

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

**MODELOS DE MUDANÇA DE REGIME
MULTIVARIADOS E EVIDÊNCIA DE CONTÁGIO E
INTERDEPENDÊNCIA**

PATRÍCIA ELLER DE OLIVEIRA

Porto Alegre, 2004

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

**MODELOS DE MUDANÇA DE REGIME
MULTIVARIADOS E EVIDÊNCIA DE CONTÁGIO E
INTERDEPENDÊNCIA**

PATRÍCIA ELLER DE OLIVEIRA

ORIENTADOR: Prof. Dr. MARCELO SAVINO PORTUGAL

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS como requisito parcial para a obtenção do Grau de Doutora em Economia.

Porto Alegre, 2004

Ficha Catalográfica

O46m Oliveira, Patrícia Eller de

Modelos de Mudança de Regime Multivariados e Evidência de Contágio e Interdependência. / Patrícia Eller de Oliveira. Porto Alegre; 2004.

286f il..

Tese (Doutorado) FCE/FCE/PPGE

1 Contágio / Interdependência econômica 2 Mudança de regime markoviana 3 Modelos MS-GARCH

4 Título.

CDU

Banca examinadora:

Prof^a. Dra. Ana Beatriz Camatari Galvão (IBMEC/SP);

Prof. Dr. Eraldo Sérgio Barbosa da Silva (UFSC);

Prof. Dr. Fernando Seabra (UFSC).

Aos meus pais, José e Irma!

AGRADECIMENTOS

Sou grata ao meu Deus por ter me proporcionado galgar mais este degrau. Por ter estado ao meu lado durante todo o tempo. Por ter me auxiliado, me dado forças, ânimo, saúde, inteligência e graça. E, como Davi – o segundo rei de Israel – disse certa vez:

“Uns confiam em carros e outros em cavalos, mas nós faremos menção do nome do Senhor nosso Deus.” (Bíblia Sagrada, Salmos 20:7)

Agradeço ao Professor Marcelo Savino Portugal por ter me orientado neste trabalho dispondo de seu tempo e conhecimento.

Agradeço aos professores da comissão examinadora: Ana Beatriz Camatari Galvão, Eraldo Sérgio Barbosa da Silva e Fernando Seabra pelas questões levantadas e sugestões pertinentes.

Um agradecimento especial a Eric Jondeau do *Banque de France* por sua grande generosidade e presteza ao me ceder as rotinas que tornaram possível a realização deste trabalho.

Ao CNPq pelo suporte financeiro.

Aos professores do Curso de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Ao meu amigo Emerson Rildo que me ajudou a estudar para ingressar no Mestrado.

Aos meus amigos de curso: Geraldo, André, Augusto e Jorge com os quais sempre pude contar. Aos demais colegas pelos dias de bom convívio.

Ao meu amigo Giovani por ter, algumas vezes, me socorrido com as rotinas do Gauss.

Às secretárias do Curso: Iara, Raquel, Cláudia e Lourdes pela presteza.

Particularmente, agradeço à minha família que sempre me incentivou, não apenas neste período de doutoramento, mas, em toda a minha história de vida. A papai e mamãe (José e Irma) pela forma amorosa com que sempre me trataram e por terem acreditado na minha vitória. Pelo exemplo de vida que me deram – por sua dedicação e perseverança. Devo a eles minha formação de caráter, emocional, espiritual e profissional. Aos meus irmãos (José Paulo, Vera Lúcia, Fernando Carlos, Fábio, Arilson e Alessandra Paula) que sempre me apoiaram e

me deram força. Aos meus sobrinhos (Fernanda, Gabriela, Ludimylla, Fábio Filho, Emily, Luís Paulo, Eduardo e Gabriel) que sempre demonstraram afeto.

E, a todos os meus amigos e irmãos na fé em Cristo que muitas vezes oraram a Deus por mim; e por isso agora posso colher os louros da vitória.

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 INTRODUÇÃO	23
CAPÍTULO 2 CONTÁGIO E INTERDEPENDÊNCIA DE MERCADOS	26
2.1 Definindo Contágio	26
2.2 Mecanismos de Propagação Internacional de Choques	29
2.3 Como Constatar a Ocorrência do Contágio?	36
2.4 Alguns Resultados Empíricos de Testes para Contágio	39
2.5 Conclusão	47
CAPÍTULO 3 VOLATILIDADE E MUDANÇA DE REGIME: MODELOS E APLICAÇÕES	48
MODELAGEM DA VOLATILIDADE A TEMPO DISCRETO	48
3.1 Modelos da família ARCH	49
3.2 Modelo de Volatilidade Estocástica	54
3.3 Modelo <i>Markov-Switching</i>	55
3.4 Modelo <i>Markov-Switching</i> Multivariado (MS)	59
3.5 Modelo GARCH Multivariado com Mudança no Regime (MS-GARCH)	62
3.6 Evidência Empírica	65
CAPÍTULO 4 TESTANDO CONTÁGIO E INTERDEPENDÊNCIA EM MERCADOS DE AÇÕES DA AMÉRICA LATINA	76
4.1 Eventos na América Latina	77
4.1.1 A Crise do Peso Mexicano em 1994/1995	77
4.1.2 A Crise Brasileira em 1999	79
4.2 Resultados Empíricos Obtidos a partir da Aplicação dos Modelos MS e MS-GARCH a Séries de Retornos de Ações de Países da América Latina	83
4.2.1 Características das Séries	83
4.2.2 Análise Preliminar das Correlações	88
4.2.3 Resultados dos Modelos	96
4.3 Conclusão	129

CAPÍTULO 5 TESTANDO CONTÁGIO E INTERDEPENDÊNCIA EM MERCADOS DE AÇÕES DO LESTE ASIÁTICO	137
5.1 Aspectos Gerais da Crise Asiática	138
5.2 Resultados Empíricos Obtidos a partir da Aplicação dos Modelos MS e MS-GARCH a Séries de Retornos de Ações de Países do Leste Asiático	151
5.2.1 Características das Séries	151
5.2.2 Análise Preliminar das Correlações	157
5.2.3 Resultados dos Modelos	167
5.3 Conclusão	198
CAPÍTULO 6 CONCLUSÃO	205
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	209
ANEXO A	219
ANEXO B	269

LISTA DE FIGURAS

Figura 4.2.I.a Correlograma para a Série de Retornos do Ibovespa	257
Figura 4.2.I.b Correlograma para a Série de Retornos ao Quadrado do Ibovespa	258
Figura 4.2.II.a Correlograma para a Série de Retornos Merval	259
Figura 4.2.II.b Correlograma para a Série de Retornos ao Quadrado Merval	260
Figura 4.2.III.a Correlograma para a Série de Retornos Mexbol	261
Figura 4.2.III.b Correlograma para a Série de Retornos ao Quadrado Mexbol	262
Figura 4.2.2.1a Correlograma dos Resíduos do Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal para os Retornos do Ibovespa	263
Figura 4.2.2.1b Correlograma dos Resíduos do Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal para os Retornos do Merval	264
Figura 4.2.2.1c Correlograma dos Resíduos do Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal para os Retornos do Mexbol	265
Figura 4.2.2.9a Correlograma dos Resíduos do Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal para os Retornos do Ibovespa	266
Figura 4.2.2.9b Correlograma dos Resíduos do Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal para os Retornos do Merval	267
Figura 4.2.2.9c Correlograma dos Resíduos do Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal para os Retornos do Mexbol	268
Figura 5.2.I.a Correlograma para a Série de Retornos da Tailândia	295
Figura 5.2.I.b Correlograma para a Série de Retornos ao Quadrado da Tailândia.....	296
Figura 5.2.II.a Correlograma para a Série de Retornos da Malásia	297
Figura 5.2.II.b Correlograma para a Série de Retornos ao Quadrado da Malásia	298
Figura 5.2.III.a Correlograma para a Série de Retornos da Coreia.....	299
Figura 5.2.III.b Correlograma para a Série de Retornos ao Quadrado da Coreia	300
Figura 5.2.3.6a Correlograma dos Resíduos do Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student para os Retornos do <i>Thailand SET</i>	301
Figura 5.2.3.6b Correlograma dos Resíduos do Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student para os Retornos do <i>Malaysi KLSE Composite</i>	302
Figura 5.2.3.6c Correlograma dos Resíduos do Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student para os Retornos do <i>Korea KOSPI Composite</i>	303

LISTA DE QUADROS

Quadro 4.1.1 – Boas e Más Notícias, no Brasil, em 1998 e 1999	80
Quadro 5.1.1 – Alguns Fatos que Marcaram o Ano de 1997 e Início de 1998	144

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.2.1 Estatísticas Sumárias sobre os Retornos Semanais Médios das Ações	85
Tabela 4.2.2.1a Variância Incondicional dos Retornos Semanais em Diversos Períodos	88
Tabela 4.2.2.2a Matrizes de Correlação Incondicional dos Retornos Semanais em Diversos Períodos	90
Tabela 4.2.2.3 Teste de Igualdade de Matrizes de Correlação Incondicional de Jennrich	94
Tabela 4.2.3.1 Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal	97
Tabela 4.2.3.2 Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal	103
Tabela 4.2.3.3 Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal	104
Tabela 4.2.3.4 Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal	105
Tabela 4.2.3.5 Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional t-Student	107
Tabela 4.2.3.6 Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student	108
Tabela 4.2.3.7 Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student	110
Tabela 4.2.3.8 Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student	112
Tabela 4.2.3.9 Modelo MS com Média Dependente do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional Normal	113
Tabela 4.2.3.10 Modelo MS com Média Independente do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional Normal	116

Tabela 4.2.3.11 Modelo MS com Média Dependente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal	118
Tabela 4.2.3.12 Modelo MS com Média Independente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal	120
Tabela 4.2.3.13 Modelo MS com Média e Correlações Dependentes do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional t-Student	122
Tabela 4.2.3.14 Modelo MS com Média Independente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Dependentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student	124
Tabela 4.2.3.15 Modelo MS com Média Dependente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student	126
Tabela 4.2.3.16 Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional t-Student	127
Tabela 4.3.1 Estatísticas Sumárias para os Diversos Modelos MS	134
Tabela 4.3.2 Estatísticas Sumárias para os Diversos Modelos MS-GARCH	135
Tabela 4.3.3 Teste LR para Diversas Hipóteses Nulas para os Modelos MS e MS-GARCH	136
Tabela 5.1.1 Coréia do Sul: Indicadores Seleccionados (em %)	139
Tabela 5.1.2 Índice de Preços ao Consumidor (em % a.a.) – Coréia do Sul	140
Tabela 5.1.3 Taxa de Câmbio Nominal (% anual)	140
Tabela 5.1.4 Produto Interno Bruto (% anual)	140
Tabela 5.1.5 Total de Reservas Internacionais menos Ouro (em US\$ milhões)	141
Tabela 5.1.6 Total de Reservas Internacionais menos Ouro (em % anual)	141
Tabela 5.1.7 Saldo da Balança Comercial (em US\$ milhões)	141
Tabela 5.1.8 Saldo em Conta Corrente (em US\$ milhões)	142
Tabela 5.1.9 Déficit Público (em moeda local milhões)	142
Tabela 5.1.10 Déficit Público (em US\$ milhões)	142
Tabela 5.2.1 Estatísticas Sumárias sobre os Retornos Semanais das Ações Asiáticas	153
Tabela 5.2.2.1 Variância Incondicional dos Retornos Semanais em Diversos Períodos	158
Tabela 5.2.2.2 Matrizes de Correlação Incondicional dos Retornos Semanais em Diversos Períodos	160
Tabela 5.2.2.3 Teste de Igualdade de Matrizes de Correlação Incondicional de Jennrich	164
Tabela 5.2.2.4 Resumo dos Resultados Obtidos para os Mercados Asiáticos	166
Tabela 5.2.3.1 Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal	169
Tabela 5.2.3.2 Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal	171

