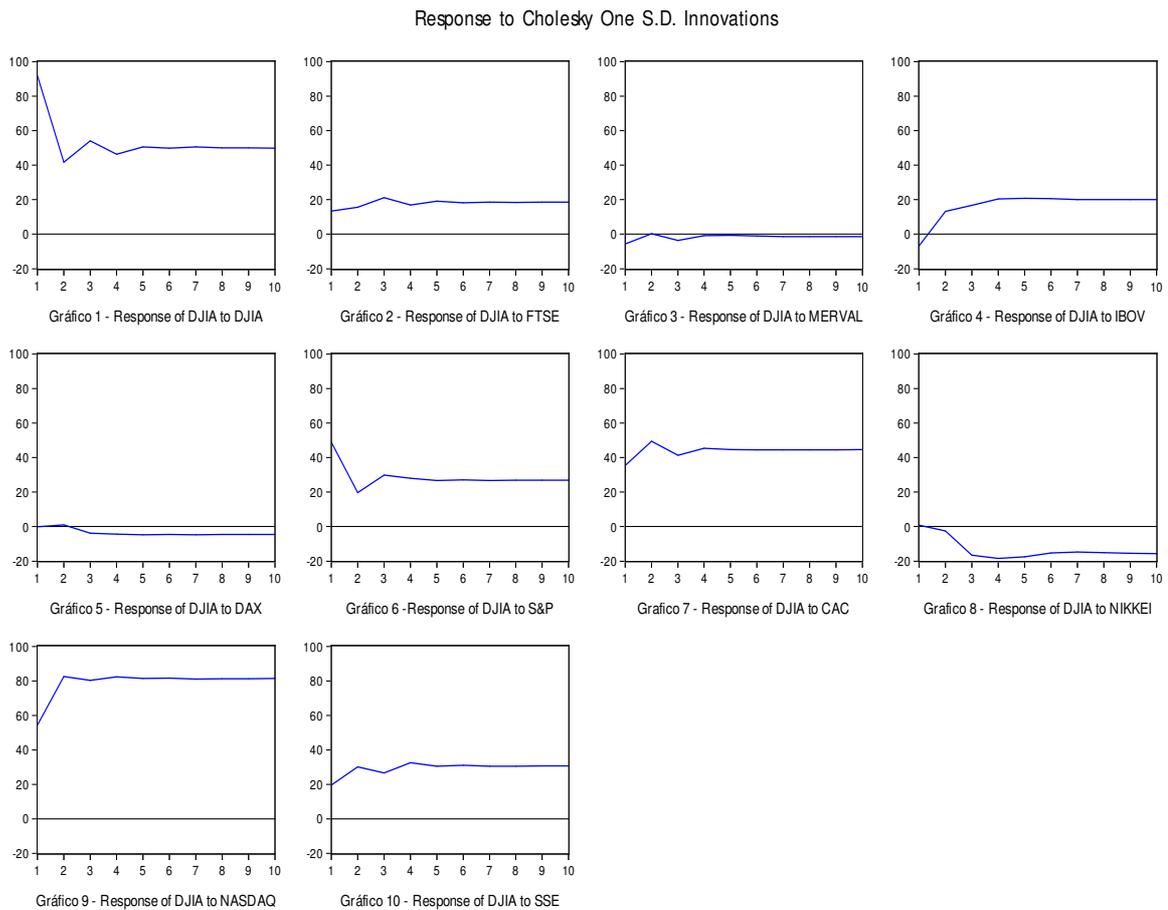


Figura 13 – Gráfico da função impulso-resposta do índice *Dow Jones Industrial Average* (DJIA), o mais endógeno para si próprio e para as demais variáveis exógenas.

O primeiro gráfico apresenta a resposta da variação do índice DJIA a um choque nele mesmo. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade relativamente alta, porém de curta duração negativa, cessando o impacto a partir do sexto dia após a inovação, o que é bastante comum entre as variáveis econômicas.

O segundo gráfico mostra a resposta do índice DJIA a um choque na variação

do índice FTSE, segundo mais endógeno. Verifica-se que o choque, produz uma resposta de intensidade relativamente baixa e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do sexto dia após a inovação.

O terceiro gráfico apresenta a resposta da variação do índice DJIA a um choque no índice Merval. Observa-se que o choque produz uma resposta de pouca intensidade e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O quarto gráfico mostra a resposta do índice DJIA a um choque na variação do índice IBOV, quarto mais endógeno. Verifica-se que o choque é de curta duração positiva, praticamente cessa o efeito a partir do sexto dia após a inovação.

O quinto gráfico apresenta a resposta da variação do DJIA a um choque no índice DAX. Verifica-se que o choque produz uma resposta de pouca intensidade e também de curta duração positiva, praticamente cessa o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O sexto gráfico apresenta a resposta da variação do índice DJIA a um choque no índice S&P, sexto mais endógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade relativamente alta, porém de curta duração negativa, cessando o impacto a partir do quinto dia após a inovação.

O sétimo gráfico mostra a resposta do índice DJIA a um choque na variação do índice CAC, sétimo mais endógeno. Verifica-se que o choque, produz uma resposta de intensidade relativamente elevada e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quinto dia após a inovação.

O oitavo gráfico apresenta a resposta da variação do índice DJIA a um choque no índice Nikkei, oitavo mais endógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade não muito alta, de curta duração negativa, cessando o impacto a partir do sexto dia após a inovação.

O nono gráfico mostra a resposta do índice DJIA a um choque na variação do índice Nasdaq, nono mais endógeno e o segundo mais exógeno. Verifica-se que o choque, produz uma resposta de curta duração positiva, praticamente cessa o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O décimo gráfico mostra a resposta do índice DJIA a um choque na variação do índice SSE, décimo mais endógeno e o mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de curta duração positiva, praticamente cessa o efeito a partir

do quinto dia após a inovação.

Na figura 14 abaixo podemos perceber os gráficos das respostas do índice FTSE sobre os dez índices em estudos.

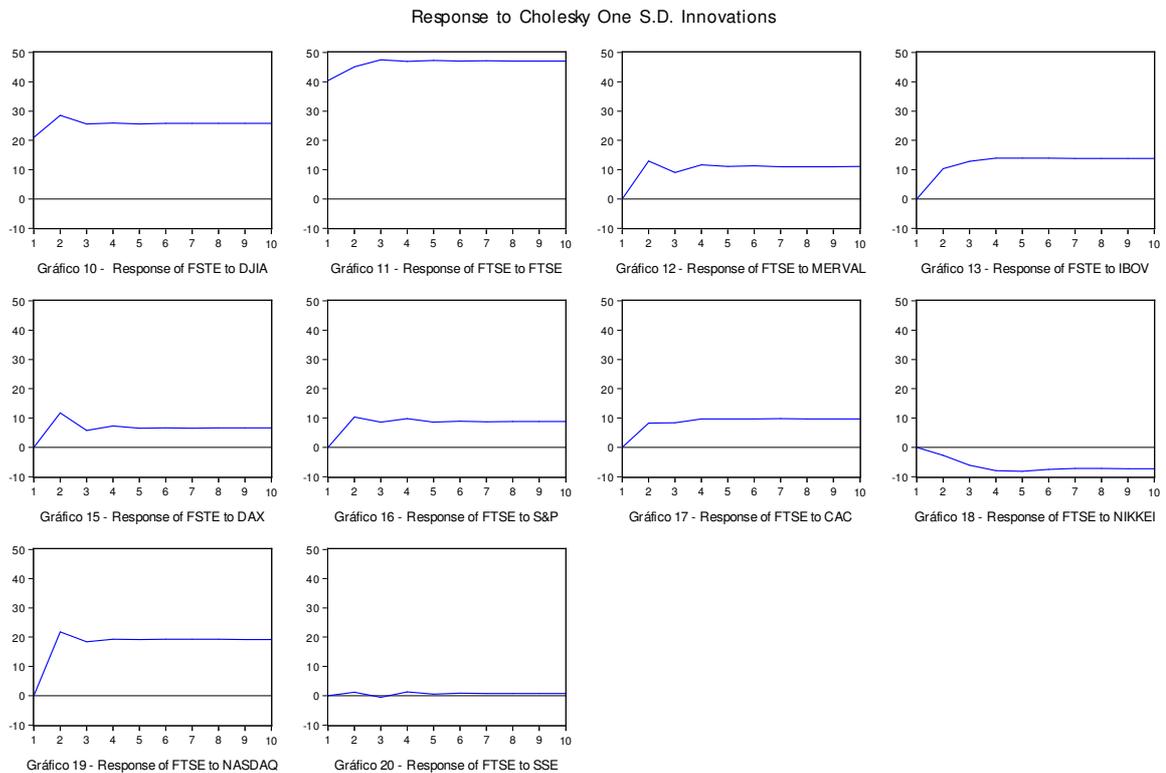


Figura 14 – Gráficos da função impulso-resposta do índice *Financial Times Stock Exchange* (FTSE-100), o segundo mais endógeno.

O décimo primeiro gráfico mostra a resposta do índice FTSE a um choque na variação do índice DJIA, o mais endógeno entre os índices em estudo. Verifica-se que o choque produz uma resposta positiva e também de curta duração, praticamente cessando o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O décimo segundo gráfico apresenta a resposta da variação do índice FTSE a um choque nele mesmo. Observa-se que o choque produz uma resposta positiva, porém de curta duração, cessando o impacto a partir do terceiro dia após a inovação.

O décimo terceiro gráfico apresenta a resposta da variação do índice FTSE a um choque no índice Merval, que é o terceiro mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta positiva e de curta duração, cessando o

efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O décimo quarto gráfico mostra a resposta do índice FTSE a um choque na variação do índice IBOV, quarto mais endógeno. Verifica-se que o choque de curta duração positiva praticamente cessa o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O décimo quinto gráfico apresenta a resposta da variação do índice FTSE a um choque no índice DAX, quinto mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta de curta duração positiva. Verifica-se que ele produz uma resposta de intensidade moderada, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O décimo sexto gráfico apresenta a resposta da variação do índice FTSE a um choque no índice S&P, sexto mais endógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada, porém de curta duração positiva, cessando o impacto a partir do sexto dia após a inovação.

O décimo sétimo gráfico mostra a resposta do índice FTSE a um choque na variação do índice CAC, sétimo mais endógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade relativamente elevada e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O décimo oitavo gráfico apresenta a resposta da variação do índice FTSE a um choque no índice Nikkei, oitavo mais endógeno e terceiro mais exógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada, de curta duração negativa, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

O décimo nono gráfico mostra a resposta do índice FTSE a um choque na variação do índice Nasdaq, nono mais endógeno e o segundo mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade relativamente elevada e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O vigésimo gráfico mostra a resposta do índice FTSE a um choque na variação do índice SSE, décimo mais endógeno e o mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de baixa intensidade e também de curta duração positiva quase nula, praticamente cessando o efeito a partir do quinto dia após a inovação.

Na figura 15 abaixo podemos perceber os gráficos das respostas do índice Merval sobre os dez índices em estudos.

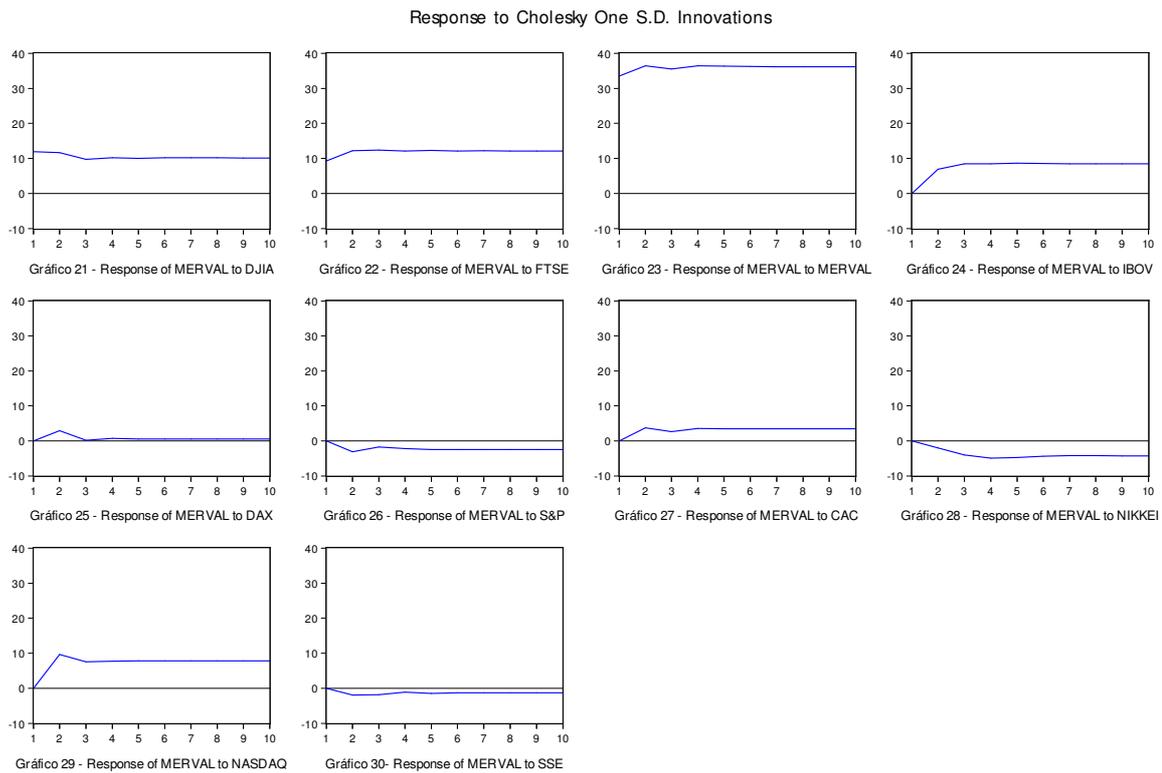


Figura 15 – Gráficos da função impulso-resposta do índice Mercado de Valores de Buenos Aires (Merval), o terceiro mais endógeno sobre os demais índices do estudo.

O vigésimo primeiro gráfico mostra a resposta do índice Merval a um choque na variação do índice DJIA, o mais endógeno entre os índices em estudo. Verifica-se que o choque produz uma resposta negativa de baixa intensidade e também de curta duração, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O vigésimo segundo gráfico apresenta a resposta da variação do índice Merval a um choque no índice FTSE, que é o segundo mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta positiva de baixa intensidade. Verifica-se que o choque, de curta duração, praticamente cessa o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O vigésimo terceiro gráfico apresenta a resposta da variação do índice Merval a um choque nele mesmo. Observa-se que o choque produz uma variação de baixa intensidade positiva, porém de curta duração, cessando o impacto a partir do terceiro dia após a inovação.