Tabela 5.2.3.3	Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal	173
Tabela 5.2.3.4	Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal	174
Tabela 5.2.3.5	Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional t-Student	176
Tabela 5.2.3.6	Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student	178
Tabela 5.2.3.7	Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student	180
Tabela 5.2.3.8	Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student	181
Tabela 5.2.3.9	Modelo MS com Média Dependente do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional Normal	183
Tabela 5.2.3.10	Modelo MS com Média Independente do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional Normal	186
Tabela 5.2.3.11	Modelo MS com Média Dependente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal	188
Tabela 5.2.3.12	Modelo MS com Média Independente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal	190
Tabela 5.2.3.13	Modelo MS com Média e Correlações Dependentes do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional t-Student	192
Tabela 5.2.3.14	Modelo MS com Média Independente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Dependentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student	194
Tabela 5.2.3.15	Modelo MS com Média Dependente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student	196
Tabela 5.3.1	Estatísticas Sumárias para os Diversos Modelos MS Relativos aos Mercados de Ações Asiáticos	202
Tabela 5.3.2	Estatísticas Sumárias para os Diversos Modelos MS-GARCH Relativos aos Mercados de Ações Asiáticos	203
Tabela 5.3.3	Teste LR para Diversas Hipóteses Nulas para os Modelos MS e MS-GARCH Relativos aos Mercados de Ações Asiáticos	204
Tabela 4.2.2.1b	Variância Incondicional dos Retornos Semanais em Diversos Períodos	229
Tabela 4.2.2.2b	Matrizes de Correlação Incondicional dos Retornos Semanais em Diversos Períodos	229
Tabela 4.2.Ia	Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Fechamentos do Ibovespa	247
Tabela 4.2.Ib	Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Retornos do Ibovespa	248
Tabela 4.2.Ic	Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Retornos do Ibovespa	249

Tabela 4.2.IIa	Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Fechamentos Merval	250
Tabela 4.2.IIb	Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Retornos Merval	251
Tabela 4.2.IIc	Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Retornos Merval	252
Tabela 4.2.IIIa	Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Fechamentos Mexbol	253
Tabela 4.2.IIIb	Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Fechamentos Mexbol	254
Tabela 4.2.IIIc	Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Retornos Mexbol	255
Tabela 4.2.III d	Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Retornos Mexbol	256
Tabela 5.2.Ia	Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Fechamentos do <i>Thailand SET</i>	286
Tabela 5.2.Ib	Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Retornos do <i>Thailand SET</i>	287
Tabela 5.2.Ic	Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Retornos do <i>Thailand SET</i>	288
Tabela 5.2.IIa	Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Fechamentos do <i>Malaysi KLSE Composite</i>	289
Tabela 5.2.IIb	Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Retornos do <i>Malaysi KLSE Composite</i>	290
Tabela 5.2.IIc	Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Retornos do <i>Malaysi KLSE Composite</i>	291
Tabela 5.2.IIIa	Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Fechamentos do <i>Korea KOSPI Composite</i>	292
Tabela 5.2.IIIb	Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Retornos do <i>Korea KOSPI Composite</i>	293
Tabela 5.2.IIIc	Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Retornos do <i>Korea KOSPI Composite</i>	294

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 4.2.2.1 Variância Incondicional	91
Gráfico 4.2.2.2 Correlações Incondicionais	91
Gráfico 5.1.1 Taxa de Variação Anual do PIB – Coréia do Sul 1980-2003	143
Gráfico 5.2.2.1 Variância Incondicional	162
Gráfico 5.2.2.2 Correlações Incondicionais	162
Gráfico 4.2.Ia Fechamento Médio Semanal – IBOVESPA	230
Gráfico 4.2.Ib Retorno Médio Semanal – IBOVESPA	230
Gráfico 4.2.Ic Retorno ao Quadrado – IBOVESPA	231
Gráfico 4.2.IIa Fechamento Médio Semanal – Merval	231
Gráfico 4.2.IIb Retorno Médio Semanal – Merval	232
Gráfico 4.2.IIc Retorno ao Quadrado – Merval	232
Gráfico 4.2.IIIa Fechamento Médio Semanal – MEXBOL	233
Gráfico 4.2.IIIb Retorno Médio Semanal – MEXBOL	233
Gráfico 4.2.IIIc Retorno ao Quadrado – MEXBOL	234
Gráfico 4.2.3.1a Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1.....	234
Gráfico 4.2.3.1b Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	234
Gráfico 4.2.3.2a Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	235
Gráfico 4.2.3.2b Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	235
Gráfico 4.2.3.4a Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	236
Gráfico 4.2.3.4b Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	236
Gráfico 4.2.3.5a Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	237

Gráfico 4.2.3.5b Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	237
Gráfico 4.2.3.6a Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	238
Gráfico 4.2.3.6b Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	238
Gráfico 4.2.3.7a Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	239
Gráfico 4.2.3.7b Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	239
Gráfico 4.2.3.8a Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	240
Gráfico 4.2.3.8b Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	240
Gráfico 4.2.3.9a Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	241
Gráfico 4.2.3.9b Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	241
Gráfico 4.2.3.10a Modelo MS-GARCH com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	242
Gráfico 4.2.3.10b Modelo MS-GARCH com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	242
Gráfico 4.2.3.11a Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	243
Gráfico 4.2.3.11b Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	243
Gráfico 4.2.3.12a Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	244
Gráfico 4.2.3.12b Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	244

Gráfico 4.2.3.13a Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Dependentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	245
Gráfico 4.2.3.13b Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Dependentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	245
Gráfico 4.2.3.16a Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	246
Gráfico 4.2.3.16b Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	246
Gráfico 5.2.Ia Fechamento Médio Semanal – Tailândia	269
Gráfico 5.2.Ib Retorno Médio Semanal – Tailândia	269
Gráfico 5.2.Ic Retorno ao Quadrado – Tailândia	270
Gráfico 5.2.IIa Fechamento Médio Semanal – Malásia	270
Gráfico 5.2.IIb Retorno Médio Semanal – Malásia	271
Gráfico 5.2.IIc Retorno ao Quadrado – Malásia	271
Gráfico 5.2.IIIa Fechamento Médio Semanal – Coreia	272
Gráfico 5.2.IIIb Retorno Médio Semanal – Coreia	272
Gráfico 5.2.IIIc Retorno ao Quadrado – Coreia	273
Gráfico 5.2.3.1a Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	273
Gráfico 5.2.3.1b Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	273
Gráfico 5.2.3.2a Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	274
Gráfico 5.2.3.2b Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	274
Gráfico 5.2.3.4a Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	275
Gráfico 5.2.3.4b Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	275
Gráfico 5.2.3.5a Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	276
Gráfico 5.2.3.5b Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	276

Gráfico 5.2.3.6a Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	277
Gráfico 5.2.3.6b Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	277
Gráfico 5.2.3.7a Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	278
Gráfico 5.2.3.7b Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	278
Gráfico 5.2.3.8a Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	279
Gráfico 5.2.3.8b Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	279
Gráfico 5.2.3.9a Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	280
Gráfico 5.2.3.9b Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	280
Gráfico 5.2.3.10a Modelo MS-GARCH com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	281
Gráfico 5.2.3.10b Modelo MS-GARCH com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	281
Gráfico 5.2.3.11a Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	282
Gráfico 5.2.3.11b Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	282
Gráfico 5.2.3.12a Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	283
Gráfico 5.2.3.12b Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	283
Gráfico 5.2.3.13a Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Dependentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	284

Gráfico 5.2.3.13b Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Dependentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	284
Gráfico 5.2.3.15a Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime, Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1	285
Gráfico 5.2.3.15b Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime, Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1	285

SÍMBOLOS, ABREVIATURAS E SIGLAS

ACH	<i>Autoregressive Conditional Hazard</i>
ADF	<i>Augmented Dick-Fuller</i>
ADR	<i>American Depository Receipts</i>
AIC	<i>Akaike Information Criterion</i>
AR	<i>Autoregressive</i>
ARCH	<i>Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
ARMA	<i>Autoregressive Moving Average</i>
CAERs	<i>Cumulative Average Excess Returns</i>
E	<i>Esperança Matemática</i>
EGARCH	<i>Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
ERM	<i>European Exchange Rate Mechanism</i>
EUA	<i>Estados Unidos da América</i>
exp	<i>função exponencial</i>
FFF	<i>Flexible Fourier Form</i>
FMI	<i>Fundo Monetário Internacional</i>
GARCH	<i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
GARCH-L	<i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Leverage</i>
GJR-GARCH	<i>Glosten-Jagannathan-Runkle Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
HKD	<i>Hong Kong Dolar</i>
IBOVESPA	<i>Índice da Bolsa de Valores de São Paulo</i>
IGARCH	<i>Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
IGPA	<i>Índice da Bolsa de Valores de Santiago</i>
IMF/IFS	<i>International Monetary Fund / International Financial Statistics</i>
IPC	<i>Índice de Preços ao Consumidor</i>
<i>Korea KOSPI Composite</i>	<i>Índice da Bolsa de Valores da Coréia do Sul</i>
ln	<i>logaritmo neperiano</i>
LR	<i>Likelyhood Ratio</i>
Malaysi KLSE Composite	<i>Índice da Bolsa de Valores Malaia</i>
MERCOSUL	<i>Mercado Comum do Cone Sul</i>
MERVAL	<i>Índice da Bolsa de Valores Argentina</i>
MEXBOL	<i>Índice da Bolsa de Valores Mexicana</i>
MS	<i>Markov-Switching</i>
MS-GARCH	<i>Markov-Switching-Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
MXIPC	<i>Índice do Mercado de Ações Mexicano</i>
NBER	<i>National Bureau of Economic Research</i>
NYSE	<i>New York Stock Exchange</i>

PIB	Produto Interno Bruto
QML	<i>Quasi Maximum Likelihood</i>
STAR	<i>Smooth Transition Autoregressive</i>
SV	<i>Stochastic Volatility</i>
SWARCH	<i>Switching Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
SWGARCH	<i>Switching Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
TGARCH	<i>Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
<i>Thailand SET</i>	Índice da Bolsa de Valores da Tailândia
VAR	<i>Vector Autoregressive</i>
Var	Variância
α	Alfa
β	Beta
γ	Gama
δ	Delta
ε	Epsilon
ζ	Dzéta
η	Eta
θ	Teta
ι	Iota
κ	Capa
λ	Lambda
μ	Mü
ν	Nu
ξ	Ksi
\omicron	Omicron
π	Pi
ρ	Rô
σ	Sigma
τ	Tau
υ	Upsilon
ϕ	Fi
χ	Qui
ψ	Psi
ω	Omega
Γ	Gama maiúsculo
Δ	Delta maiúsculo
Θ	Teta maiúsculo
Ω	Omega maiúsculo

RESUMO

Este trabalho estuda um tema relativamente recente na literatura econômica conhecido por contágio.

Utilizando-se de modelos de mudança de regime markoviana multivariados (MS e MS-GARCH) faz-se um estudo do comportamento das correlações ao longo do tempo entre alguns mercados de ações. Vale dizer, as correlações entre mercados de ações latino-americanos (Brasil, Argentina e México) e entre mercados asiáticos (Tailândia, Malásia e Coréia do Sul). O período abrangido pela amostra vai de janeiro de 1994 a início de janeiro de 2002, cobrindo, assim, as crises econômico-financeiras vivenciadas a partir de meados da década de noventa (a crise mexicana, em 1994/95, a crise asiática, em 1997, a crise russa, em 1998, e a crise brasileira, em 1999). A análise do comportamento das correlações ao longo do tempo mostrou que, para os mercados latino-americanos não houve evidência de contágio no período considerado, e sim, interdependência entre eles. Por outro lado, para os mercados de ações asiáticos, constatou-se a ocorrência de contágio entre os mercados tailandês e coreano e entre os mercados malaio e coreano.