O vigésimo quarto gráfico mostra a resposta do índice Merval a um choque na variação do índice IBOV, quarto mais endógeno. Verifica-se que o choque, de curta duração positiva e de moderada intensidade, praticamente cessa o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O vigésimo quinto gráfico apresenta a resposta da variação do índice Merval a um choque no índice DAX, quinto mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta de baixa intensidade e curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O vigésimo sexto gráfico apresenta a resposta da variação do índice Merval a um choque no índice S&P, sexto mais endógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de baixa intensidade, porém de curta duração negativa, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

O vigésimo sétimo gráfico mostra a resposta do índice Merval a um choque na variação do índice CAC, sétimo mais endógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O vigésimo oitavo gráfico apresenta a resposta da variação do índice Merval a um choque no índice Nikkei, oitavo mais endógeno e terceiro mais exógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada, de curta duração negativa, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

O vigésimo nono gráfico mostra a resposta do índice Merval a um choque na variação do índice Nasdaq, nono mais endógeno e segundo mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O trigésimo gráfico mostra a resposta do índice Merval a um choque na variação do índice SSE, décimo mais endógeno e o mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de baixa intensidade e também de curta duração negativa quase nula, praticamente cessando o efeito a partir do quinto dia após a inovação.

Na figura 16 abaixo podemos perceber os gráficos das respostas do índice IBOV sobre os dez índices em estudos.

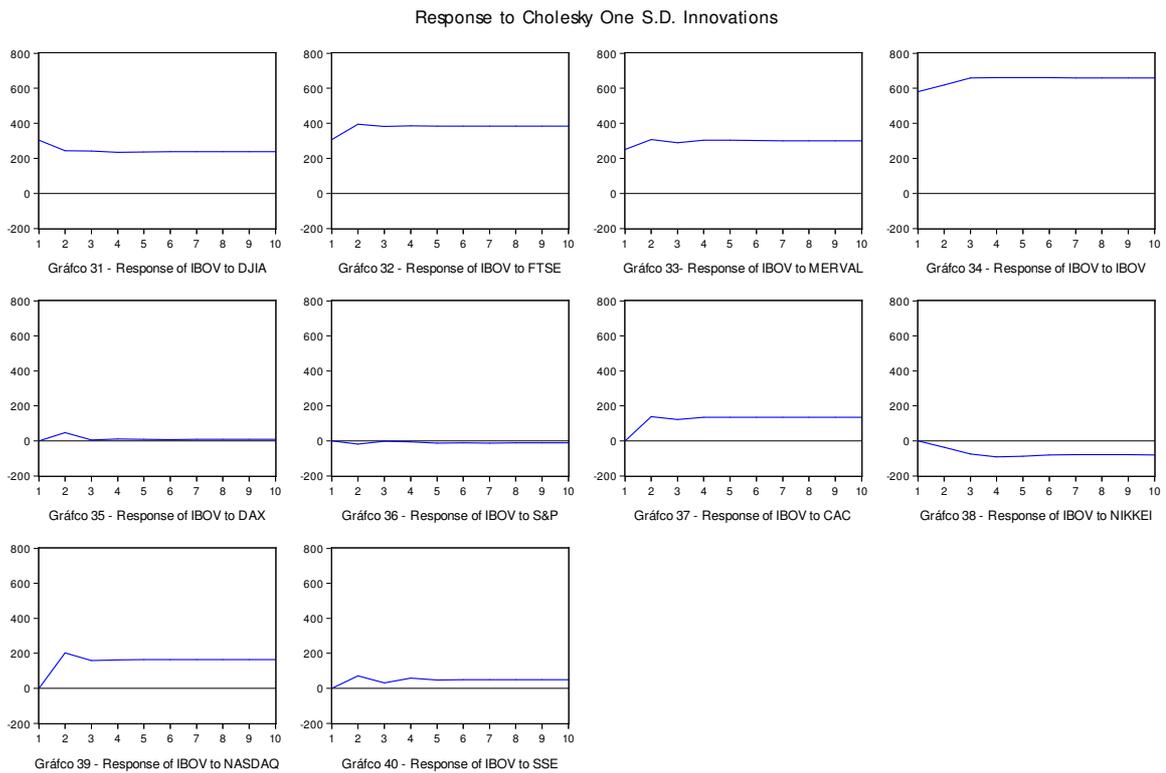


Figura 16 – Gráficos da função impulso-resposta do índice Bovespa, o quarto mais endógeno sobre os demais índices.

O trigésimo primeiro gráfico mostra a resposta do índice IBOV a um choque na variação do índice DJIA, o mais endógeno entre os índices em estudo. Verifica-se que o choque produz uma resposta negativa de baixa intensidade e também de curta duração, praticamente cessando o efeito a partir do segundo dia após a inovação.

O trigésimo segundo gráfico apresenta a resposta da variação do índice IBOV a um choque no índice FTSE, que é o segundo mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta positiva de baixa intensidade. Verifica-se que o choque, de curta duração, praticamente cessa o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O trigésimo terceiro gráfico mostra a resposta do índice IBOV a um choque na variação do índice Merval, terceiro mais endógeno. Verifica-se que o choque, de curta duração positiva e de moderada intensidade, praticamente cessa o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O trigésimo quarto gráfico apresenta a resposta da variação do índice IBOV a um choque nele mesmo. Observa-se que o choque produz uma variação de baixa intensidade positiva, porém de curta duração, cessando o impacto a partir do terceiro dia após a inovação.

O trigésimo quinto gráfico apresenta a resposta da variação do índice IBOV a um choque no índice DAX, quinto mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta de intensidade muito baixa e de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O trigésimo sexto gráfico apresenta a resposta da variação do índice IBOV a um choque no índice S&P, sexto mais endógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade e duração quase nula negativa, cessando o impacto a partir do segundo dia após a inovação.

O trigésimo sétimo gráfico mostra a resposta do índice IBOV a um choque na variação do índice CAC, sétimo mais endógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O trigésimo oitavo gráfico apresenta a resposta da variação do índice IBOV a um choque no índice Nikkei, oitavo mais endógeno e terceiro mais exógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada, de curta duração positiva, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

O trigésimo nono gráfico mostra a resposta do índice IBOV a um choque na variação do índice Nasdaq, nono mais endógeno e segundo mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O quadragésimo gráfico mostra a resposta do índice IBOV a um choque na variação do índice SSE, décimo mais endógeno e o mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de baixa intensidade e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quinto dia após a inovação.

Na figura 17 abaixo podemos perceber os gráficos das respostas do índice DAX sobre os dez índices em estudos.

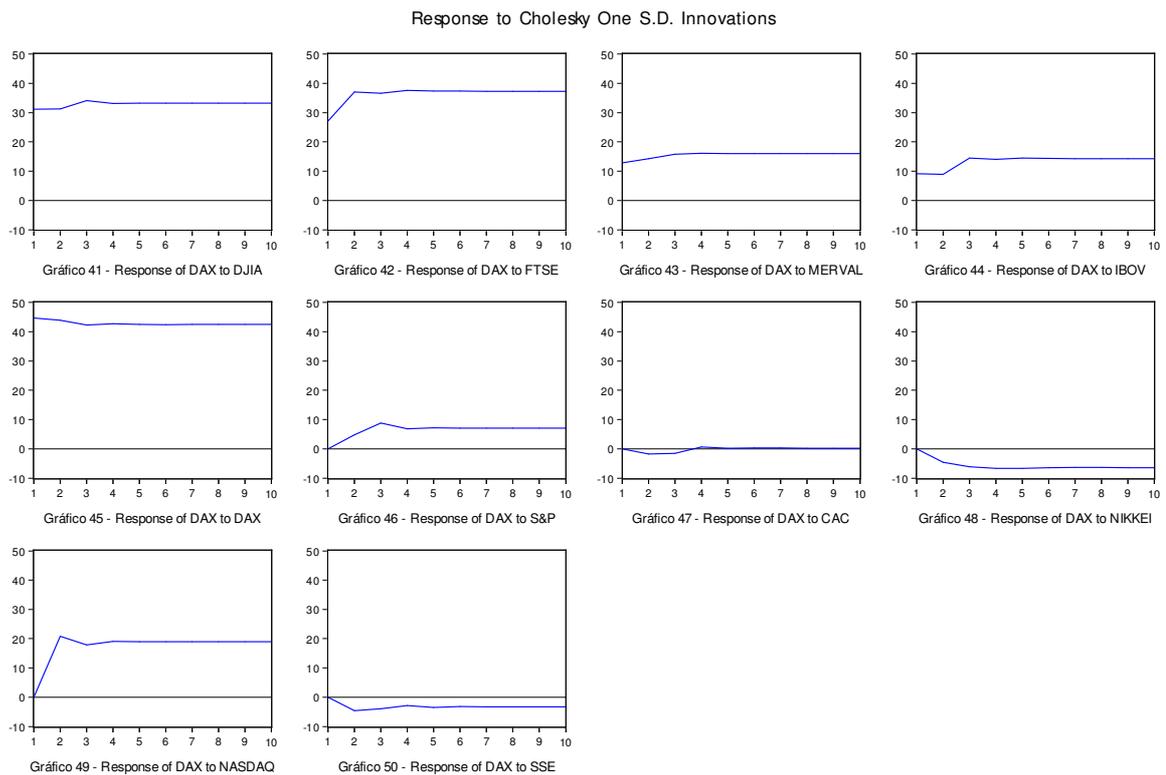


Figura 17 – Gráficos da função impulso-resposta do índice *Deutscher Aktien Index* (DAX-30), o quinto mais endógeno sobre os demais índices.

O quadragésimo primeiro gráfico mostra a resposta do índice DAX a um choque na variação do índice DJIA, o mais endógeno entre os índices em estudo. Verifica-se que o choque produz uma resposta positiva de baixa intensidade e também de curta duração, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O quadragésimo segundo gráfico apresenta a resposta da variação do índice DAX a um choque no índice FTSE, que é o segundo mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta positiva de intensidade moderada. Verifica-se que o choque, de curta duração, praticamente cessa o efeito a partir do quinto dia após a inovação.

O quadragésimo terceiro gráfico mostra a resposta do índice DAX a um choque na variação do índice Merval, terceiro mais endógeno. Verifica-se que o choque, de curta duração negativa e de baixa intensidade, praticamente cessa o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O quadragésimo quarto gráfico apresenta a resposta da variação do índice

DAX a um choque no índice IBOV, quarto mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta de intensidade baixa e curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O quadragésimo quinto gráfico apresenta a resposta da variação do índice DAX a um choque nele mesmo. Observa-se que o choque produz uma variação de baixa intensidade positiva, porém de curta duração, cessando o impacto a partir do terceiro dia após a inovação.

O quadragésimo sexto gráfico apresenta a resposta da variação do índice DAX a um choque no índice S&P, sexto mais endógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada e curta duração positiva, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

O quadragésimo sétimo gráfico mostra a resposta do índice DAX a um choque na variação do índice CAC, sétimo mais endógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade quase nula e também de curta duração negativa, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O quadragésimo oitavo gráfico apresenta a resposta da variação do índice DAX a um choque no índice Nikkei, oitavo mais endógeno e terceiro mais exógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada, de curta duração negativa, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

O quadragésimo nono gráfico mostra a resposta do índice DAX a um choque na variação do índice Nasdaq, nono mais endógeno e segundo mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade relativamente alta e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O quinquagésimo gráfico mostra a resposta do índice DAX a um choque na variação do índice SSE, décimo mais endógeno e o mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de baixa intensidade negativa e também de curta duração, praticamente cessando o efeito a partir do sexto dia após a inovação.

Na figura 18 abaixo podemos perceber os gráficos das respostas do índice S&P sobre os dez índices em estudos.

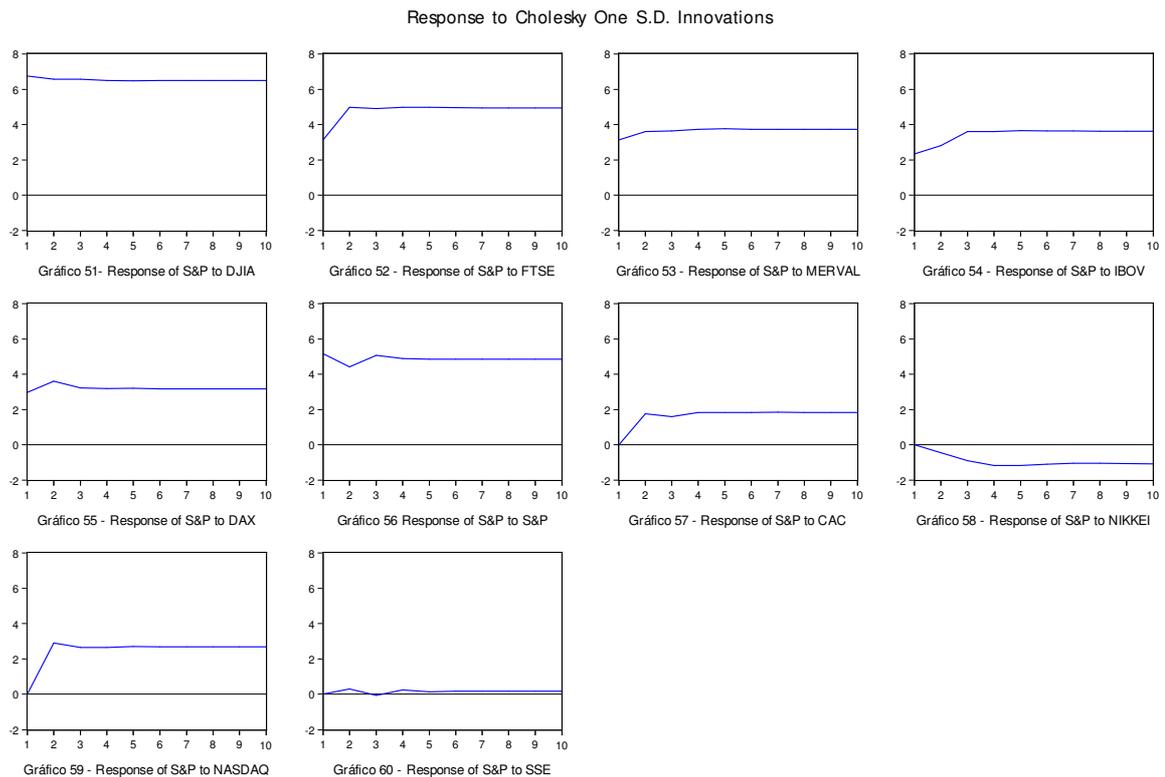


Figura 18 – Gráficos da função impulso-resposta do índice *Standard & Poor 500* (S&P500), o sexto mais endógeno sobre os demais índices.

O quinquagésimo primeiro gráfico mostra a resposta do índice S&P a um choque na variação do índice DJIA, o mais endógeno entre os índices em estudo. Verifica-se que o choque produz uma resposta negativa de intensidade quase nula e também de curta duração, praticamente cessando o efeito a partir do segundo dia após a inovação.

O quinquagésimo segundo gráfico apresenta a resposta da variação do índice S&P a um choque no índice FTSE, que é o segundo mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta positiva de intensidade moderada. Verifica-se que o choque, de curta duração, praticamente cessa o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O quinquagésimo terceiro gráfico mostra a resposta do índice S&P a um choque na variação do índice Merval, terceiro mais endógeno. Verifica-se que o choque, de curta duração positiva e de muito baixa intensidade, praticamente cessa o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O quinquagésimo quarto gráfico apresenta a resposta da variação do índice S&P a um choque no índice IBOV, quarto mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta de intensidade moderada e curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O quinquagésimo quinto gráfico apresenta a resposta da variação do índice S&P a um choque no índice DAX, quinto mais endógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada e curta duração positiva, cessando o impacto a partir do terceiro dia após a inovação.

O quinquagésimo sexto gráfico apresenta a resposta da variação do índice S&P a um choque nele mesmo. Observa-se que o choque produz uma variação de intensidade moderada negativa, porém de curta duração, cessando o impacto a partir do terceiro dia após a inovação.

O quinquagésimo sétimo gráfico mostra a resposta do índice S&P a um choque na variação do índice CAC, sétimo mais endógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade baixa e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O quinquagésimo oitavo gráfico apresenta a resposta da variação do índice S&P a um choque no índice Nikkei, oitavo mais endógeno e terceiro mais exógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada, de curta duração negativa, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

O quinquagésimo nono gráfico mostra a resposta do índice S&P a um choque na variação do índice Nasdaq, nono mais endógeno e segundo mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade relativamente alta e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O sexagésimo gráfico mostra a resposta do índice S&P a um choque na variação do índice SSE, décimo mais endógeno e o mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade quase nula positiva e também de curta duração, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

Na figura 19 abaixo podemos perceber os gráficos das respostas do índice CAC sobre os dez índices em estudos.

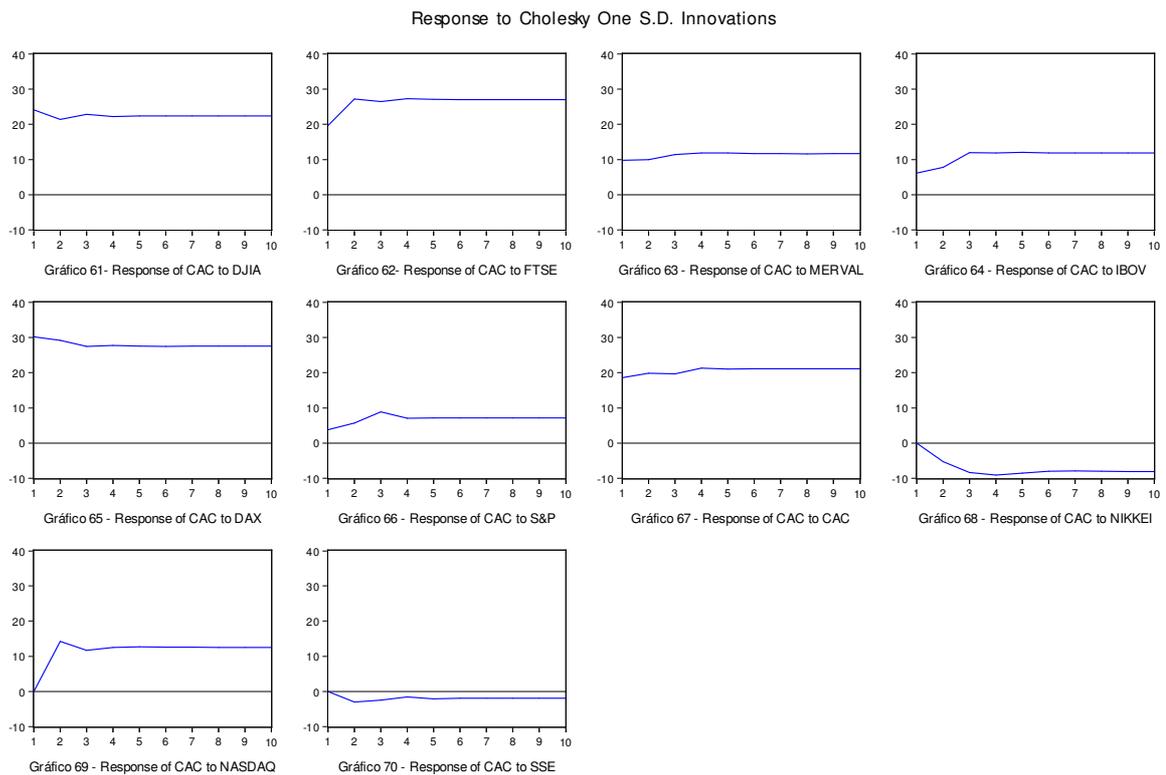


Figura 19 – Gráficos da função impulso-resposta do índice *Cotation Assistée en Continu* (CAC-40), o sétimo mais endógeno sobre os demais índices.

O sexagésimo primeiro gráfico mostra a resposta do índice CAC a um choque na variação do índice DJIA, o mais endógeno entre os índices em estudo. Verifica-se que o choque produz uma resposta negativa de baixa intensidade e também de curta duração, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O sexagésimo segundo gráfico apresenta a resposta da variação do índice CAC a um choque no índice FTSE, que é o segundo mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta positiva de intensidade moderada. Verifica-se que o choque, de curta duração, praticamente cessa o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O sexagésimo terceiro gráfico mostra a resposta do índice CAC a um choque na variação do índice Merval, terceiro mais endógeno. Verifica-se que o choque, de curta duração positiva e de muito baixa intensidade, praticamente cessa o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O sexagésimo quarto gráfico apresenta a resposta da variação do índice CAC

a um choque no índice IBOV, quarto mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta de intensidade moderada e curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O sexagésimo quinto gráfico apresenta a resposta da variação do índice CAC a um choque no índice DAX, quinto mais endógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de muito baixa intensidade negativa e curta duração, cessando o impacto a partir do terceiro dia após a inovação.

O sexagésimo sexto gráfico mostra a resposta do índice CAC a um choque na variação do índice S&P, sexto mais endógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O sexagésimo sétimo gráfico apresenta a resposta da variação do índice CAC a um choque nele mesmo. Observa-se que o choque produz uma variação de intensidade quase nula positiva, porém de curta duração, cessando o impacto a partir do quinto dia após a inovação.

O sexagésimo oitavo gráfico apresenta a resposta da variação do índice CAC a um choque no índice Nikkei, oitavo mais endógeno e terceiro mais exógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada, de curta duração negativa, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

O sexagésimo nono gráfico mostra a resposta do índice CAC a um choque na variação do índice Nasdaq, nono mais endógeno e segundo mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade relativamente alta e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O septuagésimo gráfico mostra a resposta do índice CAC a um choque na variação do índice SSE, décimo mais endógeno e o mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de baixa intensidade negativa e também de curta duração, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

Na figura 20 abaixo podemos perceber os gráficos das respostas do índice NIKKEI sobre os dez índices em estudos.

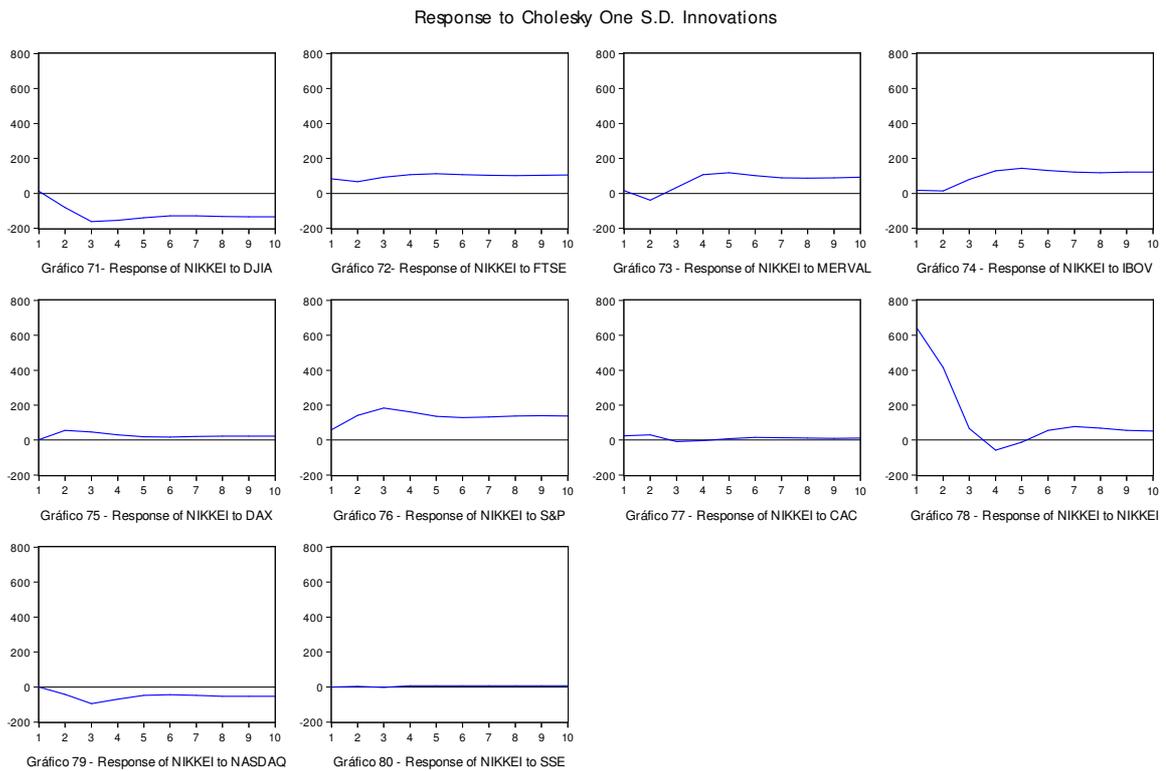


Figura 20 – Gráficos da função impulso-resposta do índice *Nikkei Stock Average* (Nikkei-225), o oitavo mais endógeno sobre os demais índices.

O septuagésimo primeiro gráfico mostra a resposta do índice *Nikkei* a um choque na variação do índice DJIA, o mais endógeno entre os índices em estudo. Verifica-se que o choque produz uma resposta negativa de baixa intensidade e também de curta duração, praticamente cessando o efeito a partir do sétimo dia após a inovação.

O septuagésimo segundo gráfico apresenta a resposta da variação do índice *Nikkei* a um choque no índice FTSE, que é o segundo mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta negativa num primeiro dia, passando para positiva de intensidade baixa. Verifica-se que o choque, de curta duração, praticamente cessa o efeito a partir do sexto dia após a inovação.

O septuagésimo terceiro gráfico mostra a resposta do índice *Nikkei* a um choque na variação do índice Merval, terceiro mais endógeno. Verifica-se que o choque, de curta duração negativa, passando para positiva de muito baixa intensidade, praticamente cessa o efeito a partir do sétimo dia após a inovação.

O septuagésimo quarto gráfico apresenta a resposta da variação do índice

Nikkei a um choque no índice IBOV, quarto mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta de intensidade moderada e curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do sexto dia após a inovação.

O septuagésimo quinto gráfico apresenta a resposta da variação do índice *Nikkei* a um choque no índice DAX, quinto mais endógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de muito baixa intensidade positiva e curta duração, cessando o impacto a partir do sexto dia após a inovação.

O septuagésimo sexto gráfico mostra a resposta do índice *Nikkei* a um choque na variação do índice S&P, sexto mais endógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do sexto dia após a inovação.

O septuagésimo sétimo gráfico apresenta a resposta da variação do índice *Nikkei* a um choque no índice CAC, sétimo mais endógeno e quarto mais exógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade quase nula, de curta duração negativa, cessando o impacto a partir do sétimo dia após a inovação.

O septuagésimo sétimo gráfico apresenta a resposta da variação do índice *Nikkei* a um choque nele mesmo. Observa-se que o choque produz uma variação de alta intensidade negativa, porém, de curta duração, cessando o impacto a partir do oitavo dia após a inovação.

O septuagésimo nono gráfico mostra a resposta do índice *Nikkei* a um choque na variação do índice *Nasdaq*, nono mais endógeno e segundo mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada e também de curta duração negativa, praticamente cessando o efeito a partir do sétimo dia após a inovação.

O octogésimo gráfico mostra a resposta do índice *Nikkei* a um choque na variação do índice SSE, décimo mais endógeno e o mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta sem intensidade e sem variação.

Na figura 21 abaixo podemos perceber os gráficos das respostas do índice *Nasdaq* sobre os dez índices em estudos.

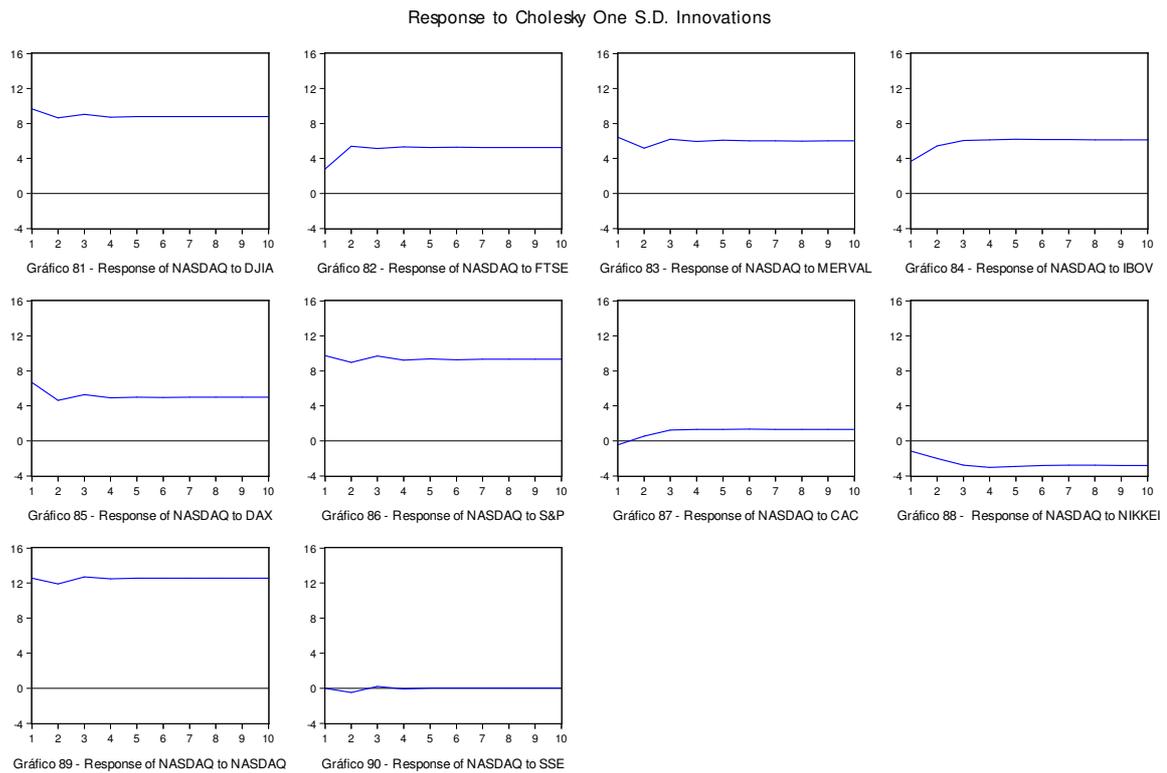


Figura 21 – Gráficos da função impulso-resposta do índice *Nasdaq Index Composite* (*Nasdaq*), nono mais endógeno e segundo mais exógeno sobre os demais índices.