ABSTRACT

This study is on contagion, a relatively recent theme in economic literature.

Multivariate Markov switching models (MS and MS-GARCH) are used to analyze correlations between selected stock markets in Latin America and South Asia. Namely in Brazil, Argentina and Mexico and in Thailand, Malaysia, and South Korea. Data cover the period from January 1994 to beginning of January 2002, encompassing the Mexican (1994/95), Asian (1997), Russian (1998) and Brazilian (1999) crises. It is found that there is no evidence of contagion for the Latin American stock markets; rather, there is interdependence between these markets. Yet contagion is present for the markets of Thailand and South Korea and for those of Malaysia and South Korea.

CAPÍTULO 1 INTRODUÇÃO

Nos últimos anos o mundo vem experimentando uma crescente interação ou interdependência entre os diversos mercados dos países. Particularmente, observa-se que, com o advento das novas tecnologias da informação, houve uma maior integração entre os mercados financeiros. Este fato poderia ter tornado as economias mais vulneráveis ou mais suscetíveis a choques externos.

Nos anos 90, ocorreram crises econômico-financeiras que atingiram diversos países ao redor do mundo. As nações mais afetadas pelas crises foram aquelas de economia emergente, em particular, países latino-americanos e asiáticos. As crises (a mexicana, em 1994/95, a asiática, em 1997, a russa, em 1998, e a brasileira, em 1999) tiveram características diferenciadas entre si. Todavia, pode-se dizer que existia um aspecto compartilhado por elas: as crises não se mantinham estritamente dentro das fronteiras do país onde começavam. Pelo contrário, elas se espalhavam atingindo outros países: algumas vezes, países vizinhos, outras vezes, países distantes geograficamente. É o que se poderia chamar de “efeito dominó”.

Essas crises se tornaram fatores estimulantes para o desenvolvimento de pesquisas que buscassem explicar possíveis causas e conseqüências das mesmas para as economias atingidas. Assim, começou a ganhar vulto uma literatura sobre um fenômeno que ficou conhecido por contágio. Este fenômeno seria uma das explicações existentes para o que ocorrera nos períodos de nervosismo nos mercados dos países afetados pelos choques.

Modelos tentando explicar como e/ou por que crises monetárias ocorrem começaram a surgir já no final da década de 70 e nos anos 80. Dentre esses modelos, pode-se citar o modelo de primeira geração ou modelo canônico de crise monetária exposto inicialmente por Krugman (1979) e aperfeiçoado posteriormente por Flood e Garber (1984). Este modelo trabalha com a idéia de que ocorreriam ataques especulativos a bancos centrais que tentam estabilizar taxas de câmbio, mas cuja economia possui déficit orçamentário financiado com emissão de moeda doméstica. Uma outra família de modelos que pode ser citada é a de modelos de segunda geração. Estes modelos consideram a interação entre as expectativas dos

agentes econômicos (investidores) e os resultados efetivos de política, de modo que, as decisões de políticas macroeconômicas seriam influenciadas pelas expectativas do mercado. Esta interação poderia levar a crises auto-realizáveis, por exemplo, se as expectativas do mercado forem de que uma desvalorização da taxa de câmbio seja inevitável: tal desvalorização ocorrerá mesmo que não seja realmente necessária sua ocorrência.

Estas duas linhas de raciocínio, isto é, modelos de primeira geração (baseados em debilidade de fundamentos econômicos ou políticas macroeconômicas conflitantes) e modelos de segunda geração (baseados em crises auto-realizáveis) poderiam ser, segundo alguns autores, quando tomadas conjuntamente, um instrumento razoável para explicar as crises ocorridas nos anos 90 – mais particularmente a crise asiática, em 1997.

Porém, como já mencionado, as crises ocorridas nessa década não se restringiram apenas ao país onde se originavam. Isto levou alguns pesquisadores a se questionarem se o que aconteceu era resultado do fato de existir interdependência econômica entre os mercados ou se teria ocorrido contágio entre eles. Como veremos mais adiante, ainda não existe na literatura econômica um consenso acerca da definição desse fenômeno, o contágio. Porém, este fato não o torna menos relevante.

Posto isto, devido à importância das crises vivenciadas na década em questão, nesta tese será feita uma análise do comportamento observado nos mercados de ações de alguns países latino-americanos e asiáticos no período de janeiro de 1994 a início de janeiro de 2002. Este período abrangeu as crises mexicana (1994/95), asiática (1997), russa (1998) e brasileira (1999). O objetivo é averiguar a ocorrência ou não de contágio.

A contribuição dada à literatura econômica por esta tese é a utilização de modelos de mudança de regime markoviana multivariados como instrumento de pesquisa para constatação da ocorrência ou não de contágio entre os mercados de ações aqui considerados. Essa análise sobre a ocorrência de contágio será baseada no comportamento das correlações condicionais entre os mercados de ações ao se passar de um regime calmo para um regime turbulento.

A estruturação da tese se faz da seguinte forma: no capítulo dois, serão trabalhados os termos contágio e interdependência econômica entre mercados, mostrando as diferentes definições dadas a contágio, as formas ou mecanismos pelos quais os choques se propagam internacionalmente, os métodos utilizados na literatura para constatar a ocorrência deste

fenômeno, mostrando, ao final do capítulo, alguns resultados empíricos reportados na literatura.

No capítulo três, veremos uma outra literatura que trabalha com o comportamento de séries financeiras, principalmente. Será apresentada uma revisão dos principais trabalhos que utilizam modelos da família ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*), modelos de volatilidade estocástica, modelos de mudança de regime markoviana univariados e multivariados focalizando especialmente séries do mercado financeiro. Sendo que, primeiramente, será apresentada a estrutura teórica desses modelos e, posteriormente, alguns resultados empíricos reportados na literatura sobre o tema.

No capítulo quatro, será realizada uma investigação empírica que aninha estas duas literaturas. Será estudado o comportamento do mercado de ações do Brasil, Argentina e México no período de janeiro de 1994 a início de janeiro de 2002. O objetivo será constatar a ocorrência ou não de contágio entre estes mercados nos períodos de turbulência enfrentados no período amostral.

O capítulo cinco utilizará a mesma metodologia do capítulo quatro, porém, sendo aplicada a mercados de ações da Tailândia, Malásia e Coréia do Sul.

No capítulo seis, serão apontadas as principais conclusões advindas do trabalho realizado. E, por fim, serão apresentadas as referências bibliográficas utilizadas nesta tese.

CAPÍTULO 2 CONTÁGIO E INTERDEPENDÊNCIA DE MERCADOS

As crises vivenciadas nos últimos anos ao redor do mundo nos levam a pensar em que medida o grau de relacionamento entre as nações ou a integração econômica mundial pode levar os países, especialmente os de mercados emergentes, a estarem mais vulneráveis a choques externos.

Existiriam, basicamente, duas explicações distintas para o que ocorreu durante e após as crises monetário-financeiras. Uma possível argumentação seria simplesmente a existência de interdependência entre as economias que tornaria possível a ocorrência de tais eventos em mais de um país – com um transbordamento de crise que seria “natural” ou de certa forma até mesmo “esperado” devido a essa interdependência entre os mercados. Um outro argumento seria a favor de um fenômeno diferente, que aqui chamaremos de contágio, para o qual veremos que ainda não existe uma convergência para sua definição, por se tratar de um assunto relativamente novo na literatura. Juntamente a estas argumentações, surge uma outra questão que seria a investigação de quais os prováveis mecanismos de propagação dos choques internacionalmente.

Sendo assim, neste capítulo, será apresentada a teoria sobre contágio, definição, os mecanismos que têm sido apontados na literatura como responsáveis pela propagação de choques internacionalmente, fazendo uma breve revisão da literatura que envolve o assunto.

2.1 DEFININDO CONTÁGIO

Como observado em Dornbusch, Park e Claessens (2000), geralmente o contágio é usado para referir-se à propagação de distúrbios de mercado de um país (de mercado emergente) para outro. Um processo observado através de co-movimentos nas taxas de câmbio, preços de ações, *sovereign spreads* e fluxos de capitais.

Porém, não existe um consenso na definição do que venha a ser o contágio. Eichengreen, Rose e Wyplosz (1996), definem o contágio como sendo um aumento na

probabilidade de um ataque especulativo à moeda doméstica que não tem como base fundamentos domésticos, mas sim a existência de um ataque especulativo em outro país. Kaminsky e Reinhart (1998) também trabalham com esta idéia em relação ao contágio.

Seguindo esta linha, Zhang (2001), trabalha com a hipótese de que a probabilidade de uma determinada moeda estar sendo atacada em um período é influenciada pela frequência de ataques especulativos em outros países num período anterior. A explicação dada por Schinasi e Smith (1999) para o contágio enfatiza ‘*cross-market heading*’, onde *heading* (cobertura) é o termo usado para designar a proteção contra flutuação dos preços ou taxas de mercado. Por esta visão, se alguns retornos de ativos forem correlacionados, então um choque adverso em um mercado pode levar à venda em outros mercados. Eles chegam a duas conclusões principais, a saber: (1) um choque à distribuição do retorno de um único ativo poderia levar a uma redução na posição de outros ativos de risco; e (2) o impacto de uma perda significativa sobre a posição em um ativo (*capital event*) na reavaliação da carteira ótima dependeria, principalmente, de se a carteira (ou instituição) está ou não alavancada. Ou seja, um investidor com uma carteira alavancada reduzirá posições de ativos de risco se o retorno sobre a carteira alavancada for menor do que o custo de *funding* (conversão de dívida de curto prazo em dívida de longo prazo através da venda de papéis – *securities* – de longo prazo e utilização dos fundos arrecadados para repagar as dívidas de curto prazo). Segundo estes autores, uma “venda contagiosa” seria definida simplesmente como uma retirada, por parte de um investidor, de ativos muito arriscados quando um choque adverso ocorre em apenas um desses ativos.

Baig e Goldfajn (2000) usam como definição de contágio os co-movimentos em variáveis financeiras que excedam aqueles que podem ser explicados por co-movimentos de fundamentos. Segundo eles se, depois de se descontar os fundamentos, for encontrado co-movimento significativo entre os mercados de dois países, então a correlação remanescente não explicada pode ser atribuída ao contágio (pânico ou mudança no sentimento do investidor, por exemplo).

Van Rijckeghem e Weder (1999) utilizam como definição de contágio simplesmente a propagação de uma crise monetária a partir do país onde a crise se origina (*the ground zero country*). Fávero e Giavazzi (2000) chamam de contágio à mudança no modo como choques são transmitidos através dos países durante períodos de crises. Edwards (2000) restringe o

termo *contágio econômico* às situações onde a extensão e magnitude de um choque transmitido internacionalmente *excedem o que era esperado ex ante*. Segundo ele, esta definição é consistente com a literatura de epidemiologia moderna.

Para Corsetti, Pericoli e Sbracia (2003), o contágio ocorre quando, condicionada a uma crise num determinado país, a correlação torna-se mais forte devido a alguma mudança estrutural na economia internacional que afeta os vínculos através dos mercados. Segundo estes autores, a diferença existente entre contágio e interdependência seria o fato de que, quando ocorre interdependência entre os mercados, há uma certa estabilidade no comportamento dos parâmetros que vinculam tais mercados ou mesmo que descrevem seu comportamento. De modo que a correlação entre eles em períodos de crise obedeceria a uma certa trajetória ou a um comportamento que já seria esperado pelo próprio processo gerador dos dados que descrevem tais mercados. Já no caso do contágio, segundo eles, haveria um aumento forte demais nas correlações durante uma crise para ser explicado pelo comportamento de um fator comum aos mercados e de algum componente específico ao país, como risco.