O octogésimo primeiro gráfico mostra a resposta do índice *Nasdaq* a um choque na variação do índice DJIA, o mais endógeno entre os índices em estudo. Verifica-se que o choque produz uma resposta negativa de baixa intensidade e também de curta duração, praticamente cessando o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O octogésimo segundo gráfico apresenta a resposta da variação do índice *Nasdaq* a um choque no índice FTSE que é o segundo mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta positiva e de intensidade moderada. Verifica-se que o choque é de curta duração, praticamente cessando o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O octogésimo terceiro gráfico mostra a resposta do índice *Nasdaq* a um choque na variação do índice Merval, terceiro mais endógeno. Verifica-se que o choque é de curta duração negativa, passando para positiva de muito baixa intensidade, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O octogésimo quarto gráfico apresenta a resposta da variação do índice *Nasdaq* a um choque no índice IBOV, quarto mais endógeno. Observa-se que o choque, nesse caso, causa uma resposta de intensidade moderada e curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do sexto dia após a inovação.

O octogésimo quinto gráfico apresenta a resposta da variação do índice *Nasdaq* a um choque no índice DAX, quinto mais endógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada negativa e de curta duração, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

O octogésimo sexto gráfico mostra a resposta do índice *Nasdaq* a um choque na variação do índice S&P, sexto mais endógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada e também de curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O octogésimo sétimo gráfico apresenta a resposta da variação do índice *Nasdaq* a um choque no índice CAC, sétimo mais endógeno e quarto mais exógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de baixa intensidade, de curta duração positiva, cessando o impacto a partir do terceiro dia após a inovação.

O octogésimo oitavo gráfico mostra a resposta do índice *Nasdaq* a um choque na variação do índice *Nikkei*, oitavo mais endógeno e terceiro mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada e também de curta duração negativa, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O octogésimo nono gráfico apresenta a resposta da variação do índice *Nasdaq* a um choque nele mesmo. Observa-se que o choque produz uma variação de baixa intensidade negativa, porém de curta duração, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

O nonagésimo gráfico mostra a resposta do índice *Nasdaq* a um choque na variação do índice SSE, décimo mais endógeno e primeiro mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade quase nula de curta duração, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

Na figura 22 abaixo podemos perceber os gráficos das respostas do índice SSE sobre os dez índices em estudos

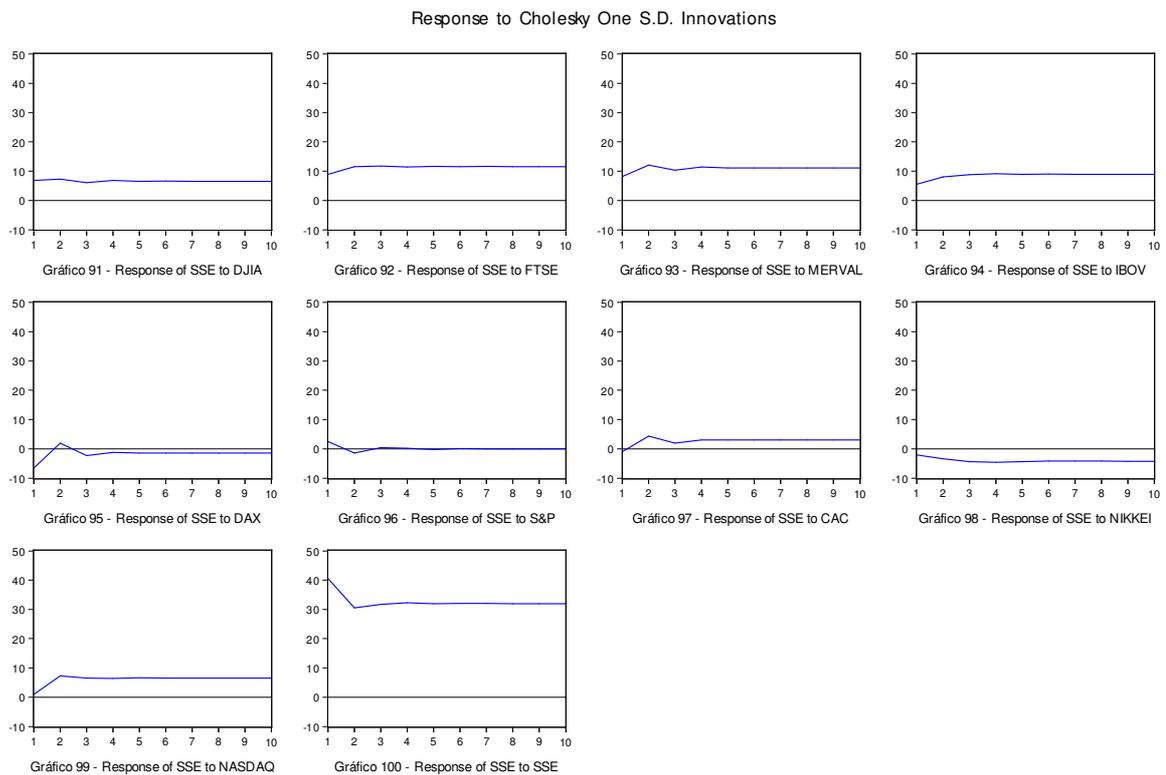


Figura 22 – Gráficos da função impulso-resposta do índice *Shanghai Stock Exchange* (SSE-180), o mais exógeno e décimo mais endógeno sobre os demais índices.

O nonagésimo primeiro gráfico mostra a resposta do índice SSE a um choque na variação do índice DJIA, o mais endógeno entre os índices em estudo. Verifica-se que o choque produz uma resposta de sem intensidade e sem variação.

O nonagésimo segundo gráfico apresenta a resposta da variação do índice SSE a um choque no índice FTSE, que é o segundo mais endógeno. Observa-se que o choque causa uma resposta positiva intensidade baixa. Verifica-se que o choque é de curta duração, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O nonagésimo terceiro gráfico mostra a resposta do índice SSE a um choque na variação do índice Merval, terceiro mais endógeno. Verifica-se que o choque é de curta duração positiva e baixa intensidade, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O nonagésimo quarto gráfico apresenta a resposta da variação do índice SSE a um choque no índice IBOV, quarto mais endógeno. Observa-se que o choque,

nesse caso, causa uma resposta de baixa intensidade e curta duração positiva, praticamente cessando o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O nonagésimo quinto gráfico apresenta a resposta da variação do índice SSE a um choque no índice DAX, quinto mais endógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de baixa intensidade positiva e curta duração, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

O nonagésimo sexto gráfico mostra a resposta do índice SSE a um choque na variação do índice S&P, sexto mais endógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade muito baixa e também de curta duração negativa, praticamente cessando o efeito a partir do terceiro dia após a inovação.

O nonagésimo sétimo gráfico apresenta a resposta da variação do índice SSE a um choque no índice CAC, sétimo mais endógeno e quarto mais exógeno. Observa-se que o choque produz uma resposta de baixa intensidade, de curta duração positiva, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

O nonagésimo oitavo gráfico mostra a resposta do índice SSE a um choque na variação do índice *Nikkei*, oitavo mais endógeno e o terceiro mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de baixa intensidade e também de curta duração negativa, praticamente cessando o efeito a partir do quarto dia após a inovação.

O nonagésimo nono gráfico mostra a resposta do índice SSE a um choque na variação do índice *Nasdaq*, nono mais endógeno e segundo mais exógeno. Verifica-se que o choque produz uma resposta de intensidade moderada positiva e de curta duração, cessando o impacto a partir do terceiro dia após a inovação.

E o centésimo gráfico apresenta a resposta da variação do índice SSE a um choque nele mesmo, o índice mais exógeno do estudo. Observa-se que o choque produz uma variação de baixa intensidade negativa, porém de curta duração, cessando o impacto a partir do quarto dia após a inovação.

Outra ferramenta bastante utilizada na análise VAR é a decomposição da variância dos erros de previsão. Essa análise informa a proporção dos movimentos de uma variável devido a choques próprios versus choques nas demais variáveis. É comum que a própria variável explique grande parte da variância dos erros de previsão em horizontes de curto prazo e em proporções menores no longo prazo. A decomposição da variância apresenta a mesma sensibilidade da função impulso-

resposta em relação à ordenação das variáveis.

A análise da função impulso-resposta em conjunto com a decomposição da variância, conhecida como *innovating accounting*, é considerada uma ferramenta útil para examinar as relações entre variáveis econômicas (ENDERS, 2004).

4.8 Decomposição da variância no erro de previsão no modelo VAR

A decomposição da variância é considerada uma ferramenta útil para análise, uma vez que mostra a evolução do comportamento dinâmico apresentado pelas variáveis em questão, desde o primeiro até o *enésimo* período à frente.

Holland (2006) destaca que a decomposição da variância é um método alternativo de ilustrar a dinâmica do sistema em relação à análise da função impulso-resposta.

Realizou-se a decomposição de variância, através de choques não antecipados nas variáveis que se apresentaram endógenas no teste de causalidade de Granger. Os resultados estão expostos na tabela 9 a seguir.

Observando a Tabela 9 no índice mais exógeno do modelo, o SSE, a decomposição de variância para si próprio (SSE) no primeiro dia se mostrou 100% de explicação. Decorridos 30 dias, a decomposição da variância se explica 53,9%, enquanto que o índice S&P explica 13,4%, o índice *DAX* 7,6%, o índice Merval 6,3%, o índice *Nikkei* 5,5%, o índice IBOV 4,8%, o índice FTSE 4,50%, o índice *Nasdaq* 3,4%, o índice CAC 0,34%, e o índice que tem um menor poder de explicação, após o primeiro mês, é o DJIA com apenas 0,14% sobre o índice SSE.

No índice *Nasdaq*, a decomposição de variância para si próprio (*Nasdaq*) no primeiro dia se mostrou 97,2% de explicação. Decorridos 30 dias, a decomposição da variância se explica 46,5%, o índice FTSE 23,8%, CAC 7,49%, Merval 7,1%, IBOV 4,9%, SSE 4,5%, *Nikkei* 2,4%, S&P 2,7% e o DJIA 0,52%, enquanto que o menor poder de explicação após o primeiro mês é o índice *DAX* com apenas 0,018% sobre o *Nasdaq*.

Tabela 9 – Decomposição da variância no erro de previsão do modelo VAR segundo a ordenação de exogenidade.

Índice	Período (diário)	SSE	Nasdaq	Nikkei	CAC	S&P	DAX	IBOV	Merval	FTSE	DJIA
SSE	1	100,0	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	7	87,82	2,912	1,772	0,273	4,871	1,532	0,018	0,493	0,295	0,001
	30	53,88	3,409	5,497	0,342	13,45	7,644	4,798	6,322	4,501	0,142
Nasdaq	1	2,791	97,20	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	7	4,534	79,26	0,807	0,733	0,081	0,035	0,042	1,029	13,01	0,452
	30	4,542	46,52	2,384	7,489	2,665	0,018	4,909	7,107	23,83	0,522
Nikkei	1	0,037	0,072	99,88	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	7	0,641	0,481	93,33	0,166	1,337	0,413	0,168	0,137	0,200	3,117
	30	1,877	1,041	85,89	0,464	1,608	3,410	0,237	1,653	0,722	3,089
CAC	1	2,434	28,02	0,702	68,83	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	7	3,373	34,19	1,308	48,76	3,458	1,025	0,031	0,528	5,704	1,608
	30	5,826	25,57	3,769	23,25	7,070	5,287	4,229	6,516	16,94	1,525
S&P	1	7,083	50,78	0,856	15,86	25,40	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	7	6,185	64,06	0,357	8,337	8,899	0,594	0,704	0,983	8,361	1,514
	30	6,082	45,44	2,086	4,916	4,547	2,035	2,552	9,382	21,59	1,358
DAX	1	2,102	29,70	0,299	53,17	0,236	14,48	0,000	0,000	0,000	0,000
	7	2,036	47,46	0,700	27,28	3,378	13,87	0,058	0,160	4,608	0,436
	30	2,283	40,83	1,803	18,36	3,817	8,869	4,274	2,396	17,17	0,189
IBOV	1	9,289	14,97	0,556	9,901	12,41	0,417	52,44	0,000	0,000	0,000
	7	7,668	18,57	2,151	3,921	7,220	0,187	49,07	0,287	10,09	0,816
	30	4,846	7,795	5,295	5,944	13,38	0,341	42,79	1,472	17,76	0,363
Merval	1	10,32	17,12	0,202	4,701	4,532	0,027	3,004	60,07	0,000	0,000
	7	7,260	27,272	1,509	2,458	5,535	0,207	2,279	51,76	1,231	0,514
	30	5,542	17,23	3,999	14,99	11,37	0,806	10,82	28,48	6,623	0,118
FTSE	1	8,414	5,230	0,672	22,16	7,908	1,781	2,690	0,031	51,10	0,000
	7	5,993	28,61	1,012	9,577	2,855	0,649	3,327	0,630	45,00	2,335
	30	5,188	23,79	3,562	6,689	5,762	1,342	10,34	5,68	36,29	1,325
DJIA	1	4,815	17,79	0,063	9,722	15,66	0,001	0,018	0,445	1,262	50,25
	7	3,818	53,48	0,576	8,680	7,279	0,162	0,014	0,561	7,305	18,11
	30	4,355	42,51	2,204	6,145	4,610	0,887	3,295	6,937	22,24	6,797

Fonte da pesquisa autor (2011), Eviews 7.

Já no índice *Nikkei*, a decomposição de variância para si próprio no primeiro dia se mostrou com 99,9% de explicação. Decorridos 30 dias, a decomposição da variância se explica com 85,9%, enquanto que o DAX é de 3,4%, o SSE 1,9%, o Merval 1,6%, o S&P 1,6%, o *Nasdaq* 1,0%, o FTSE 0,7%, o CAC 0,5%, o DJIA 3,1%, e aquele com menor poder de explicação, após o primeiro mês, é o índice IBOV com apenas 0,23%, de explicação sobre o índice *Nikkei*.

No índice CAC, a decomposição de variância desta variável no primeiro dia se mostrou com 68,8% de auto explicação. Decorridos 30 dias, a decomposição da variância é explicada pelo CAC em 23,2%, enquanto que *Nasdaq* tem um poder de explicação 25,6%, seguido do FTSE com 16,9%, S&P com 7,1%, Merval com 6,5%, o SSE com 5,8%, DAX com 5,28%, IBOV com 4,2% o *Nikkei* com 3,8% e, com menor poder de explicação após o primeiro mês, o DJIA, com apenas 1,5% de

explicação sobre o CAC.

No índice S&P-500, a decomposição de variância para si próprio (S&P) no primeiro dia se mostrou 25,4% de explicação. Decorridos 30 dias, se explica com 4,5%, enquanto que os demais índices têm poder de explicação na seguinte ordem: *Nasdaq* 45,4%, FTSE 21,59%, Merval 9,3%, SSE 6,1%, CAC 4,9%, IBOV 2,5%, DAX 2,0%, *Nikkei* 2,1% e, com menor poder de explicação após o primeiro mês, está o DJIA com apenas 1,3% sobre o índice S&P.

No índice DAX, a decomposição de variância para si próprio no primeiro dia teve 14,5% de explicação. Decorridos 30 dias, a decomposição da variância se explica com 8,9%, enquanto que *Nasdaq* tem um poder de explicação 40,8%, CAC 18,3%, FTSE 17,2%, IBOV 4,3%, S&P 3,8%, Merval 2,4%, SSE 2,3%, *Nikkei* 1,8%, e o DJIA, com apenas 0,19%, é o de menor poder de explicação sobre o índice DAX.

IBOV, a decomposição de variância para si próprio no primeiro dia é de 52,4% de explicação. Decorridos 30 dias se explica em 42,8%, o S&P tem um poder de explicação 13,4%, *Nasdaq* de 7,8%, FTSE de 17,7%, CAC de 5,9%, *Nikkei* de 5,3%, SSE de 4,8%, Merval de 1,5%, DJIA de 0,36%, e aquele com menor poder de explicação, após o primeiro mês, é o DAX, com 0,34% de explicação sobre o índice IBOV.

Merval, a decomposição de variância para si próprio no primeiro dia é de 60,1% de explicação. Em 30 dias, a decomposição da variância se explica 28,5%, enquanto que o *Nasdaq* tem um poder de explicação 17,2%, índice CAC 15,0%, índice S&P 11,4%, índice IBOV 10,8%, índice FTSE 6,6%, índice SSE 4,5%, índice *Nikkei* 4,0%, índice DJIA 0,80%, e o índice de menor poder de explicação após o primeiro mês é o DAX com apenas 0,11% de explicação sobre o Merval.

Índice FTSE, a decomposição de variância para si próprio foi 51,1% de explicação no primeiro dia. Decorridos 30 dias, a decomposição da variância se explica 36,3%, enquanto que o índice *Nasdaq* tem um poder de explicação 23,8%, CAC 6,7%, S&P 5,2%, IBOV 10,3%, Merval 5,7%, SSE 5,9%, *Nikkei* 3,6%, DAX 1,3%, e com menor poder de explicação após o primeiro mês é o DJIA 1,3% de explicação sobre o índice FTSE.

DJIA, a decomposição de variância para si próprio no primeiro dia se mostrou de 50,2% de explicação. Após 30 dias, a decomposição da variância se explica em 6,8%, enquanto que o índice *Nasdaq* tem um poder de explicação 42,5%, o índice

FTSE 22,2%, o índice Merval 6,9%, o índice CAC 6,1%, o índice S&P 4,6%, o índice SSE 4,3%, o índice IBOV 3,3%, o índice *Nikkei* 2,2%, e o índice que tem um menor poder de explicação, após o primeiro mês, é o índice DAX com apenas 0,9% de explicação sobre o índice DJIA.

4.9 Síntese do capítulo

Este capítulo apresentou os resultados e as discussões do modelo VAR /VEC e os testes de estacionariedade, teste de co-integração, Causalidade de Granger, teste de exogeniedade de Block, função Impulso resposta e decomposição da variância no erro de previsão. No capítulo seguinte, apresentam-se as sugestões para trabalhos futuros e as conclusões do presente trabalho.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo faz o encerramento das ideias e análises desenvolvidas durante a pesquisa. Desta forma, são apresentadas as conclusões, buscando relacionar o referencial teórico com as percepções relevantes levantadas durante o trabalho.

Esta pesquisa foi desenvolvida com os dez principais índices de bolsas de valores situadas em sete países de três continentes diferentes. O estudo é de relevante importância pois mostra o interligamento entre as economias mundiais, em função do elevado volume de negociações e diversificações dos investidores que sempre procuram novos horizontes em busca de novas oportunidades. Desta forma o investidor pode avaliar o potencial rentabilidade em determinado país, verificando a influência, o contágio e a inter-relação dos mercados acionários mundiais.

Para isso, optou-se pela metodologia dos modelos VAR para descrever a relação dinâmica entre as bolsas de valores no período de janeiro de 2010 a março de 2011 com observações diárias. A metodologia seguiu os pressupostos dos modelos vetoriais autorregressivos (VAR) com correção de erros (VEC), estacionariedade, co-integração, causalidade de Granger, além da avaliação dos resultados obtidos por meio da decomposição da variância dos erros de previsões e das funções de impulso-resposta.

O índice *Shanghai Stock Exchange (SSE-180)* se mostrou o mais exógeno, enquanto o índice *Dow Jones Industrial Average (DJIA)*, o mais endógeno, pelo teste de ordenação *Granger Causality/Block Exogeneity Wald*.

O índice *SSE-180*, pelo teste de causalidade de Granger, apresentou uma causalidade somente com o índice *Nikkei*. Pela decomposição de variância dos erros de previsões, verificou-se uma influência moderada nos índices *S&P*, *IBOV*, *Merval* e *FTSE* e se observou que não sofreu influência dos demais, no primeiro dia.

O índice *Nasdaq* apresentou direção de causalidade com os índices *S&P*, *FTSE*, *DAX* e *DJIA*. Na decomposição de variância dos erros de previsões mostrou-se forte influência sobre os índices *CAC*, *DAX*, *Merval*, *DJIA* e uma influência moderada sobre o *IBOV*.

O índice *Nikkei* apresentou causalidade com os índices *Nasdaq* e *IBOV*, pela decomposição de variância dos erros de previsões, não apresentando nenhuma influência significativa sobre os demais índices no primeiro dia.

O índice *CAC* teve direção de causalidade somente com o índice *Nikkei*, pela decomposição de variância dos erros de previsões o índice apresentou forte influência sobre o *DAX* e *FTSE* e uma influência moderada com os índices *Merval*, *DJIA*, *S&P* e *IBOV* no primeiro dia.

O índice *S&P* apresenta uma direção de causalidade com os índices *Merval* e *DJIA*, pela decomposição de variância dos erros de previsões, o índice apresenta influência é sobre *IBOV*, *FTSE*, *DJIA* no primeiro dia.

O índice *DAX* apresenta uma relação de causalidade somente com o índice *DJIA* e, pela decomposição de variância dos erros de previsões, não apresenta influência sobre os demais índices no primeiro dia.

O índice *IBOV* apresenta uma relação de causalidade somente com o índice *Nikkei* e pela decomposição de variância dos erros de previsões, vemos uma baixa influência sobre o *Merval* e *FTSE*.

O índice *Merval* apresenta uma relação de causalidade com os índices *DAX*, *S&P*, *Nasdaq* e *DJIA*, e pela decomposição de variância dos erros de previsões não apresenta influência sobre os demais.

O índice *FTSE* apresenta uma relação de causalidade com os índices *DJIA*, *S&P* e *CAC*, pela decomposição de variância dos erros de previsões, observa-se apenas uma influência muito baixa no índice *DJIA*.

No índice *DJIA* observa-se a causalidade somente para o índice *Merval*, pela decomposição de variância dos erros de previsões apresenta influência significativa sobre os demais e é influenciado pelos índices *S&P*, *Nasdaq* e *CAC*.

Os resultados evidenciaram a significativa influencia dos retornos das bolsas internacionais sobre elas mesmas, confirmando que as economias estão integrada. Esses resultados indicam que os mercados estão totalmente susceptível as oscilações dos mercados internacionais. Tais acontecimentos ocorrem devido ao grande número de especuladores externos que negociam boa parte dos contratos entre as bolsas internacionais, fazendo com que os mercados oscilem de forma comum.

Dos resultados encontrados, verificou-se que a metodologia de modelos de correção de erros e a de impulso resposta com o teste de causalidade de Granger

tornam capazes de captar as influências e os diversos índices analisados.

Desta forma foi possível verificar qual a economia mais sucessível a impactos econômicos.

Deixa-se como sugestão de estudo a verificação da volatilidade, a realização de cenários e previsões individuais em algumas ações que compõem esses índices para a realização de operações de *Long & Short* (compra e venda casada) com o intuito de buscar melhores rentabilizações de carteiras de investimentos em ações.

REFERÊNCIAS

ARSHANAPALI, B.; DOUKAS, J; **International markets linkages: evidence from the pre- and post-October 1987 period**, Journal of Banking and Finance 17,1993.

ASSAF NETO, A. **Mercado Financeiro** 2. ed. São Paulo: Atlas, 1999.

ASSAF NETO, A. **Mercado financeiro**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2001.

AUSTRALIAN BUREAU of STATISTICS <<http://www.abs.gov.au/>>. Disponível em 01/06/2011.

BAPTISTA, A. J. M. S. e COELHO A. B., **Previsão de inflação em Cabo Verde por meio de vetores autorregressivos**. Anais do XLII Congresso da Sociedade Brasileira de Economia e Sociologia Rural. Dinâmicas Setoriais e Desenvolvimento Regional. Sociedade Brasileira de Economia e Sociologia Rural, Cuiabá - MT, 25 a 28 de julho de 2004.

BERNANKE, B. **Alternative explanations of money-income correlation**. Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, v. 25, p. 49-100, 1986.

BLISKA, F. M. de M. Formação de preços de carne bovina: uma aplicação do modelo de auto-regressão vetorial. Agricultura em São Paulo, São Paulo, v. 37, t. 3, p. 41-59, 1990.

BOLSA DE VALORES DO ESTADO DE SÃO PAULO – **BOVESPA**, <<http://www.bovespa.com.br>>. Acesso em: 01/04/2011.

BOLSA PT. Portal de Bolsa & Cotações. <http://www.bolsapt.com/cotacoes/PSI/>. Acesso em 01/03/2011.

BRUNI, A. L. & FAMÁ, R. **Modern portfolio theory : is it possible to make use of its benefits in practice?** Anais do BALAS 1999 - Encontro Anual da Business Association of Latin American Studies, 1999.

BROOKS, C. Introductory Econometrics for Finance. Cambridge University Press, 2003.

CAIADO, J. “**Modelos VAR, Taxas de Juro e Inflação**”, Literacia e Estatística Actas do X Congresso da Sociedade Portuguesa de Estatística, 2002. P. 215-228.

CALVO, GUILLERMO, A.; MENDOZA, ENRIQUE G.; **Rational Contagion, Globalization, and the Volatility of Capital Flows**, October. Center for International Economics, University of Maryland, 1997.

CHAN, K.C.; GUP, B.E.; PAN, M.S.; **An empirical analysis of stock prices in major Asian markets and the United States**, The Financial Review 27, 1992.

CHEN, G.; FIRTH, M.; MENG, O. R.; **Stock market linkages: Evidence from Latin America**, Journal of Banking & Finance 26, 2002.

CHEW, L. **Gerenciamento de risco de derivativos: o uso e ou abuso da alavancagem**. Rio de Janeiro: Qualitymark Ed, 1999. 227 p.

CRUZ, M. J.V.; NAKABASHI, L.; PORCILE, J. G.; SCATOLIN, F. D. **Uma análise do impacto da composição ocupacional sobre o crescimento da economia brasileira**. Economia, Revista da Anpec, 2008.

CUNHA, M. S.; **Raiz Unitária e Cointegração: Aplicações**, Universidade de Brasília, 2001.

DICKEY, D.A.; FULLER, W.A. **Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root**. Journal of American Statistical Association, V. 74, N. 366, p. 427-431, Jun. 1979.

DICKEY, D. & FULLER, W. **'Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root'**, Journal of the American Statistical Association 74(366), 427-431, 1979.

DICKEY, D.A., FULLER, W.A. **Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root**. Econometrica 49. 1981.

EDWARDS, S.; Contagion, 2000. **UCLA Department of Economics, Working Paper Enders**, Walter; Applied Econometric Time Series, Second Edition, 2004.

EISFELD, C.L.; NUÑEZ, B. H. C.; ALMEIDA, A.N. E SOUZA, V. S., **Análise do poder de previsão do modelo de vetores auto regressivos (VAR) para a quantidade de madeira serrada exportada pelo estado do Paraná**. Anais do V Encontro de economia Paranaense, perspectiva de inserção social e equidade interna, Curitiba – PR, nos dias 04 e 05 de outubro de 2007.

ELLIOTT, G., ROTHENBERG, T.J. and Stock, J.H. “**Efficient Tests for an Autoregressive Unit Root**”, *Econometrica*, 64, 813–836. 1996.

ENCONTRO DA ANPAD, 24., 2000, Florianópolis. Anais... Florianópolis: EnAnpad, 2000. Disponível em: <<http://www.anpad.org.br/enanpad/2002/dwn/enanpad2002-fin-806.pdf>>. Acesso em: 01/04/2011.

ENDERS, W. **Applied Econometric Time Series**. New York: John Wiley & Sons Inc. 1995.

ENDERS, W. **Applied Econometric Time Series**. 2. ed. John Wiley & Sons. 92. 2004

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

FAVA, V. L. (2000). Teste de Raízes Unitárias e Co-Integração. In: VASCONCELLOS, M.A.S. e ALVES, D. (org.). **Manual de Econometria: Equipe Professores da USP**. São Paulo: Editora Atlas. 2000.

FONTES, R. E. **Construção de um índice agrícola para o mercado derivativo de commodities agrícolas na BM&F**. 2006. 147 p. Tese (Doutorado em Administração)-Universidade Federal de Lavras, Minas Gerais, 2006.

FORTUNA, E. **Mercado Financeiro: Produtos e Serviços**. 13° ed – Rio de Janeiro: Qualitymark Ed., 1999.

FRANKEL, J. A.; SCHMUKLER, S. L.; **Country Funds and Asymmetric Information**. Center for International and Development Economics Research (CIDER) Working Papers C97-087, University of California at Berkeley, 1997.

FREITAS, S. M.; MARGARIDO, M. A.; BARBOSA, M. Z.; FRANCA, T. J. E. **Análise da dinâmica de transmissão de preços no mercado internacional de farelo de soja, 1990-99**. Agricultura em São Paulo. São Paulo, v.48, n.1, p.1-20, 2001.