Mathur, Gleason, Dibooglu e Singh (2002) consideram o contágio um “transbordamento” de informações, ou seja, um “efeito dominó” onde notícias de uma firma, ou de um país relacionado, transbordam e afetam outras firmas na indústria ou outros países.

Segundo Forbes e Rigobon (2000), a definição mais comumente dada ao contágio (e utilizada por eles), antes das crises do final da década de 90, era a de um aumento significativo nos vínculos entre os mercados após um choque sobre um determinado país ou grupo de países. Sendo assim, se dois mercados são altamente correlacionados após um choque, isto não é necessariamente contágio, pois, se anteriormente ao choque a correlação entre eles já era alta e se não houve uma alteração significativa em tal correlação, estes mercados poderiam ser considerados interdependentes – ou seja, não teria ocorrido contágio. Estes autores utilizam, então, o termo “*shift-contagion*” (“contágio por alteração”) para diferenciar sua definição das demais.

A partir daí surgiram outras definições mais amplas do que vem a ser o contágio. Conforme notado por Forbes e Rigobon, para alguns economistas, se um choque em determinado país é transmitido a outro país, mesmo que não exista mudança significativa nas relações entre os mercados, esta transmissão constitui contágio. No trabalho de De Gregorio e

Valdés (2000), temos um exemplo desta visão. Eles utilizam indistintamente os termos contágio, interdependência e co-movimentos. Na verdade, estes autores não entram no mérito de tentarem definir o que vem a ser contágio, apenas procuram descobrir quais seriam os possíveis canais de transmissão de uma crise. As crises analisadas por eles são: a crise da dívida em 1982, a crise mexicana em 1994 e a crise asiática em 1997. Para outros economistas, seria impossível definir contágio baseado em simples testes de mudanças nas relações entre os mercados. Para estes seria necessário identificar exatamente como um choque é propagado através dos países, e que apenas certos tipos de mecanismos de transmissão (tais como manada ou comportamento irracional do investidor) constituiria contágio.

2.2 MECANISMOS DE PROPAGAÇÃO INTERNACIONAL DE CHOQUES

Nesta seção, veremos como a literatura tem investigado os possíveis veículos de propagação de choques entre os mercados das diversas nações, bem como as economias que estariam mais vulneráveis ou mais suscetíveis aos choques externos e, portanto, mais propensas a serem receptoras de crises que estejam ocorrendo em outros países.

Como realçado em Dornbusch, Park e Claessens (2000), enquanto é difícil determinar se co-movimentos têm sido irracionais ou excessivos, o trabalho empírico tem documentado padrões na vulnerabilidade de países à volatilidade e identificado possíveis canais de transmissão de contágio. Tem-se observado que vínculos de comércio, padrões regionais e similaridades macro tornam países vulneráveis à volatilidade. Além disso, credor comum e outros vínculos através de centros financeiros internacionais são constatados serem mecanismos através dos quais a volatilidade é transmitida de um determinado país para outros países num ponto particular. Estas regularidades têm ajudado a identificar aqueles países que tenham risco de contágio. Porém, segundo estes autores, pouco é conhecido sobre a importância de condições microeconômicas e fatores institucionais na propagação de choques, incluindo ações específicas de agentes financeiros através dos quais o contágio parece ocorrer.

O canal do comércio pode ser uma via de transmissão internacional de uma crise monetária ainda que os países envolvidos não possuam grandes fluxos comerciais bilaterais. A

questão crucial se deve à competitividade das exportações nos mercados estrangeiros. Quanto maior o grau de substitutibilidade entre os bens comercializados pelos países (digamos, o país 1 e o 2), maior será o impacto de uma variação nos preços destes bens sobre o mercado do outro país. No caso de bens perfeitamente substitutos, uma diminuição do preço do bem no país 1 – no caso de uma desvalorização cambial – levará a um aumento proporcional na sua demanda e a uma diminuição na demanda do seu substituto produzido pelo país 2, o que conduziria a uma piora na conta corrente do país 2.

Ahluwalia (2000), mostra que a vulnerabilidade do país a crises contagiosas depende de similaridades visíveis entre o país em questão e aqueles que estejam passando por crises.

Os resultados obtidos por Eichengreen, Rose e Wyplosz (1996), sugerem que crises monetárias contagiosas tendem a se propagar através dos países principalmente em função de vínculos de comércio internacional. Sendo que os vínculos de comércio seriam mais importantes na transmissão de uma crise do que propriamente similaridades macroeconômicas entre os países.

Uma crise no país A implica uma diminuição da capacidade de pagamento dos empréstimos do exterior feitos pelos tomadores deste país, levando os bancos estrangeiros a restabelecerem seu capital através da revogação de alguns de seus empréstimos, incluindo empréstimos feitos a tomadores de outros países, prejudicando o fornecimento de crédito para tais países. Van Rijckeghen e Weder (1999) apresentam evidência empírica de que transbordamentos através de credores bancários comuns, e não vínculos comerciais e características do país, podem ajudar a explicar o contágio. Um dos resultados que elas obtiveram mostra que credores bancários comuns foram importantes na transmissão da crise tailandesa e, provavelmente, também na transmissão das crises mexicana e russa. Kaminsky e Reinhart (1998) também enfatizam o papel de credores comuns como canal de transmissão de crise potencial. Além de credor comum, estas autoras examinam o papel de outros canais de transmissão, a saber, *cross-market heading*, vínculos de comércio e competição em outros mercados.

Frankel e Schmukler (1998), utilizam dados de *closed-end country funds* (empresas especializadas em apenas investir seu capital) para avaliar como um choque negativo nas ações mexicanas (crise mexicana, dezembro de 1994) é transmitido para os mercados asiáticos e latino-americanos, e para determinados países dentro de cada região. Seus resultados

indicam que os choques parecem afetar diretamente os NAVs (*net asset values* – valores das empresas dados pelos seus balanços contábeis) latino-americanos, enquanto que a transmissão para os NAVs asiáticos parece ter passado por Nova Iorque, em vez de passar diretamente dos preços de ações na América Latina para os preços de ações na Ásia.

Os trabalhos teóricos existentes sobre propagação internacional de choques enfatizam três mecanismos de propagação, a saber, choques agregados que afetam os fundamentos econômicos de mais de um país (por exemplo, o aumento da taxa de juros internacional, uma retração da oferta mundial de capital), choques específicos em determinado país que afetam os fundamentos econômicos de outros países, via vínculos reais, como por exemplo, comércio (aumento de competitividade via desvalorização cambial) ou coordenação política (a resposta de um país a um choque econômico poderia forçar um outro país a seguir políticas similares) e choques que não são explicados por mudanças nos fundamentos ou qualquer tipo de transbordamento “mecânico” e são categorizados como contágio puro. Este se refere a qualquer aumento de co-movimento dos mercados que não possa ser explicado pelos dois canais anteriores (conforme Forbes e Rigobon (1999)), ou seja, crises alavancadas por mudanças nos sentimentos do mercado ou mudanças na interpretação dada à informação disponível. Por exemplo, pode ser o caso de os investidores estrangeiros se tornarem mais pessimistas em relação ao país A após terem observado uma crise no país B, ainda que não haja nenhuma razão especial para tal mudança.

Segundo De Gregorio e Valdés (2000), os fundamentos econômicos são importantes e não é apenas o que está acontecendo em outro país que faz uma crise acontecer. Esta idéia é confirmada em Chang e Majnoni (1999) que afirmam que existem países em que os fundamentos são tão fortes que uma crise não pode ocorrer e que uma crise deve ocorrer em um país com fracos fundamentos. Também vemos este posicionamento em Ahluwalia (2000), quando afirma que os fundamentos econômicos podem tanto tornar um país vulnerável a mudanças expectativas quanto podem causar a própria mudança ao agirem como padrões de classificação.

Um dos resultados encontrados por Calvo e Reinhart (1995) é a sugestão de que os movimentos internacionais de capitais (no caso, analisaram o equilíbrio da conta capital) foram significativamente afetados por mudanças nas taxas de juros dos Estados Unidos. Sendo

que, aumentos na taxa de juros americana estiveram associados a saídas de capitais de países latino-americanos.

Segundo Forbes e Rigobon (1999), os mercados de ações em quaisquer países afetados por um choque agregado se moveriam juntamente (pelo menos em algum grau), de modo que logo após o choque, as correlações entre os mercados de quaisquer nações afetadas aumentariam.

De acordo com Bazdresch e Werner (2000), a crise asiática no final da década de 1990 afetou primeiramente as economias latino-americanas através de seu impacto sobre os preços das *commodities*, enfraquecendo as exportações e as finanças públicas nesta região. Ainda, segundo estes autores, os países que possuíssem fortes vínculos comerciais com a Ásia ou que competissem com as exportações asiáticas em outros mercados, seriam afetados negativamente pela queda na demanda asiática e pela depreciação das moedas asiáticas.

Segundo Chang e Majnoni (1999), no caso de contágio puro, a assistência internacional em se tratando de uma crise, levaria a uma melhora de Pareto. De acordo com estes autores, a promessa da comunidade internacional de ajudar um país em dificuldade pode ser suficiente para eliminar um mal equilíbrio. Ou seja, a ajuda internacional sinalizaria positivamente para o mercado em relação às condições do país em questão, podendo evitar a ocorrência de um agravamento da situação do país.

De Gregorio e Valdés (2000) examinam os canais pelos quais crises se propagam através dos países. Eles fazem um exame do comportamento de indicadores de crise em função de condições iniciais e da média de indicadores de crise em outros países (variável que tenta capturar interdependência ou co-movimentos). Estes autores, objetivando entender como choques externos comuns e choques originários em outros países se propagam para outros lugares, constroem, então, médias ponderadas de indicadores de crise em outros países. O que, segundo eles, tenta capturar diferentes mecanismos de transmissão. Utilizam a influência de comércio bilateral, competição em outros mercados, relação regional e índices de similaridades. Seus resultados indicam que há um forte efeito vizinhança e que os vínculos de comércio, embora sejam muito importantes, não podem responder por todo efeito regional. Calvo e Reinhart (1995), afirmam que o equilíbrio na conta capital de países pequenos da América Latina parece ser afetado por desdobramentos e tendências nos países maiores da região. De forma que, entradas e saídas de capitais nos países latino-americanos maiores,

ceteris paribus, tenderiam a aumentar entradas e saídas de capitais nos países menores desta região. Para De Gregorio e Valdés (2000), um outro candidato para explicar o efeito regional seriam os vínculos financeiros, via propriedade de ativos além fronteira e vínculos de mercados de ações.¹ Eles mostram também que a transmissão ou propagação da crise durante a crise da dívida nos anos oitenta e a crise asiática no final dos anos noventa são completamente similares. Segundo os autores, isto se dá, em parte, devido à importância de vínculos de comércio entre os países.

Forbes e Rigobon (2000) dividem a literatura teórica sobre como choques são propagados internacionalmente em dois grupos: teorias de crise contingente e de crise não-contingente. As teorias de crise contingente são aquelas que explicam por que mecanismos de transmissão mudam durante uma crise e, portanto, por que vínculos entre os mercados aumentam após um choque. Este é o caso de uma crise financeira que não possa ser vinculada a mudanças observadas em fundamentos macroeconômicos ou outros fundamentos e que seja o resultado do comportamento de investidores ou outros agentes financeiros. Sob esta definição, o contágio surge quando existe co-movimento que não pode ser explicado na base de fundamentos, isto é, não há choques globais, a interdependência não está presente ou é controlada, e fundamentos estão sob controle. Como salientado por Dornbusch, Park e Claessens (2000), uma crise em um país pode, por exemplo, levar investidores a retirarem seus investimentos de muitos mercados sem distinção das diferenças nos fundamentos econômicos. Este tipo de contágio é frequentemente dito ser causado por fenômenos “irracionais”, tais como pânico financeiro, comportamento de manada, perda de confiança e aumentos na aversão ao risco. Porém, estes fenômenos podem ser individualmente racionais, e ainda assim, levar a uma crise. Calvo e Reinhart (1995) encontram evidência de que o grau de co-movimento entre retornos semanais de ações e de títulos *Brady* para mercados emergentes latino-americanos aumentou em consequência da crise mexicana. Isto, segundo elas, poderia ser interpretado como indicações de comportamento de manada por parte dos investidores, uma vez que os fundamentos macroeconômicos desses países eram muito diferentes entre si.

Estas teorias de crise contingente (ou crise inesperada) comportam três mecanismos: (1) equilíbrios múltiplos² que ocorrem quando uma crise em um país seria como uma mancha

1 Segundo estes autores, eles não possuem bons indicadores para construir matrizes ponderadas para controlar vínculos financeiros.

² Para uma revisão de modelos de equilíbrios múltiplos, ver, por exemplo, Eichengreen, Rose e Wyplosz (1996).

solar (*sunspot*) para outros países, no sentido de levar à mudança nas expectativas dos investidores acerca de um segundo país, afetando-o. Ou seja, a mudança de um bom para um mau equilíbrio e a transmissão do choque inicial seria dirigida por uma mudança nas expectativas ou crenças do investidor e não por quaisquer vínculos reais. Por exemplo, no modelo de crises financeiras desenvolvido em Chang e Majnoni (1999), o contágio financeiro pode ocorrer através de uma combinação de fundamentos e de expectativas de mercado auto-realizáveis. Ahluwalia (2000) considera que os mercados monetários sejam caracterizados por equilíbrios múltiplos e que uma mudança nas expectativas do investidor pode causar uma mudança de um equilíbrio para outro, ainda que não tenha ocorrido mudança nos fundamentos econômicos. Como ressaltado por Pesenti e Tille (2000), modelos com equilíbrios múltiplos mostram que uma economia com fundamentos fortes (nível de reservas internacionais, posição fiscal do governo, comprometimento político do governo com o regime cambial) não estaria exposta a um risco de crise, porém, quando seus fundamentos são fracos tal economia estaria numa região de parâmetros onde mudanças nas expectativas dos investidores poderiam ocorrer, sendo que tal mudança faria parte da racionalidade dos agentes econômicos. (2) Liquidez endógena, que ocorre se o choque de liquidez for grande o suficiente. Uma crise em um país poderia aumentar o grau de racionamento de crédito e forçar os investidores a venderem suas propriedades de ativos em países não afetados pela crise inicial. Como salientado por Edwards (2000), quando os investidores internacionais se defrontam com dificuldades num determinado país emergente, tais investidores podem ser “forçados” a venderem outros papéis na mesma classe de ativos, o que poderia resultar numa diminuição drástica nos preços de ativos em países que originalmente não tinham sido afetados pela crise e que possuíam fortes fundamentos. Calvo (1999) desenvolve um modelo onde existe assimetria de informação entre os investidores. Os investidores informados recebem sinais sobre os fundamentos de um país e são afetados por choques de liquidez (*margin calls*) que forçam os investidores informados a venderem suas posses. Os investidores não informados não podem distinguir entre choque de liquidez e um mau sinal, e portanto cobram um prêmio quando os investidores informados são vendedores líquidos. Como salientado em Forbes e Rigobon (2000), este mecanismo de transmissão não ocorre durante períodos estáveis e ocorre apenas após o choque inicial. De acordo com Edwards (2000), num mundo com alta mobilidade de capital, mesmo pequenos ajustamentos nas alocações internacionais de

portfolio resultam, para as economias emergentes, em grandes oscilações nos fluxos de capital. Segundo ele, reduções repentinas em tais fluxos podem, por sua vez, ter sérios efeitos sobre taxas de juros domésticas e taxas de câmbio, afetando a credibilidade e desencadeando um círculo vicioso. De modo que as crises tenderiam a ser mais intensas do que no passado, impondo sérios custos à população dos países envolvidos. (3) Economia política que ocorre via regimes de taxa de câmbio. Drazen (1998) faz um modelo onde supõe que os presidentes dos bancos centrais estão sob pressão política para manter fixas as taxas de câmbio de seus países. Quando um país decide abandonar sua cotação, isto reduz os custos políticos para outros países de abandono de suas respectivas cotações, o que aumenta a probabilidade destes países mudarem de regime de taxa de câmbio.

Conforme realçado por Forbes e Rigobon (2000), embora estas abordagens e os modelos usados para desenvolver estas teorias sejam diferentes, elas têm em comum a implicação crítica de que o mecanismo de transmissão durante (ou logo após) a crise é inerentemente diferente do que antes do choque. A crise causaria uma mudança estrutural, de modo que os choques são propagados via um canal que não existe em períodos estáveis. Portanto, cada uma dessas teorias poderia explicar a existência de contágio por alteração (um aumento significativo nos vínculos entre os mercados após um choque sobre um determinado país ou grupo de países).

Já as teorias de crise não contingente supõem que os mecanismos de transmissão são os mesmos (ou não mudam significativamente) tanto durante uma crise quanto em períodos mais estáveis, e, portanto, os vínculos entre os mercados não aumentariam após um choque. A argumentação é que, altas correlações entre os mercados após um choque são uma continuação de vínculos “reais” que já existiam antes da crise. De modo que os transbordamentos resultariam da interdependência normal entre as economias de mercado. A interdependência significará que choques, globais ou locais, serão transmitidos através dos países por causa de seus vínculos reais e financeiros. Assim sendo, estas formas de co-movimentos não poderiam ser consideradas como contágio já que elas refletem interdependência normal, porém, durante um período de crise num país.

As teorias de crise não contingente ressaltam a existência de quatro canais amplos, a saber: (1) comércio, ou seja, desvalorizações competitivas no país afetado por uma crise; (2) coordenação política, ou seja, a resposta de um país a um choque econômico poderia forçar

um outro país a seguir políticas similares; (3) reavaliação do país, que ocorre quando os investidores podem aplicar as lições aprendidas após um choque em um país a outros países com estruturas macroeconômicas e políticas similares. Este canal inclui modelos baseados em aprendizagem pura, como Forbes e Rigobon (2000) apud Rigobon (1998), assim como modelos de manada e cascatas informacionais, como Chari e Kehoe (2003) e Calvo e Mendoza (1999). E (4) choques agregados aleatórios, quando um aumento da taxa de juros internacional, uma contração na oferta de capital internacional ou um declínio da demanda internacional afetariam simultaneamente os fundamentos econômicos dos vários países atingidos.

2.3 COMO CONSTATAR A OCORRÊNCIA DO CONTÁGIO?

Após vermos as diversas formas como o contágio tem sido definido na literatura, optamos pela definição que julgamos ser a mais acertada e conveniente para os propósitos desta tese, que é de um aumento significativo nos vínculos entre os mercados depois da ocorrência de um choque sobre um dado país ou sobre um grupo de países, que é a definição usada em Forbes e Rigobon (2000).

Nesta seção veremos algumas formas utilizadas empiricamente para se testar a hipótese de ocorrência de contágio entre os mercados. Para que este teste seja feito, é necessário mensurar os vínculos entre os mercados em questão. Estes vínculos podem ser medidos por várias estatísticas diferentes, tais como a correlação entre retornos de ativos, a probabilidade de um ataque especulativo ou a transmissão de choques ou volatilidade.

Forbes e Rigobon (2000), apresentam quatro estratégias gerais usadas para teste de contágio.³ Segundo eles, a estratégia mais comum de teste para contágio é baseada nos coeficientes de correlação entre os mercados. Estes testes medem a correlação nos retornos entre dois mercados durante um período estável e então verifica-se se houve um aumento significativo neste coeficiente de correlação após um choque. Se o coeficiente de correlação aumenta significativamente, isto sugere que o mecanismo de transmissão entre os dois

³ Para revisões de testes empíricos para contágio, ver Dornbusch, Park e Claessens (2000) e Baig e Goldfajn (1998).

mercados aumentou após o choque e o contágio ocorreu. Como estes autores realçam, todos os trabalhos empíricos usando esta estratégia alcançam a mesma conclusão geral: os coeficientes de correlação entre os mercados normalmente aumentam significativamente após uma crise monetária e, portanto, o contágio ocorre durante o período sob investigação.

Uma segunda abordagem de teste para contágio seria usar uma estrutura ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) ou GARCH (*Generalized ARCH*) para estimar o mecanismo de transmissão de variância-covariância através dos países. Estes testes geralmente indicam que a volatilidade foi transmitida de um país para outro. Uma terceira estratégia usaria hipóteses simplificadoras e eventos exógenos para identificar um modelo e mediria diretamente as mudanças no mecanismo de propagação. Estes trabalhos empíricos geralmente encontram que uma crise num outro país ou notícias num outro país aumentam a probabilidade de uma ocorrência de crise em outro lugar no mundo (e especialmente na mesma região).

E, por último, uma quarta estratégia utilizada para testar a ocorrência ou não de contágio tem como enfoque as mudanças na relação de longo prazo entre os mercados ao invés de enfatizar quaisquer mudanças de curto prazo que aconteçam após um choque. Segundo Forbes e Rigobon (2000), estes trabalhos empíricos usam os mesmos procedimentos básicos acima, à exceção de testes para mudanças nos vetores de co-integração entre mercados de ações em vez de nas matrizes de variância-covariância. Entretanto, esta abordagem não é um teste acurado para contágio já que supõe que vínculos reais entre mercados (isto é, crises não contingentes, como as provocadas pelo comércio) permanecem constantes ao longo de todo o período. Se os testes mostrarem que a relação de co-integração aumentou ao longo do tempo, isto poderia ser uma mudança permanente nos vínculos entre os mercados em vez de contágio. Além disso, focalizando em períodos longos de tempo, este conjunto de testes poderia perder períodos breves de contágio (tais como após o colapso russo em 1998 ou a crise brasileira no início de 1999).

Porém, como salientado em Forbes e Rigobon (1999), muitos dos testes empíricos realizados para averiguar se ocorreu ou não contágio no período analisado, são viesados na direção de aceitar a ocorrência do contágio, pelo fato de não terem sido corrigidos para o caso de existir heterocedasticidade, endogeneidade ou omissão de variáveis. De acordo com estes autores, a maioria dos testes para contágio examina se as correlações entre mercados

aumentam após um choque. Como o coeficiente de correlação central para esta análise é viesado para cima durante períodos de turbulência do mercado, os coeficientes de correlação estimados aumentarão – ainda que as correlações verdadeiras possam permanecer relativamente constantes. Isto poderia levar incorretamente à conclusão de que o contágio ocorreu.