GAIO, L. E; ROLIM, R. C. **Interferência dos Mercados Externos Sobre o Ibovespa: Uma Análise Utilizando Autoregressão Vetorial Estrutural**. Disponível em: <http://www.ead.fea.usp.br/semead/10semead/sistema/resultado/trabalhosPDF/500pdf>. Acessado: 20 de março de 2011.

GELOS, G.; SAHAY, R.; **Financial market spillovers in transition economics Working paper**, International Monetary Fund, 2000.

GERRITS, R.; YUCE, A.; **Short- and Long-term Links among European and US stock Markets**. Applied Financial Economics, 9, 1999.

GILES, J. A.; WILLIAMS, C. L. – **“Export-led Growth: A Survey of the Empirical Literature and Some Noncausality Results, Part 1”** Econometrics Working Paper, EWP0001, 2000.

GRANGER, C.W. **Investigating casual relations by econometric models and cross spectral methods**. Econometrica 37. 1969.

GRANGER, C. W. J. NEWBOLD, P. **Spurious regression in Econometrics**. Journal of Econometrics, 2: 111-120, 1974.

GRANGER, C.W., HUANG, B.N., YANG, C.W. **A bivariate causality between stock prices and exchange rates: evidence from the recent Asian flu**. Discussion Paper 98-09. San Diego: University of California, Department of Economics, 1998.

GREENE, W. H. **Econometric Analysis**. 5. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2002.

GRÔPPO, G.S. **Co-integração e causalidade entre variáveis de política monetária e Ibovespa**. Revista de Economia e Administração 4. 2005.

GUJARATI, D.N. **Econometria Básica**. 3ª Edição, São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2000.

HARRIS, Richard I.D. **Cointegration analysis in econometric modelling**. London: Prentice Hall, 1995. 176p.

HALL, A. D.; ANDERSON, H. M.; GRANGER, C. W. J.; **A Cointegration Analysis of Treasury Bill Yields**, The Review of Economics and Statistics, Vol. 74, February 1992.

HOLLAND, M. **Exchange Rate Volatility and the Fear of Floating in Brazil.** Revista EconomiA, Brasília, v.7, n.2, p.279-292. 2006.

INFOMOMONEY <www.infomoney.com.br> Acesso em: 01/03/2011.

ISSLER, J.V. e VAHID, F. “**Common Cycles and the Importance of Transitory Shocks to Macroeconomic Aggregates,**” Journal of Monetary Economics, 2001.

JOHANSEN, S.; JUSELIUS, K. **Maximum likelihood estimation and inference on cointegration — with applications to the demand for money.** Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 52: 169-210.1990. p.169-210,

JOHANSEN, S. **Estimation and Hypothesis Testing of Cointegration Vectors in Gaussian Vector Autoregressive Models.** Econometrica 59. 1991.

KANAS, A.; **Linkages between the US and European Equity Markets: further evidence from cointegration tests,** Applied Financial Economics, 8,1998.

KASA, K.; **Common stochastic trends in international stock markets.** Journal of Monetary Economics,1992.

KING, M.; WADHWANI, S.; **Transmission of volatility between stock markets,** Review of Financial Studies 3, 1990.

KNOW, S.C., SHIN, T.S. **Cointegration and causality between macroeconomic variable and stock market return.** Global Finance Journal 10. 1999.

KOTHARI, S.P. **Capital Market Research in Accounting.** Journal of Accounting and Economics 31.2001.

KWIATKOWSKI, D., PHILLIPS, P. C., SCHMIDT, P., SHIN, Y. **Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. How sure are we that economic time series have a unit root?** Journal of Econometrics 44. 1992.

LAMOUNIER, W. M.; NOGUEIRA, E. M. **Causalidade entre os retornos de mercados de capitais emergentes e desenvolvidos.** Revista de Contabilidade Finanças, São Paulo, v. 18, n. 43, p. 34-48, jan./abr. 2007.

LEITE, H. P.; SANVICENTE, A. Z. **Índice Bovespa: Um Padrão para os Investimentos Brasileiros**. São Paulo: Atlas, 1994. P.08-24.

MARÇAL, E. F.; PEREIRA, P. L. V. & FILHO, O.C.S. **Paridade do poder de compra: testando dados brasileiros**. Revista Brasileira de Economia. V.57N.1 Rio de Janeiro. 2003.

MADDALA, G. S. **Introduction to econometrics**. 2. ed. New Jersey: Prentice-Hall Inc. Englewood Cliffs, 1992.

MARGARIDO, M. A.; TUROLLA, F. A.; FERNANDES, J. M. **Análise da formação de preços no mercado internacional de soja: o caso do Brasil**. São Paulo, SP: **Agricultura em São Paulo**, v. 47(2); n. 2, p. 71-85, 2002.

MARGARIDO, M. A, **Teste de Co-integração de Johansen Utilizando o SAS**. Revista Agrícola. São Paulo, São Paulo, v. 51, n. 1, p. 87-101, jan./jun. 2004.

MARKOWITZ, H. M.; **Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments**, John Wiley & Sons, 1959.

MAUÁ Investimentos – Carta Mensal Outubro 2008.

MORALES, M. **Economic Commission for Latin America and the Caribbean, ECLAC This document is available in ECLAC Statistics and Economic Projections Division**
<<http://www.eclac.org/deype/noticias/noticias/6/13446/mmorales.pdf>>October de 2003.p.3-7. Acesso em: 12/03/2011.

NAKABASHI, L; CRUZ, M.J.V.; SCATOLIN, F. **Efeitos do câmbio e juros sobre as exportações da indústria brasileira**. Revista de Economia Contemporânea, 12(03):433-461. 2008.

OBSTFELD, M.; **The Logic of Currency Crises**, NBER Working Paper No. 1640, 1994.

PAGAN, J.A.; SOYDEMIR, G.; **On the Linkages between equity markets in Latin America**, Applied Economics Letters 7, 2000.

PEREIRA, A. F. O. A.; COSTA JÚNIOR, N. C. A.; DANTAS, A. B. **Causalidade e co-integração das principais bolsas de valores do mundo e da América Latina.** *Revista da Fundação Visconde de Cairu*. Salvador, v. V, n. 3, p.131-142, 2002.

PHILLIPS, P. C.B., PERRON, P. **Testing for unit root in time series regression.** *Biometrika* 75: 335-346, 1986.

PHILLIPS, P.; PERRON, P. **Testing for a unit root in time series regression.** *Biometrika*, n. 75, 1988.

PINHEIRO, J. L. **Mercado de Capitais – Fundamentos e Técnicas.** 3. ed. São Paulo: Atlas, 2006.

PINTO, A. C. B., VIEIRA, F. V. "**Câmbio Flexível E Metas De Inflação Em Países Selecionados Da América Latina: Análise De Vetores Auto-Regressivos,**" Anais do XXXV Encontro Nacional de Economia [Proceedings of the 35th Brazilian Economics Meeting] 134, ANPEC - Associação Nacional dos Centros de Pósgraduação em Economia [Brazilian Association of Graduate Programs in Economics]. 2007.

PINTO, W. J. ; SILVA, O. M. **Econometric Views - Guia do usuário.** 1998. Disponível em: <<http://www.ufv.br/dee/ApostilaEviews.pdf> >. Acesso em: 14 março 2011.

SANVICENTE, A. Z. & LEITE, H. P. **Índice Bovespa: Um Padrão para os Investimentos Brasileiros.** São Paulo: Atlas, 1995.

SANVICENTE, Antonio Zoratto. **A integração do mercado brasileiro de ações ao mercado internacional:** Uma aplicação de análise de co-integração. *Resenha BM&F*, n.125, p. 1-13. 1998

SIMS, C. "**Macroeconomics and Reality**", *Econometrica* 48.1980. p.1-48.

TABAK, B. M.; LIMA, E. J. A.; **Causality and Cointegration in Stock Markets: the Case of Latin America**, December, Working Paper Series, n. 56, Banco Central do Brasil, 2002.

TOLEDO F. J. R.; **Mercado de Capitais Brasileiro: Uma Introdução.** São Paulo: Thomson Learning, 2006.

VAHID, F. e ENGLE, R.F. "**Codependent Cycles,**" Journal of Econometrics, 1993.

VASCONCELOS, M. A. S.; ALVES, D.; **Manual de Econometria: nível intermediário.** Atlas, São Paulo, 2000.

WOLF, H. **Regional Contagion Effects in Emerging Markets.** Working Paper, Princeton University, 2000.

ANEXOS

Anexo 1 – Saída do software E-VIWS 7, Causalidade de Granger

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
DAX does not Granger Cause CAC	296	0.55461	0.4570
CAC does not Granger Cause DAX		2.76891	0.0972
DJIA does not Granger Cause CAC	296	0.98695	0.3213
CAC does not Granger Cause DJIA		2.08934	0.1494
FTSE does not Granger Cause CAC	296	6.52556	0.0111
CAC does not Granger Cause FTSE		0.00075	0.9782
IBOV does not Granger Cause CAC	296	1.99115	0.1593
CAC does not Granger Cause IBOV		0.20433	0.6516
MERVAL does not Granger Cause CAC	296	3.43963	0.0647
CAC does not Granger Cause MERVAL		2.08356	0.1500
NASDAQ does not Granger Cause CAC	296	3.84746	0.0508
CAC does not Granger Cause NASDAQ		0.94351	0.3322
NIKKEI does not Granger Cause CAC	296	2.15661	0.1430
CAC does not Granger Cause NIKKEI		8.62481	0.0036
SP does not Granger Cause CAC	296	2.13138	0.1454
CAC does not Granger Cause SP		0.11275	0.7373
SSE does not Granger Cause CAC	296	1.49746	0.2220
CAC does not Granger Cause SSE		3.76834	0.0532
DJIA does not Granger Cause DAX	296	0.08128	0.7758
DAX does not Granger Cause DJIA		10.6134	0.0013
FTSE does not Granger Cause DAX	296	0.26775	0.6052
DAX does not Granger Cause FTSE		1.00379	0.3172
IBOV does not Granger Cause DAX	296	6.3E-05	0.9937
DAX does not Granger Cause IBOV		0.05784	0.8101
MERVAL does not Granger Cause DAX	296	6.86942	0.0092
DAX does not Granger Cause MERVAL		0.00333	0.9540
NASDAQ does not Granger Cause DAX	296	8.72724	0.0034
DAX does not Granger Cause NASDAQ		0.02233	0.8813
NIKKEI does not Granger Cause DAX	296	1.67643	0.1964
DAX does not Granger Cause NIKKEI		0.10875	0.7418
SP does not Granger Cause DAX	296	0.00407	0.9492
DAX does not Granger Cause SP		0.99847	0.3185
SSE does not Granger Cause DAX	296	0.04376	0.8345
DAX does not Granger Cause SSE		0.24353	0.6220

FTSE does not Granger Cause DJIA	296	17.5242	4.E-05
DJIA does not Granger Cause FTSE		0.00184	0.9658
IBOV does not Granger Cause DJIA	296	1.49493	0.2224
DJIA does not Granger Cause IBOV		0.78465	0.3764
MERVAL does not Granger Cause DJIA	296	15.3309	0.0001
DJIA does not Granger Cause MERVAL		4.57408	0.0333
NASDAQ does not Granger Cause DJIA	296	51.9921	5.E-12
DJIA does not Granger Cause NASDAQ		1.06818	0.3022
NIKKEI does not Granger Cause DJIA	296	0.27017	0.6036
DJIA does not Granger Cause NIKKEI		0.87034	0.3516
SP does not Granger Cause DJIA	296	56.5792	7.E-13
DJIA does not Granger Cause SP		0.82058	0.3658
SSE does not Granger Cause DJIA	296	0.08514	0.7706
DJIA does not Granger Cause SSE		0.48508	0.4867
IBOV does not Granger Cause FTSE	296	0.69180	0.4062
FTSE does not Granger Cause IBOV		0.07879	0.7791
MERVAL does not Granger Cause FTSE	296	5.24127	0.0228
FTSE does not Granger Cause MERVAL		0.61580	0.4332
NASDAQ does not Granger Cause FSTE	296	9.32877	0.0025
FSTE does not Granger Cause NASDAQ		2.97691	0.0855
NIKKEI does not Granger Cause FTSE	296	1.90623	0.1684
FTSE does not Granger Cause NIKKEI		2.54337	0.1118
SP does not Granger Cause FTSE	296	1.36613	0.2434
FTSE does not Granger Cause SP		5.10377	0.0246
SSE does not Granger Cause FSTE	296	0.04351	0.8349
FTSE does not Granger Cause SSE		0.91234	0.3403
MERVAL does not Granger Cause IBOV	296	0.11044	0.7399
IBOV does not Granger Cause MERVAL		0.14512	0.7035
NASDAQ does not Granger Cause IBOV	296	0.06915	0.7928
IBOV does not Granger Cause NASDAQ		0.27621	0.5996
NIKKEI does not Granger Cause IBOV	296	3.67459	0.0562
IBOV does not Granger Cause NIKKEI		4.79241	0.0294
SP does not Granger Cause IBOV	296	0.52436	0.4696
IBOV does not Granger Cause SP		0.25651	0.6129
SSE does not Granger Cause IBOV	296	0.40112	0.5270
IBOV does not Granger Cause SSE		2.20697	0.1385
NASDAQ does not Granger Cause MERVAL	296	0.50676	0.4771
MERVAL does not Granger Cause NASDAQ		4.87581	0.0280
NIKKEI does not Granger Cause MERVAL	296	5.23366	0.0229
MERVAL does not Granger Cause NIKKEI		0.02854	0.8660
SP does not Granger Cause MERVAL	296	4.14467	0.0427
MERVAL does not Granger Cause SP		6.44952	0.0116

SSE does not Granger Cause Merval	296	0.24847	0.6185
Merval does not Granger Cause SSE		0.48619	0.4862
NIKKEI does not Granger Cause NASDAQ	296	1.33205	0.2494
NASDAQ does not Granger Cause NIKKEI		0.35148	0.5537
SP does not Granger Cause NASDAQ	296	1.33592	0.2487
NASDAQ does not Granger Cause SP		10.1552	0.0016
SSE does not Granger Cause NASDAQ	296	0.00698	0.9335
NASDAQ does not Granger Cause SSE		0.62640	0.4293
SP does not Granger Cause NIKKEI	296	2.14586	0.1440
NIKKEI does not Granger Cause SP		1.30636	0.2540
SSE does not Granger Cause NIKKEI	296	13.7703	0.0002
NIKKEI does not Granger Cause SSE		0.74366	0.3892
SSE does not Granger Cause SP	296	0.09951	0.7526
SP does not Granger Cause SSE		0.40830	0.5233

Anexo 2 – Saída do software E-VIWS 7, Vetor Erro Correction Estimates

Vector Error Correction Estimates
Date: 04/18/11 Time: 15:48
Sample (adjusted): 1/06/2010 2/22/2011
Included observations: 295 after adjustments
Standard errors in () & t-statistics in []