Sendo assim, eles ajustam o coeficiente de correlação para levar em conta a mudança na volatilidade de mercado, levando não apenas à alteração das estimativas das correlações através dos mercados, mas também podendo reduzir significativamente as estimativas de contágio no mercado de ações (que eles analisaram). Quando estes coeficientes de correlação ajustados são aplicados para testes padrões para contágio, Forbes e Rigobon (1999) encontram muito menos evidência de contágio durante o período analisado por eles (as crises do leste asiático, o colapso do peso mexicano, e o *crash* do mercado de ações dos EUA), do que acreditava-se anteriormente. E, quando estes resultados são combinados com o alto nível observado de co-movimento de mercado durante estes períodos de turbulência do mercado, o resultado mostra que o contágio não é simplesmente uma alta correlação através dos mercados após um choque. Mas sim, um aumento significativo nesta correlação após o choque. Concluíram, então, que os altos níveis de co-movimento em muitos mercados de ações analisados durante os períodos de turbulência da sua amostra refletiam uma continuação de fortes vínculos através dos mercados, e não uma mudança significativa nestes vínculos.

O fato de se encontrar como resultado a ocorrência de contágio, ou então, a interdependência entre os mercados, tem relevância em termos de implicações de políticas econômicas, especialmente para países de mercados emergentes, como os latino-americanos. Segundo Forbes e Rigobon (2000), uma motivação para a extensa literatura sobre contágio é melhorar o entendimento de como reduzir a vulnerabilidade do país a choques externos. Se as crises são transmitidas amplamente através de canais temporários que existem somente após uma crise, então estratégias de isolamento de curto prazo, como controles de capitais, poderiam ser altamente efetivas na redução do efeito de uma crise em outro lugar no mundo.

Porém, Edwards (2000), ao analisar o caso do Chile que introduziu restrições sobre a entrada de capitais em junho de 1991, com a esperança de reduzir a vulnerabilidade externa tanto via uma diminuição no volume de entradas juntamente com o aumento da maturidade de tais capitais quanto ajudando a evitar ou pelo menos a diminuir o grau de apreciação da taxa

de câmbio real que normalmente se segue às entradas de capitais, chega a resultados que mostraram que o Chile esteve vulnerável à propagação de choques advindos de outros mercados emergentes. Segundo o autor, tais resultados indicariam que em 1997, seis anos após a implementação de controles de capitais, a relação entre as taxas de juros domésticas e o risco de mercados emergentes teria experimentado uma quebra estrutural significativa, que teria resultado na ampliação de choques originados externamente. Seus resultados sugerem que de fato o Chile esteve sujeito a contágio durante os últimos anos da década de 1990, tendo sido afetado pelas crises do leste asiático, russa e brasileira. Entretanto, como salientado pelo autor, seus resultados não são capazes de dizer se o Chile teria feito melhor se não tivesse imposto controles de capitais.

Por outro lado, se as crises são transmitidas principalmente através de canais permanentes que existem tanto em tempos calmos quanto em períodos turbulentos, então estas estratégias de isolamento apenas adiariam o ajustamento de um país a um choque e não o impediria de ser afetado pela crise ocorrida em outro país.

2.4 ALGUNS RESULTADOS EMPÍRICOS DE TESTES PARA CONTÁGIO

A partir de agora serão apresentados alguns resultados reportados na literatura sobre contágio. Como veremos, existem várias aplicações utilizando técnicas diferenciadas para diversas séries, tais como: taxas de juros, preços de títulos públicos, taxa de câmbio, retorno de ações, fluxos financeiros, entre outras séries. Sendo que essas aplicações são feitas para vários países em períodos distintos cobrindo as crises que ocorreram no século XX, desde a crise de 1929 até as crises mais recentes da década de 1990.

As metodologias adotadas em cada artigo diferem entre si, mostrando uma grande variedade de formas pelas quais este tema tem sido abordado. Dentre os métodos utilizados estão: análise de correlações, análise de componentes principais, vetor de auto-regressões (VARs), variáveis instrumentais, modelo ACH (*Autoregressive Conditional Hazard*) e, modelo de regressão multivariado.

Posto isto, serão relacionados, a seguir, alguns trabalhos empíricos cujo objetivo principal é a investigação do transbordamento das crises contidas nos períodos analisados em cada trabalho.

Bordo e Murshid (2000), examinam a evidência de contágio antes da Primeira Guerra Mundial e no período entre guerras e contrastam seus resultados com a evidência de contágio das crises recentes na Ásia e na América Latina. Utilizam dados semanais de preços de títulos públicos e taxas de juros para averiguarem em que grau as correlações bilaterais entre mercados aumentam com a ocorrência de uma crise. Ao fazerem a correção para considerar a heteroscedasticidade, conforme Forbes e Rigobon (1999), encontram pouca evidência de aumentos significativos nas correlações entre mercados tanto nos períodos anteriores (Primeira Guerra Mundial e entreguerras) quanto no período mais recente. Seus resultados mostram que, para os anos 1990, há alguma evidência de contágio em função da crise mexicana (1994-95) – ocorrendo contágio do México para a Dinamarca – e em função da crise tailandesa – com a ocorrência de contágio da Tailândia para o Brasil.

Os resultados encontrados por Bordo e Murshid (2000) mostraram que períodos de turbulência são tipicamente caracterizados por correlações entre mercados mais altas; além disso, observou-se que as correlações médias entre países emergentes e países avançados diminuíram no período após crise, ou pelo menos aumentaram numa extensão menor do que as correlações entre países emergentes. Isso, segundo eles, parece significar que países avançados podem estar mais isolados dos impactos de choques internacionais do que países emergentes. Estes autores utilizam, além da análise de correlações entre os países, a análise de componentes principais que é uma técnica estatística que transforma linearmente um conjunto de variáveis correlacionadas num subconjunto menor de variáveis não correlacionadas, com o objetivo de capturar a maior parte da variação nos dados (para outros detalhes, ver Greene (1997)). A análise de componentes principais é usada para avaliar a extensão de co-movimentos entre os mercados da sua amostra bem como co-movimentos dentro de vários grupos de mercados, antes e depois do começo de uma crise. Esta análise revelou que a extensão de co-movimentos entre os mercados freqüentemente não muda como resultado de uma crise.

Bazdresch e Werner (2000) fazem um estudo sobre o contágio sofrido pelos mercados domésticos do México, durante as crises na Ásia, Rússia e Brasil, no período 1997-1999. Eles

utilizam os seguintes mercados: de taxa de câmbio, de ações e o de dívida soberana. O período amostral vai de 1^o. de janeiro de 1996 a 10 de junho de 1999. Para tal utilizaram alguns métodos estatísticos, a saber, correlações simples e vetor de auto-regressões (VARs) para medir o grau de co-movimento entre os vários mercados mexicanos e os mercados correspondentes dos países em crise. Além de testarem se tais correlações exibiam um aumento significativo durante os períodos de turbulência, usando testes de especificação de Hausmann e regressões com mudança de regime de Hamilton. Seus resultados mostraram, no caso da análise de regressões com mudança de regime, que há dois regimes para cada mercado, a saber, um de baixa variância (períodos tranquilos) e um de alta variância (turbulência dos mercados internacionais). Seus resultados mostraram, além disso, que há alguma evidência de contágio dos mercados de *spreads* soberanos e de ações brasileiros e russos para os respectivos mercados mexicanos. Os resultados da análise VAR, mostrando os efeitos sobre os mercados mexicanos devidos aos movimentos dos mercados dos países em crise, revelam que: (a) em relação ao mercado cambial, a crise asiática (1997) não teve efeitos significativos sobre o câmbio mexicano, a crise russa (1998) também não impactou significativamente este mercado, mas em relação à crise brasileira (1999), o mercado de câmbio mexicano reagiu de forma significativa; (b) relativamente ao mercado de ações, a crise asiática teve efeitos significativos sobre o mercado mexicano, sendo que os países asiáticos em crise que impactaram o mercado mexicano foram a Indonésia (principalmente), as Filipinas e Singapura. O efeito da crise russa não se mostrou significativo sobre o mercado de ações mexicano, e a crise brasileira teve um efeito bastante forte e significativo sobre este mercado. Finalmente, (c) em relação ao mercado de dívida soberana, os efeitos dos mercados asiáticos foram pequenos. Porém, os efeitos dos aumentos dos *spreads* soberanos das Filipinas, Coréia do Sul, Indonésia e Tailândia mostraram-se significativos e de longa duração. Já a reação a um aumento no *spread* soberano russo levou a um grande aumento no *spread* mexicano e durou vários períodos. No caso do Brasil, seu efeito sobre os mercados de dívidas mexicanas, segundo estes autores, foi imediato, significativo e de longa duração.

Além disso, Bazdresch e Werner (2000), a fim de avaliarem se o aumento observado na covariância entre dois mercados poderia ser atribuído a uma mudança na relação entre eles ou se era apenas o resultado de variância aumentada de um deles, construíram dois estimadores de variáveis instrumentais para medir a relação entre o mercado estrangeiro e o

mercado doméstico, os quais seriam iguais sob a hipótese de não haver mudança estrutural. Então eles fizeram um teste de significância para averiguarem se houve qualquer diferença entre tais estimadores – o teste de especificação de Hausmann (Greene (1997), páginas 443-444). Isto lhes permitiria provar se a transmissão de choques seria estável quando a variância em um mercado aumentasse. Seus resultados mostraram que há evidência de contágio nos mercados monetários apenas no caso da crise russa e na segunda onda da crise asiática. Eles consideram que a segunda onda da crise asiática começou com o ataque sofrido pelo mercado de ações de Hong Kong e pelo dólar de Hong Kong próximo ao final de 1997. Também encontraram evidência de contágio no mercado de dívida soberana durante a crise russa, a crise brasileira e a segunda onda da crise asiática, com a Coréia do Sul particularmente.

Baig e Goldfajn (2000) analisam o possível contágio da crise russa de agosto de 1998 para o Brasil, que culminou com a desvalorização do real em janeiro de 1999. Fazem teste para averiguar se ocorreram mudanças significativas nas correlações entre períodos tranquilos e períodos de crise. Além da análise de correlação eles utilizam um VAR na forma reduzida para analisar a direção de choques entre Rússia e Brasil nos mercados de ações, spreads soberanos e fluxos financeiros. Estes autores também utilizam a metodologia de Forbes e Rigobon (1999) para ajustar as correlações dos períodos de crise para aumento repentino na variância, objetivando controlar o viés de correlação associado a variâncias maiores, pois, na fórmula-padrão para correlação, variâncias maiores implicam em correlações maiores.⁴ Para o mercado de ações, seus resultados mostram que houve aumento substancial das correlações no primeiro trimestre de 1998, à medida que os problemas internos e externos do Brasil tornaram-se mais visíveis e a Rússia começou a mostrar sinais de nervosismo. Havendo uma queda nas correlações a partir de agosto de 1998. E, novamente, um aumento substancial a partir de outubro de 1998, quando piora a crise no Brasil. Porém, como notado pelos autores, as correlações no mercado de ações nunca foram muito altas em toda sua amostra (de 1º de janeiro de 1997 a 30 de junho de 1999), com seu maior valor (0.51) sendo atingido no período abril-junho de 1998. Seus resultados também mostram que as correlações ajustadas para os *spreads* são significativamente maiores durante o período de crise quando comparado com o

⁴ “However, we use the Forbes and Rigobon test with caution, as we are not sure a study of contagion ought to control for the increased variances, as volatility is an integral part of any crisis scenario. It could very well be that the factors behind the increased variances (thin markets, panic, institutional failure, etc.) are precisely what

período de tranquilidade do mercado. E, segundo eles, as correlações nos mercados de *Brady* são muito altas e aumentam significativamente (mesmo após o ajustamento para o viés) em períodos de crise, o que estaria indicando que, se houve contágio da Rússia para o Brasil, a transmissão ocorreu nos mercados *Brady off-shore*. E, finalmente, quanto aos fluxos financeiros, seus resultados mostram que logo após o começo da crise asiática, a correlação (não ajustada) entre estes dois mercados deu um salto (no período setembro-dezembro de 1997 foi de 0.74); além disso, ao longo de 1998 observou-se muita volatilidade nas correlações à medida que estas tornaram-se negativas e depois, positivas. As correlações ajustadas mostraram que, no período de crise, as correlações foram mais altas do que no período de calma, e mostraram também que após a inadimplência russa houve uma onda de comovimento entre estes dois mercados.

Favero e Giavazzi (2000) utilizam dados semanais – cobrindo o período de janeiro de 1988 a agosto de 1992 – de *spreads* das taxas de juros de três meses entre Alemanha e outros países europeus (França, Itália, Espanha, Bélgica, Holanda e Dinamarca) membros do *European Exchange Rate Mechanism*, além da Suíça, para investigar a ocorrência ou não do contágio durante episódios de turbulência de mercado. Primeiramente, eles utilizam um modelo VAR na forma reduzida para descrever o processo conjunto de geração dos *spreads*, a fim de identificar um conjunto de choques que possam ter sido transmitidos entre os países de modo não usual. Uma vez identificados os episódios de turbulência do mercado, eles estimam um modelo estrutural (simultâneo) de interdependência para os *spreads* das taxas de juros. Seus resultados mostram pouca interdependência, sendo que apenas são significativos os vínculos simultâneos entre Bélgica e Holanda, e entre Dinamarca e França, Suíça, Bélgica. Eles testam então a hipótese nula de não ter ocorrido contágio, sob a qual as variáveis *dummies* associadas aos choques locais deveriam ser significativas apenas no país onde o choque tenha se originado. A hipótese nula foi rejeitada em onze episódios de choques locais. Seus resultados mostram que, à exceção da França, o contágio atingiu todos os países da sua amostra para o período analisado.

Zhang (2001) utiliza o modelo *Autoregressive Conditional Hazard* (ACH) proposto por Hamilton e Jorda (2000), para mostrar que a dinâmica de duração – ou seja, a frequência

make up contagion, and controlling for these factors make the test for contagion lose power.” Baig e Goldfajn (2000).

com que ocorreram ataques especulativos no passado – teve um papel muito mais importante do que os fundamentos na crise asiática. Segundo o autor, a frequência de ataques especulativos no passado influencia o comportamento do investidor em modelos de manada e em modelos que dão ênfase à mudança na expectativa, porém, vinha sendo negligenciada pela literatura. Neste trabalho, ele utiliza a especificação ACH⁵ para testar o efeito contágio na crise asiática e, segundo seus resultados, ao se comparar os fundamentos à dinâmica de duração regional, esta última desempenhou um papel dominante na crise que ocorreu na Indonésia, Coréia do Sul e Tailândia. Para testar a ocorrência de contágio, o autor testa se a probabilidade de uma moeda estar sendo atacada num período é influenciada pelo conhecimento da história de ataques especulativos sobre todas as moedas da amostra utilizada, mesmo após os fundamentos terem sido controlados. Para identificar ataques especulativos no leste asiático, o autor utiliza dados mensais para as reservas internacionais e taxa de câmbio e averigua os períodos onde mudanças na taxa de câmbio ou nas reservas apresentam valores extremos. Como dito, seus resultados aceitam a hipótese de que a probabilidade de uma moeda estar sendo atacada num período seja influenciada pela frequência de ataques especulativos em outros países antes daquele período.

Mathur, Gleason, Dibooglu e Singh (2002), avaliam o efeito da crise do peso mexicano⁶, no final de 1994, sobre o mercado de ações chileno e o efeito transbordamento do mercado chileno sobre os ADRs (American Depository Receipts) chilenos comercializados nos Estados Unidos. Segundo os autores, os investidores esperariam que a economia chilena fosse afetada adversamente pela crise mexicana e tais expectativas não afetariam apenas o mercado de ações chileno, mas também seriam transmitidas aos ADRs chilenos nos EUA devido a fatores relacionados à arbitragem. Eles utilizam uma metodologia de estudo de eventos para identificar retornos em excesso cumulativos médios para o dia em que ocorre o evento, o dia anterior ao evento, e os dois dias (dia anterior e dia do evento) para as ações e ADRs chilenas. Além desta metodologia, eles utilizam um modelo de regressão multivariado

⁵ O modelo ACH estima a probabilidade de um evento, no caso, um ataque especulativo, que ocorreria num dado período de tempo. Para maiores detalhes sobre o modelo *Autoregressive Autocorrelation Hazard* (ACH), ver Zhang (2001) e Hamilton e Jorda (2000).

⁶ Conforme observado por Mathur, Gleason, Dibooglu e Singh (2002), as datas e eventos importantes associados à crise do peso mexicano foram: em dezembro de 1994, nos dias 20, 22 e 27, respectivamente, o governo mexicano anunciou uma desvalorização oficial do peso de cerca de 36%; permitiu que o peso flutuasse; fez um leilão dos títulos do governo mexicano denominados em dólar que não conseguiu atrair capital. E em janeiro de

para capturar a dinâmica entre os retornos de ADRs chilenos e a bolsa de Nova Iorque (NYSE) e a bolsa de valores de Santiago (IGPA), e usam um modelo multifator para precificação de ativos para ver a extensão na qual os ADRs chilenos nos EUA respondem a um índice na presença de outros índices. Os autores utilizaram, desta forma, como variável dependente o retorno sobre o portfólio de ADRs chilenos, e como variáveis independentes os retornos dos índices do mercado de ações dos EUA, Chile e México (NYSE, IGPA e MXIPC) e também a taxa de câmbio chilena em relação ao dólar.

Seus resultados, em relação ao estudo de eventos, sugeriram que sem considerar as condições econômicas no Chile, os investidores chilenos sentiram que a crise do peso mexicano teria efeitos sobre a economia chilena. Os autores encontram, neste estudo, evidência de contágio (*spillover contagion effects*) com o mercado de ações chileno reagindo positivamente a boas notícias e negativamente a más notícias em relação à crise do peso mexicano. Quanto aos ADRs chilenos, seus resultados também indicaram efeitos de contágio do mercado mexicano para os ADRs chilenos, via mercado de ações chileno. Isto, segundo eles, ocorre devido às possibilidades de arbitragem, uma vez que caíam os preços das ações chilenas, seus ADRs nos EUA também cairiam. Os resultados referentes aos modelos de regressão múltipla mostraram que o risco sistemático dos ADRs chilenos aumentou substancialmente tanto nos períodos em que ocorreram os principais eventos da crise mexicana como após tais eventos. Quanto ao modelo de regressão multifator, seus resultados sugeriram que, durante a crise mexicana, os investidores precificaram os ADRs chilenos *vis à vis* o índice da bolsa chilena e não consideraram as mudanças nas taxas de câmbio no mercado. A conclusão geral a que chegaram foi que os efeitos da crise do peso mexicano transbordaram para a economia chilena, dando sustentação à hipótese de ocorrência de contágio.

Utilizando uma abordagem diferenciada, Forbes (2002), utilizou informação ao nível da firma para testar a validade das teorias que explicam como uma crise num país pode se propagar para mercados em outros países. As informações sobre as firmas foram usadas para testar como os retornos de mercado das ações da firma individual durante as crises asiática e russa foram afetados por fatores como: competição de exportações, exposição internacional,

1995, no dia 12, o governo americano prometeu apoio para o plano de estabilização do peso e, no dia 31, os fundos do pacote americano se tornaram disponíveis.

dívida não liquidada, liquidez das ações e/ou localização geográfica da firma. Os resultados obtidos foram os seguintes: (a) as firmas que competem com as exportações do país em crise, ou que são expostas diretamente no país em crise, são afetadas negativamente e significativamente por tais eventos, ou seja, os canais de comércio se mostraram mecanismos importantes na transmissão das crises asiática e russa para as firmas ao redor do mundo; (b) as firmas localizadas fora das regiões de crise e que possuíam dívida de curto prazo ou quocientes de dívida maiores não tiveram os retornos de suas ações significativamente diferentes durante tais crises – o que, segundo ela, poderia ser interpretado como evidência de que estas crises não teriam causado problemas globais de crédito; e, (c) durante a última parte da crise asiática, ações mais líquidas tiveram retornos significativamente menores do que em outros períodos da sua amostra (1996-1998), o que sugeriria um suporte para a evidência de que a crise asiática teria causado uma recomposição forçada de portfólio para os investidores globais.

Marcal (2004) utiliza séries de retornos diários de títulos soberanos do Brasil, da Argentina, do México e da Rússia no período de 1º de janeiro de 1994 a 31 de dezembro de 2002 para investigar a possível ocorrência de contágio entre estes mercados nos períodos de crise cobertos pela amostra. Para isto, o autor faz uma pré-filtragem dos dados analisando apenas o comportamento da variância das séries com a utilização de modelos multivariados de volatilidade (modelos VEC e BEKK, fatoriais e ortogonais, com correlação constante, com correlação condicional dinâmica e modelo de covariância dinâmica geral)⁷. Seus resultados sugerem que existe alguma forma de interdependência das volatilidades dos retornos dos títulos soberanos analisados e a estrutura da variância e das correlações ao longo do tempo teria se modificado nos períodos de crise abrangidos pela amostra, o que, segundo o autor, seria evidência de contágio, com as crises mexicana, asiática e russa tendo um papel mais relevante que as crises brasileira e Argentina em 2002.

⁷ Para detalhes acerca destes modelos, ver Marcal (2004).

2.5 CONCLUSÃO

Vimos neste capítulo as várias definições de contágio atribuídas por diferentes autores da literatura, uma vez que ainda não há consenso acerca de sua definição. Nesta tese adotamos a definição de contágio como um aumento significativo nos vínculos entre os mercados após um choque sobre um determinado país ou grupo de países. Esta é a definição usada por Forbes e Rigobon (2000). Tal fenômeno seria diferente da simples interdependência dos mercados. O contágio ocorre quando, após um choque em certo mercado, há um aumento significativo nas correlações existentes entre este mercado onde o choque ocorre e o outro mercado em questão.

Além de definir o contágio, vimos os diferentes mecanismos através dos quais os choques podem se propagar entre as nações. Dentre estes mecanismos de propagação, os vínculos de comércio têm-se mostrado importantes na transmissão dos choques, especialmente quando existe competição com as exportações do país em crise ou existe uma exposição direta dos produtos comercializáveis (*tradables*) no país em crise.

Quanto à forma de identificação do contágio, vimos que os autores utilizam métodos diferenciados, sendo que o mais comum é a análise de mudanças nas correlações entre os mercados quando ocorre uma crise em um dado país.

Finalmente, foram reportados resultados empíricos para testes de contágio ao longo de vários períodos amostrais analisados por diferentes autores. Um resultado interessante a se frisar, é um obtido em Bazdresch e Werner (2000), o qual evidencia um aspecto da transmissão de uma crise, que seria o fato de esta não impactar igualmente mercados distintos dentro de um mesmo país.

CAPÍTULO 3 VOLATILIDADE E MUDANÇA DE REGIME: MODELOS E APLICAÇÕES

No capítulo anterior, vimos parte da literatura existente sobre contágio – as diferentes concepções e definições acerca do tema; os mecanismos de propagação ou transmissão de choques entre os países; formas utilizadas para se constatar ou não a ocorrência deste fenômeno; bem como, algumas evidências empíricas reportadas por vários autores. Neste capítulo, veremos uma outra literatura, concernente, principalmente, ao comportamento de séries financeiras. Especificamente, será apresentada uma revisão dos principais trabalhos que utilizam modelos da família ARCH, modelos de volatilidade estocástica, modelos de mudança de regime markoviana univariados e multivariados focalizando especialmente tais séries.