Cointeg Eq: CointEq1

SSE(-1)	1.000000
NASDAQ(-1)	53.26910 (22.1503) [2.40490]
NIKKEI(-1)	7.567832 (0.55922) [13.5328]
CAC(-1)	12.40537 (6.72375) [1.84501]
SP(-1)	-404.7953 (59.0918) [-6.85028]
DAX(-1)	0.964963 (3.50130) [0.27560]

IBOV(-1) -1.174239
(0.31494)
[-3.72842]

MERVAL(-1) 0.362824
(2.80562)
[0.12932]

FTSE(-1) 2.482982
(6.87482)
[0.36117]

DJIA(-1) 30.44189
(4.83861)
[6.29145]

C -33518.92

Error	D(SSE)	D(NASQ)	D(NIK)	D(CAC)	D(S&P)	D(DAX)	D(IBOV)	D(MERV)	D(FSTE)	D(DJIA)
CointEq1	-5.19E-05 (0.00049) [-0.10679]	-0.000214 (0.00024) [-0.90579]	-0.09192 (0.0073) [-12.7223]	-0.000867 (0.00054) [-1.60803]	-2.77E-05 (0.00011) [-0.24330]	-0.000481 (0.00070) [-0.69156]	-0.003843 (0.00849) [-0.45274]	-0.000311 (0.00041) [-0.76436]	-0.000295 (0.00050) [-0.58588]	-0.002898 (0.00139) [-2.09185]
D(SSE(-1))	-0.248241 (0.06080) [-4.08261]	-0.012022 (0.02956) [-0.40671]	0.14279 4 (0.90356)) [0.15804]	-0.074202 (0.06742) [-1.10066]	0.007169 (0.01426) [0.50280]	-0.113818 (0.08700) [-1.30829]	1.743915 (1.06145) [1.64296]	-0.047118 (0.05089) [-0.92588]	0.029938 (0.06306) [0.47472]	0.121258 (0.17323) [0.69998]
D(NASDAQ(-1))	0.525519 (0.18861)	-0.040239 (0.09169)	1.54933 7 (2.80276))	1.186012 (0.20912)	0.232110 (0.04423)	1.684150 (0.26986)	16.11217 (3.29251)	0.787794 (0.15786)	1.749797 (0.19562)	2.231862 (0.53734)

	[2.78628]	[-0.43887]	[0.55279]	[5.67150]	[5.24798]	[6.24087]	[4.89358]	[4.99058]	[8.94497]	[4.15350]
D(NIKKEI(-1))	-0.001304	0.000187	0.33674 0 (0.05519)	0.000139	-5.51E-05	-0.000785	0.006520	0.000542	0.001226	0.011698
	(0.00371)	(0.00181)		(0.00412)	(0.00087)	(0.00531)	(0.06483)	(0.00311)	(0.00385)	(0.01058)
	[-0.35103]	[0.10343]	[6.10170]	[0.03366]	[-0.06324]	[-0.14777]	[0.10057]	[0.17430]	[0.31834]	[1.10562]
D(CAC(-1))	0.289407	0.053848	1.80518 6 (2.03660)	0.104698	0.100735	-0.047087	7.895617	0.221876	0.488004	0.914755
	(0.13705)	(0.06662)		(0.15195)	(0.03214)	(0.19609)	(2.39247)	(0.11470)	(0.14214)	(0.39046)
	[2.11167]	[0.80823]	[0.88637]	[0.68902]	[3.13444]	[-0.24013]	[3.30020]	[1.93432]	[3.43317]	[2.34279]
D(SP(-1))	-1.840459	-0.155031	- 11.28526 (8.80736)	-2.105630	-0.668160	-2.266293	-41.61394	-2.300042	-1.739664	-3.606284
	(0.59268)	(0.28812)		(0.65713)	(0.13898)	(0.84800)	(10.3463)	(0.49605)	(0.61471)	(1.68855)
	[-3.10529]	[-0.53808]	[-1.28134]	[-3.20429]	[-4.80749]	[-2.67252]	[-4.02209]	[-4.63676]	[-2.83007]	[-2.13573]
D(DAX(-1))	0.001095	-0.068494	- 0.335904 (1.57633)	-0.148978	-0.043495	-0.106939	-3.678842	-0.058582	-0.210266	-0.112484
	(0.10608)	(0.05157)		(0.11761)	(0.02488)	(0.15177)	(1.85178)	(0.08878)	(0.11002)	(0.30221)
	[0.01032]	[-1.32824]	[-0.21309]	[-1.26668]	[-1.74853]	[-0.70459]	[-1.98665]	[-0.65985]	[-1.91116]	[-0.37220]
D(IBOV(-1))	0.007631	0.004036	- 0.187234 (0.07115)	0.003999	0.001533	0.000427	0.081818	0.014607	0.010905	0.021197
	(0.00479)	(0.00233)		(0.00531)	(0.00112)	(0.00685)	(0.08359)	(0.00401)	(0.00497)	(0.01364)
	[1.59365]	[1.73407]	[-2.63139]	[0.75334]	[1.36494]	[0.06232]	[0.97883]	[3.64483]	[2.19594]	[1.55386]
D(MERVAL(-1))	0.105319	-0.038181	- 2.697747 (1.30076)	-0.031337	0.005182	-0.002674	0.468390	0.001809	0.056405	0.103486
	(0.08753)	(0.04255)		(0.09705)	(0.02053)	(0.12524)	(1.52805)	(0.07326)	(0.09079)	(0.24938)

	[1.20318]	[-0.89727]	2.07398	[-0.32289]	[0.25248]	[-0.02135]	[0.30653]	[0.02470]	[0.62129]	[0.41497]
D(FSTE(-1))	0.002098	0.076068	0.055948 (0.98847)	0.298055	0.046635	0.418222	1.701220	0.020426	-0.076451	0.298230
	(0.06652)	(0.03234))	(0.07375)	(0.01560)	(0.09517)	(1.16119)	(0.05567)	(0.06899)	(0.18951)
	[0.03154]	[2.35242]	[-	[4.04137]	[2.98974]	[4.39435]	[1.46507]	[0.36689]	[-1.10816]	[1.57370]
D(DJIA(-1))	-0.008746	-0.005576	1.42685 1 (0.38190)	-0.023362	-0.004115	-0.028851	-0.650878	0.000425	-0.040207	-0.456860
	(0.02570)	(0.01249))	(0.02849)	(0.00603)	(0.03677)	(0.44863)	(0.02151)	(0.02665)	(0.07322)
	[-0.34031]	[-0.44628]	[[-0.81990]	[-0.68282]	[-0.78463]	[-1.45080]	[0.01977]	[-1.50845]	[-6.23972]
C	-1.418597	2.070477	7.84209 3 (38.9421)	0.069855	0.888011	2.904132	9.775357	4.346373	1.221548	7.325633
	(2.62058)	(1.27393))	(2.90552)	(0.61452)	(3.74946)	(45.7467)	(2.19328)	(2.71795)	(7.46597)
	[-0.54133]	[1.62527]	[[0.02404]	[1.44505]	[0.77455]	[0.21368]	[1.98167]	[0.44944]	[0.98120]
R-squared	0.142328	0.051720	0.37512 4	0.135776	0.148346	0.147941	0.139690	0.143010	0.381801	0.267813
Adj. R-squar	0.108991	0.014861	0.35083 6	0.102184	0.115243	0.114823	0.106250	0.109700	0.357772	0.239354
Sum sq. res	545774.9	128975.9	1.21E+0 8	670916.0	30011.63	1117266.	1.66E+08	382304.2	587088.1	4429878.
S.E. equation	43.91507	21.34819	652.582 5	48.69012	10.29797	62.83260	766.6140	36.75457	45.54686	125.1131
F-statistic	4.269372	1.403181	15.4445 6	4.041948	4.481333	4.466981	4.177376	4.293249	15.88921	9.410311
Log likelihood	-1528.227	-1315.447	-	2324.338	-1558.677	-1100.386	-1633.901	-2371.846	-1475.719	-1538.990
Akaike AIC	10.44222	8.999639	15.8395 8	10.64866	7.541598	11.15865	16.16167	10.08623	10.51519	12.53614
Schwarz SC	10.59220	9.149617	15.9895 6	10.79864	7.691576	11.30863	16.31165	10.23621	10.66517	12.68612
Mean	-1.061525	1.581458	0.08840	0.210814	0.699153	4.234475	-9.461017	3.832373	1.744068	6.119254

dependent			7							
			809.950							
S.D. dep	46.52352	21.50861	0	51.38629	10.94812	66.78360	810.9027	38.95320	56.83472	143.4535
<hr/>										
Determinant resid										
covariance (dof adj.)	1.93E+34									
Detresid	1.27E+34									
Log likelihood	-15768.87									
Akaike infor criterion	107.7890									
Schwarz criterion	109.4137									
<hr/>										

Anexo 3 – Saída do software E-VIWS 7, Equações

Estimation Proc:

=====

VEC(C,1) 1 1 SSE NASDAQ NIKKEI CAC SP DAX IBOV Merval FTSE DJIA

VAR Model:

=====

$$D(SSE) = A(1,1)*(B(1,1)*SSE(-1) + B(1,2)*NASDAQ(-1) + B(1,3)*NIKKEI(-1) + B(1,4)*CAC(-1) + B(1,5)*SP(-1) + B(1,6)*DAX(-1) + B(1,7)*IBOV(-1) + B(1,8)*Merval(-1) + B(1,9)*FTSE(-1) + B(1,10)*DJIA(-1) + B(1,11)) + C(1,1)*D(SSE(-1)) + C(1,2)*D(NASDAQ(-1)) + C(1,3)*D(NIKKEI(-1)) + C(1,4)*D(CAC(-1)) + C(1,5)*D(SP(-1)) + C(1,6)*D(DAX(-1)) + C(1,7)*D(IBOV(-1)) + C(1,8)*D(Merval(-1)) + C(1,9)*D(FTSE(-1)) + C(1,10)*D(DJIA(-1)) + C(1,11)$$

$$D(NASDAQ) = A(2,1)*(B(1,1)*SSE(-1) + B(1,2)*NASDAQ(-1) + B(1,3)*NIKKEI(-1) + B(1,4)*CAC(-1) + B(1,5)*SP(-1) + B(1,6)*DAX(-1) + B(1,7)*IBOV(-1) + B(1,8)*Merval(-1) + B(1,9)*FTSE(-1) + B(1,10)*DJIA(-1) + B(1,11)) + C(2,1)*D(SSE(-1)) + C(2,2)*D(NASDAQ(-1)) + C(2,3)*D(NIKKEI(-1)) + C(2,4)*D(CAC(-1)) + C(2,5)*D(SP(-1)) + C(2,6)*D(DAX(-1)) + C(2,7)*D(IBOV(-1)) + C(2,8)*D(Merval(-1)) + C(2,9)*D(FTSE(-1)) + C(2,10)*D(DJIA(-1)) + C(2,11)$$

$$D(NIKKEI) = A(3,1)*(B(1,1)*SSE(-1) + B(1,2)*NASDAQ(-1) + B(1,3)*NIKKEI(-1) + B(1,4)*CAC(-1) + B(1,5)*SP(-1) + B(1,6)*DAX(-1) + B(1,7)*IBOV(-1) + B(1,8)*Merval(-1) + B(1,9)*FTSE(-1) + B(1,10)*DJIA(-1) + B(1,11)) + C(3,1)*D(SSE(-1)) + C(3,2)*D(NASDAQ(-1)) + C(3,3)*D(NIKKEI(-1)) + C(3,4)*D(CAC(-1)) + C(3,5)*D(SP(-1)) + C(3,6)*D(DAX(-1)) + C(3,7)*D(IBOV(-1)) + C(3,8)*D(Merval(-1)) + C(3,9)*D(FTSE(-1)) + C(3,10)*D(DJIA(-1)) + C(3,11)$$

$$D(CAC) = A(4,1)*(B(1,1)*SSE(-1) + B(1,2)*NASDAQ(-1) + B(1,3)*NIKKEI(-1) + B(1,4)*CAC(-1) + B(1,5)*SP(-1) + B(1,6)*DAX(-1) + B(1,7)*IBOV(-1) + B(1,8)*Merval(-1) + B(1,9)*FTSE(-1) + B(1,10)*DJIA(-1) + B(1,11)) + C(4,1)*D(SSE(-1)) + C(4,2)*D(NASDAQ(-1)) + C(4,3)*D(NIKKEI(-1)) + C(4,4)*D(CAC(-1)) + C(4,5)*D(SP(-1)) + C(4,6)*D(DAX(-1)) + C(4,7)*D(IBOV(-1)) + C(4,8)*D(Merval(-1)) + C(4,9)*D(FTSE(-1)) + C(4,10)*D(DJIA(-1)) + C(4,11)$$

$$D(SP) = A(5,1)*(B(1,1)*SSE(-1) + B(1,2)*NASDAQ(-1) + B(1,3)*NIKKEI(-1) + B(1,4)*CAC(-1) + B(1,5)*SP(-1) + B(1,6)*DAX(-1) + B(1,7)*IBOV(-1) + B(1,8)*Merval(-1) + B(1,9)*FTSE(-1) + B(1,10)*DJIA(-1) + B(1,11)) + C(5,1)*D(SSE(-1)) + C(5,2)*D(NASDAQ(-1)) + C(5,3)*D(NIKKEI(-1)) + C(5,4)*D(CAC(-1)) + C(5,5)*D(SP(-1)) + C(5,6)*D(DAX(-1)) + C(5,7)*D(IBOV(-1)) + C(5,8)*D(Merval(-1)) + C(5,9)*D(FTSE(-1)) + C(5,10)*D(DJIA(-1)) + C(5,11)$$

$$D(DAX) = A(6,1)*(B(1,1)*SSE(-1) + B(1,2)*NASDAQ(-1) + B(1,3)*NIKKEI(-1) + B(1,4)*CAC(-1) + B(1,5)*SP(-1) + B(1,6)*DAX(-1) + B(1,7)*IBOV(-1) + B(1,8)*Merval(-1) + B(1,9)*FTSE(-1) + B(1,10)*DJIA(-1) + B(1,11)) + C(6,1)*D(SSE(-1)) + C(6,2)*D(NASDAQ(-1)) + C(6,3)*D(NIKKEI(-1)) + C(6,4)*D(CAC(-1)) + C(6,5)*D(SP(-1)) + C(6,6)*D(DAX(-1)) + C(6,7)*D(IBOV(-1)) + C(6,8)*D(Merval(-1)) + C(6,9)*D(FTSE(-1)) + C(6,10)*D(DJIA(-1)) + C(6,11)$$

$$D(IBOV) = A(7,1)*(B(1,1)*SSE(-1) + B(1,2)*NASDAQ(-1) + B(1,3)*NIKKEI(-1) + B(1,4)*CAC(-1) + B(1,5)*SP(-1) + B(1,6)*DAX(-1) + B(1,7)*IBOV(-1) + B(1,8)*Merval(-1) + B(1,9)*FTSE(-1) + B(1,10)*DJIA(-1) + B(1,11)) + C(7,1)*D(SSE(-1)) + C(7,2)*D(NASDAQ(-1)) + C(7,3)*D(NIKKEI(-1)) + C(7,4)*D(CAC(-1)) + C(7,5)*D(SP(-1)) + C(7,6)*D(DAX(-1)) + C(7,7)*D(IBOV(-1)) + C(7,8)*D(Merval(-1)) + C(7,9)*D(FTSE(-1)) + C(7,10)*D(DJIA(-1)) + C(7,11)$$

$$D(Merval) = A(8,1)*(B(1,1)*SSE(-1) + B(1,2)*NASDAQ(-1) + B(1,3)*NIKKEI(-1) + B(1,4)*CAC(-1) + B(1,5)*SP(-1) + B(1,6)*DAX(-1) + B(1,7)*IBOV(-1) + B(1,8)*Merval(-1) + B(1,9)*FTSE(-1) + B(1,10)*DJIA(-1) + B(1,11)) + C(8,1)*D(SSE(-1)) + C(8,2)*D(NASDAQ(-1)) + C(8,3)*D(NIKKEI(-1)) + C(8,4)*D(CAC(-1)) + C(8,5)*D(SP(-1)) + C(8,6)*D(DAX(-1)) + C(8,7)*D(IBOV(-1)) + C(8,8)*D(Merval(-1)) + C(8,9)*D(FTSE(-1)) + C(8,10)*D(DJIA(-1)) + C(8,11)$$

$$D(FTSE) = A(9,1)*(B(1,1)*SSE(-1) + B(1,2)*NASDAQ(-1) + B(1,3)*NIKKEI(-1) + B(1,4)*CAC(-1) + B(1,5)*SP(-1) + B(1,6)*DAX(-1) + B(1,7)*IBOV(-1) + B(1,8)*Merval(-1) + B(1,9)*FTSE(-1) + B(1,10)*DJIA(-1) + B(1,11)) + C(9,1)*D(SSE(-1)) + C(9,2)*D(NASDAQ(-1)) + C(9,3)*D(NIKKEI(-1)) +$$

$$\begin{aligned}
& C(9,4)*D(CAC(-1)) + C(9,5)*D(SP(-1)) + C(9,6)*D(DAX(-1)) + C(9,7)*D(IBOV(-1)) + \\
& C(9,8)*D(MERVAL(-1)) + C(9,9)*D(FTSE(-1)) + C(9,10)*D(DJIA(-1)) + C(9,11) \\
D(DJIA) = & A(10,1)*(B(1,1)*SSE(-1) + B(1,2)*NASDAQ(-1) + B(1,3)*NIKKEI(-1) + B(1,4)*CAC(-1) + \\
& B(1,5)*SP(-1) + B(1,6)*DAX(-1) + B(1,7)*IBOV(-1) + B(1,8)*MERVAL(-1) + B(1,9)*FTSE(-1) + \\
& B(1,10)*DJIA(-1) + B(1,11)) + C(10,1)*D(SSE(-1)) + C(10,2)*D(NASDAQ(-1)) + C(10,3)*D(NIKKEI(-1)) \\
& + C(10,4)*D(CAC(-1)) + C(10,5)*D(SP(-1)) + C(10,6)*D(DAX(-1)) + C(10,7)*D(IBOV(-1)) + \\
& C(10,8)*D(MERVAL(-1)) + C(10,9)*D(FTSE(-1)) + C(10,10)*D(DJIA(-1)) + C(10,11)
\end{aligned}$$

VAR Model - Substituted Coefficients:

$$\begin{aligned}
& ===== \\
D(SSE) = & - 5.192380413e-005*(SSE(-1) + 53.26910371*NASDAQ(-1) + 7.567832377*NIKKEI(-1) + \\
& 12.40536726*CAC(-1) - 404.7952871*SP(-1) + 0.9649632777*DAX(-1) - 1.174239357*IBOV(-1) + \\
& 0.3628238391*MERVAL(-1) + 2.482982167*FTSE(-1) + 30.44189336*DJIA(-1) - 33518.92379) - \\
& 0.2482409092*D(SSE(-1)) + 0.5255187945*D(NASDAQ(-1)) - 0.001303654105*D(NIKKEI(-1)) + \\
& 0.2894070668*D(CAC(-1)) - 1.840459211*D(SP(-1)) + 0.001094606639*D(DAX(-1)) + \\
& 0.007630781525*D(IBOV(-1)) + 0.1053192709*D(MERVAL(-1)) + 0.002097893115*D(FTSE(-1)) - \\
& 0.008745902999*D(DJIA(-1)) - 1.418597062
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
D(NASDAQ) = & - 0.0002140977904*(SSE(-1) + 53.26910371*NASDAQ(-1) + 7.567832377*NIKKEI(-1) + \\
& 12.40536726*CAC(-1) - 404.7952871*SP(-1) + 0.9649632777*DAX(-1) - 1.174239357*IBOV(-1) \\
& + 0.3628238391*MERVAL(-1) + 2.482982167*FTSE(-1) + 30.44189336*DJIA(-1) - 33518.92379) - \\
& 0.01202173774*D(SSE(-1)) - 0.04023922661*D(NASDAQ(-1)) + 0.0001867344697*D(NIKKEI(-1)) + \\
& 0.05384776806*D(CAC(-1)) - 0.1550308188*D(SP(-1)) - 0.06849389235*D(DAX(-1)) + \\
& 0.004036356542*D(IBOV(-1)) - 0.03818071098*D(MERVAL(-1)) + 0.07606802568*D(FTSE(-1)) - \\
& 0.005575533965*D(DJIA(-1)) + 2.070476988
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
D(NIKKEI) = & - 0.09192246041*(SSE(-1) + 53.26910371*NASDAQ(-1) + 7.567832377*NIKKEI(-1) + \\
& 12.40536726*CAC(-1) - 404.7952871*SP(-1) + 0.9649632777*DAX(-1) - 1.174239357*IBOV(-1) + \\
& 0.3628238391*MERVAL(-1) + 2.482982167*FTSE(-1) + 30.44189336*DJIA(-1) - 33518.92379) + \\
& 0.142794301*D(SSE(-1)) + 1.549337124*D(NASDAQ(-1)) + 0.336740406*D(NIKKEI(-1)) + \\
& 1.805186377*D(CAC(-1)) - 11.2852604*D(SP(-1)) - 0.335903727*D(DAX(-1)) - \\
& 0.1872335616*D(IBOV(-1)) - 2.697747446*D(MERVAL(-1)) - 0.05594750002*D(FTSE(-1)) + \\
& 1.426850832*D(DJIA(-1)) + 7.842092683
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
D(CAC) = & - 0.0008668762395*(SSE(-1) + 53.26910371*NASDAQ(-1) + 7.567832377*NIKKEI(-1) + \\
& 12.40536726*CAC(-1) - 404.7952871*SP(-1) + 0.9649632777*DAX(-1) - 1.174239357*IBOV(-1) + \\
& 0.3628238391*MERVAL(-1) + 2.482982167*FTSE(-1) + 30.44189336*DJIA(-1) - 33518.92379) - \\
& 0.0742020085*D(SSE(-1)) + 1.186012041*D(NASDAQ(-1)) + 0.0001385848658*D(NIKKEI(-1)) + \\
& 0.1046983054*D(CAC(-1)) - 2.105630241*D(SP(-1)) - 0.1489776434*D(DAX(-1)) + \\
& 0.003999422003*D(IBOV(-1)) - 0.03133732336*D(MERVAL(-1)) + 0.2980547944*D(FTSE(-1)) - \\
& 0.02336229626*D(DJIA(-1)) + 0.0698548139
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
D(SP) = & - 2.774074138e-005*(SSE(-1) + 53.26910371*NASDAQ(-1) + 7.567832377*NIKKEI(-1) + \\
& 12.40536726*CAC(-1) - 404.7952871*SP(-1) + 0.9649632777*DAX(-1) - 1.174239357*IBOV(-1) + \\
& 0.3628238391*MERVAL(-1) + 2.482982167*FTSE(-1) + 30.44189336*DJIA(-1) - 33518.92379) + \\
& 0.007169237227*D(SSE(-1)) + 0.2321102335*D(NASDAQ(-1)) - 5.507395212e-005*D(NIKKEI(-1)) + \\
& 0.1007350669*D(CAC(-1)) - 0.6681597174*D(SP(-1)) - 0.04349488615*D(DAX(-1)) + \\
& 0.001532598083*D(IBOV(-1)) + 0.005182486453*D(MERVAL(-1)) + 0.04663488207*D(FTSE(-1)) - \\
& 0.004115019573*D(DJIA(-1)) + 0.8880110438
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
D(DAX) = & - 0.0004811030948*(SSE(-1) + 53.26910371*NASDAQ(-1) + 7.567832377*NIKKEI(-1) + \\
& 12.40536726*CAC(-1) - 404.7952871*SP(-1) + 0.9649632777*DAX(-1) - 1.174239357*IBOV(-1) + \\
& 0.3628238391*MERVAL(-1) + 2.482982167*FTSE(-1) + 30.44189336*DJIA(-1) - 33518.92379) - \\
& 0.1138179489*D(SSE(-1)) + 1.684149833*D(NASDAQ(-1)) - 0.000785192447*D(NIKKEI(-1)) - \\
& 0.047087447*D(CAC(-1)) - 2.26629273*D(SP(-1)) - 0.1069385813*D(DAX(-1)) + \\
& 0.0004269679297*D(IBOV(-1)) - 0.002673853345*D(MERVAL(-1)) + 0.4182215476*D(FTSE(-1)) - \\
& 0.02885132864*D(DJIA(-1)) + 2.904131935
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
D(IBOV) = & - 0.003842774082*(SSE(-1) + 53.26910371*NASDAQ(-1) + 7.567832377*NIKKEI(-1) + \\
& 12.40536726*CAC(-1) - 404.7952871*SP(-1) + 0.9649632777*DAX(-1) - 1.174239357*IBOV(-1) +
\end{aligned}$$

$$0.3628238391 * \text{Merval}(-1) + 2.482982167 * \text{FTSE}(-1) + 30.44189336 * \text{DJIA}(-1) - 33518.92379 + 1.743914971 * \text{D}(\text{SSE}(-1)) + 16.11216618 * \text{D}(\text{NASDAQ}(-1)) + 0.006520293529 * \text{D}(\text{NIKKEI}(-1)) + 7.895617424 * \text{D}(\text{CAC}(-1)) - 41.61393933 * \text{D}(\text{SP}(-1)) - 3.678841704 * \text{D}(\text{DAX}(-1)) + 0.08181787174 * \text{D}(\text{IBOV}(-1)) + 0.4683897211 * \text{D}(\text{Merval}(-1)) + 1.701219648 * \text{D}(\text{FTSE}(-1)) - 0.6508777628 * \text{D}(\text{DJIA}(-1)) + 9.775356821$$

$$\text{D}(\text{Merval}) = -0.0003110519194 * (\text{SSE}(-1) + 53.26910371 * \text{NASDAQ}(-1) + 7.567832377 * \text{NIKKEI}(-1) + 12.40536726 * \text{CAC}(-1) - 404.7952871 * \text{SP}(-1) + 0.9649632777 * \text{DAX}(-1) - 1.174239357 * \text{IBOV}(-1) + 0.3628238391 * \text{Merval}(-1) + 2.482982167 * \text{FTSE}(-1) + 30.44189336 * \text{DJIA}(-1) - 33518.92379) - 0.04711815719 * \text{D}(\text{SSE}(-1)) + 0.7877937952 * \text{D}(\text{NASDAQ}(-1)) + 0.0005417661904 * \text{D}(\text{NIKKEI}(-1)) + 0.2218757094 * \text{D}(\text{CAC}(-1)) - 2.300041973 * \text{D}(\text{SP}(-1)) - 0.05858231143 * \text{D}(\text{DAX}(-1)) + 0.01460667986 * \text{D}(\text{IBOV}(-1)) + 0.001809388567 * \text{D}(\text{Merval}(-1)) + 0.02042553988 * \text{D}(\text{FTSE}(-1)) + 0.0004252497066 * \text{D}(\text{DJIA}(-1)) + 4.34637264$$

$$\text{D}(\text{FSTE}) = -0.0002954540641 * (\text{SSE}(-1) + 53.26910371 * \text{NASDAQ}(-1) + 7.567832377 * \text{NIKKEI}(-1) + 12.40536726 * \text{CAC}(-1) - 404.7952871 * \text{SP}(-1) + 0.9649632777 * \text{DAX}(-1) - 1.174239357 * \text{IBOV}(-1) + 0.3628238391 * \text{Merval}(-1) + 2.482982167 * \text{FTSE}(-1) + 30.44189336 * \text{DJIA}(-1) - 33518.92379) + 0.02993765105 * \text{D}(\text{SSE}(-1)) + 1.749796845 * \text{D}(\text{NASDAQ}(-1)) + 0.001226190123 * \text{D}(\text{NIKKEI}(-1)) + 0.4880041788 * \text{D}(\text{CAC}(-1)) - 1.739664421 * \text{D}(\text{SP}(-1)) - 0.210265593 * \text{D}(\text{DAX}(-1)) + 0.01090537911 * \text{D}(\text{IBOV}(-1)) + 0.05640458656 * \text{D}(\text{Merval}(-1)) - 0.07645149266 * \text{D}(\text{FTSE}(-1)) - 0.04020737947 * \text{D}(\text{DJIA}(-1)) + 1.221547581$$

$$\text{D}(\text{DJIA}) = -0.002897705309 * (\text{SSE}(-1) + 53.26910371 * \text{NASDAQ}(-1) + 7.567832377 * \text{NIKKEI}(-1) + 12.40536726 * \text{CAC}(-1) - 404.7952871 * \text{SP}(-1) + 0.9649632777 * \text{DAX}(-1) - 1.174239357 * \text{IBOV}(-1) + 0.3628238391 * \text{Merval}(-1) + 2.482982167 * \text{FTSE}(-1) + 30.44189336 * \text{DJIA}(-1) - 33518.92379) + 0.1212579984 * \text{D}(\text{SSE}(-1)) + 2.231862256 * \text{D}(\text{NASDAQ}(-1)) + 0.01169819077 * \text{D}(\text{NIKKEI}(-1)) + 0.9147547345 * \text{D}(\text{CAC}(-1)) - 3.60628368 * \text{D}(\text{SP}(-1)) - 0.1124843955 * \text{D}(\text{DAX}(-1)) + 0.0211972059 * \text{D}(\text{IBOV}(-1)) + 0.1034856609 * \text{D}(\text{Merval}(-1)) + 0.2982298734 * \text{D}(\text{FTSE}(-1)) - 0.4568600575 * \text{D}(\text{DJIA}(-1)) + 7.325633212$$