MODELAGEM DA VOLATILIDADE A TEMPO DISCRETO

Existe uma vasta literatura sobre modelos de volatilidade, sendo que, suas especificações são bastante variadas. Para o caso de estimação e previsão a tempo discreto⁸ destacam-se os modelos baseados em processos determinísticos (caso das várias especificações *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* – ARCH e *Generalized ARCH*⁹ – GARCH, por exemplo) e aqueles baseados em processos estocásticos, isto é, a volatilidade é tida como um componente não observável.¹⁰ Para o caso de retornos de ativos financeiros, as diferentes abordagens visam capturar algum(s) dos fatos estilizados encontrados na literatura: retornos não autocorrelacionados; quadrados dos retornos autocorrelacionados, com pequena

⁸ No caso de modelagem a tempo contínuo, ver, por exemplo, Ziegelmann e Pereira (1997), onde é adotado um processo com deformação temporal, cuja “função de conexão entre o tempo calendário t e o tempo operacional s ” é “determinada através de variáveis observadas em tempo calendário.” Estes autores utilizaram as seguintes variáveis observadas, com uma defasagem: volume de negociação, retornos, módulo dos retornos; além de uma variável para medir o efeito de dias sem negociação sobre o mercado.

⁹ Para uma boa revisão da literatura sobre modelagem ARCH e evidência empírica, ver Bollerslev, Chou e Kroner (1992).

¹⁰ A volatilidade também pode ser determinada com o uso de redes neurais, que é um método não-paramétrico. Pagan e Schwert (1990) mostram outros métodos para modelar a variância dos retornos, a saber, os estimadores não-paramétricos Kernel e da forma flexível de Fourier.

autocorrelação de primeira ordem e subsequente queda bastante lenta; existência de agrupamentos (*clusterings*) com diferentes níveis de volatilidade, isto é, mudanças de preços grandes (pequenas) sendo seguidas por outras mudanças de preços grandes (pequenas); distribuição condicional dos retornos com caudas pesadas comparativamente à distribuição gaussiana; e, para alguns tipos de retornos a ocorrência do chamado efeito *leverage* (alavancagem), isto é, existe uma assimetria quanto ao impacto dos choques sobre a volatilidade de um ativo, de modo que, uma variação negativa no preço de um ativo aumentaria a volatilidade já a ocorrência de uma variação positiva, de igual magnitude, no seu preço diminuiria a volatilidade do ativo em questão, porém, o primeiro efeito impacta mais fortemente a volatilidade do que o segundo para uma mesma variação de preço (de sinais contrários, é claro).¹¹

3.1 MODELOS DA FAMÍLIA ARCH

Os modelos ARCH representam a variância condicional do erro de previsão no instante t como uma função do tempo, de parâmetros do sistema, variáveis exógenas e variáveis endógenas defasadas e os erros de previsão passados. Assim sendo, um modelo ARCH univariado, baseado em Engle(1982), é da forma

$$\varepsilon_t = z_t \sigma_t \quad (3.1.1)$$

$$z_t \text{ i.i.d} \quad , \quad E(z_t) = 0 \quad , \quad Var(z_t) = 1 \quad (3.1.2)$$

$$\varepsilon_t \mid I_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (3.1.3)$$

$$h_t \equiv \sigma_t^2 = \sigma^2(\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, t, x_t, b) = \sigma^2(z_{t-1}\sigma_{t-1}, z_{t-2}\sigma_{t-2}, \dots, t, x_t, b) \quad (3.1.4)$$

onde ε_t é um erro de previsão do modelo, I_{t-1} é o conjunto de informação até $t-1$, b é um vetor de parâmetros, x_t é um vetor de variáveis predeterminadas (podendo incluir tanto

¹¹ Em outras palavras, uma queda no preço da ação tende a aumentar a volatilidade subsequente mais do que se ocorresse um aumento da mesma magnitude no preço da ação, como argumentado por Nelson (1991), Hamilton e Susmel (1994), dentre outros.

variáveis exógenas quanto variáveis endógenas defasadas) e σ_t^2 é a variância de ε_t dado o conjunto de informação.

Para o caso de retornos de um ativo, $\{R_t\}$, temos

$$\begin{aligned} R_t &= x_t b + \varepsilon_t && \text{ou} \\ \varepsilon_t &= R_t - x_t b \end{aligned}$$

onde $x_t b$ é a média de $\{R_t\}$.

Uma possível parametrização para σ_t^2 , como sugere Engle (1982), seria expressar σ_t^2 como uma função linear dos valores passados ao quadrado do processo, $\varepsilon_t^2 = z_t^2 \sigma_t^2$, isto é,

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 = \omega + \alpha(L) \varepsilon_t^2 \quad (3.1.5)$$

onde $\omega > 0$, $q > 0$, $\alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, q$, e L é o operador de defasagem. Este modelo é conhecido como modelo linear ARCH(q). Quando são utilizados dados financeiros ele captura a tendência para *clustering* de volatilidade, mas de sinal imprevisível.

O modelo ARCH foi generalizado por Bollerslev (1986), que sugeriu a seguinte parametrização para σ_t^2 ,

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 = \omega + \beta(L) \sigma_t^2 + \alpha(L) \varepsilon_t^2 \quad (3.1.6)$$

onde $\omega > 0$, $p \geq 0$, $q > 0$, $\alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, q$ e $\beta_i \geq 0, i = 1, \dots, p$. Quando $p = 0$, temos o caso ARCH(q) e quando $p = q = 0$, ε_t vai ser um ruído branco.

Para assegurar um processo bem definido todos os parâmetros na representação AR de ordem infinita $\sigma_t^2 = \phi(L) \varepsilon_t^2 = (1 - \beta(L))^{-1} \alpha(L) \varepsilon_t^2$ devem ser não negativos, onde é assumido que as raízes do polinômio $\beta(L) = 1$ estejam fora do círculo unitário; ver Nelson e Cao (1991). Para um processo GARCH(1,1) isto significa assegurar que ambos α_1 e β_1 sejam não negativos. Segue também que ε_t é covariância estacionário se e só se $\alpha_1 + \beta_1 < 1$. Neste caso,

o modelo GARCH(p,q) – $p = q = 1$ – corresponde exatamente a um modelo linear ARCH de ordem infinita com parâmetros decaindo geometricamente.¹² Quando $\alpha_1 + \beta_1 = 1$, existe persistência a choques na volatilidade, obtendo-se um modelo GARCH integrado, ou IGARCH.¹³

Desta forma, se fizermos $\alpha_1 + \beta_1 = \gamma$, no caso do modelo IGARCH(1,1), temos

$$\begin{aligned}\sigma_t^2 &= \omega + (\gamma - \alpha_1)\sigma_{t-1}^2 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 \\ \sigma_t^2 &= \omega + \alpha_1(\varepsilon_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2) + \gamma\sigma_{t-1}^2 \\ (1 - \gamma L)\sigma_t^2 &= \omega + \alpha_1(\varepsilon_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2) \\ \sigma_t^2 &= \frac{\omega}{(1 - \gamma)} + \frac{\alpha_1(\varepsilon_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2)}{(1 - \gamma)} \quad \text{usando } L = 1\end{aligned}\tag{3.1.7}$$

Quando $\gamma = (\alpha_1 + \beta_1) \rightarrow 1$, σ_t^2 não está definida. Como salientado em Morais e Portugal (1999), esta persistência infinita da variância condicional pode ser interpretada de duas formas na literatura de finanças: existe uma tendência na variância ou ocorreu uma quebra estrutural nesta tendência da variância.

Bollerslev (1987) propôs um novo modelo que é também extensão dos modelos ARCH e GARCH. Este modelo proposto permite que os erros tenham a distribuição condicional t . De modo que, agora a distribuição condicional do retorno do ativo $\{R_t\}$ é padronizada como t -Student com média $R_{t|t-1}$, variância $h_{t|t-1} \equiv \sigma_{t|t-1}^2$ e v graus de liberdade, isto é,

$$\begin{aligned}R_t &= E[R_t | I_{t-1}] + \varepsilon_t = R_{t|t-1} + \varepsilon \\ \varepsilon_t | I_{t-1} &\sim f_v(\varepsilon_t | I_{t-1}) \\ &= \Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)\Gamma\left(\frac{v}{2}\right)^{-1} \left((v-2)h_{t|t-1}\right)^{-1/2} \times \left(1 + \varepsilon_t^2 h_{t|t-1}^{-1} (v-2)^{-1}\right)^{-(v+1)/2}, \quad v > 2\end{aligned}\tag{3.1.8}$$

onde $f_v(\varepsilon_t | I_{t-1})$ é a função densidade condicional para ε_t e Γ é a função gama.¹⁴

Pela decomposição do erro de previsão a função log-verossimilhança para a amostra R_1, R_2, \dots, R_T é dada por

¹² Para ver isto basta fazer as recursões.

¹³ Ver Engle e Bollerslev (1986).

¹⁴ Para detalhes sobre função e distribuição gama, ver James (1996), páginas 53-54.

$$L_t(\theta) = \sum_{t=1}^T \log f_v(\varepsilon_t | I_{t-1}) \quad (3.1.9)$$

onde $f_v(\varepsilon_t | I_{t-1})$ está definida em (3.1.8) e θ é o vetor de todos parâmetros desconhecidos no modelo (3.1.8). Ao maximizar a função de verossimilhança (3.1.9) são obtidos os parâmetros deste vetor.

Considerando a média condicional, $R_{t|t-1}$, constante, juntamente com um modelo GARCH(p,q) para a variância condicional, temos:

$$R_t = \mu + \varepsilon_t \quad (3.1.10)$$

$$\varepsilon_t | I_{t-1} \sim f_v(\varepsilon_t | I_{t-1}) \quad (3.1.11)$$

$$E[\varepsilon_t^2 | I_{t-1}] = h_{t|t-1} = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j|t-1-j} + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (3.1.12)$$

onde $\omega > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j \geq 0$. As equações (3.1.10) – (3.1.11) são o chamado modelo GARCH(p,q)-t.

Uma outra alternativa a modelos GARCH é proposta por Nelson (1991), numa tentativa de refutar alguns problemas que ocorrem em tais modelos¹⁵. Este autor propôs um modelo não-linear chamado modelo EGARCH ou *Exponential GARCH*, que é da forma

$$\varepsilon_t | I_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (3.1.13)$$

$$\ln(h_t) = \omega + \sum_{j=1}^q \beta_j \ln(h_{t-j}) + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left[\theta \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sqrt{h_{t-i}}} + \gamma \left[\left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sqrt{h_{t-i}}} \right| - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] \right] \quad (3.1.14)$$

$$\varepsilon_t = R_t - x_t b \quad (3.1.15)$$

Neste modelo a equação da variância consegue capturar alguma assimetria dos choques, já que o termo ε_{t-1} aparece tanto multiplicado pelo coeficiente θ – que capta o efeito *leverage*, ou seja, para $\theta < 0$, um choque positivo (o retorno é maior que seu valor

¹⁵ Tais modelos assumem que apenas a magnitude e não o sinal dos resíduos defasados determina a variância condicional, de modo que a evidência de que retornos de ações são negativamente correlacionados com mudanças na volatilidade dos retornos não é capturada por um GARCH linear; uma outra limitação, seria a imposição de não negatividade dos parâmetros do modelo para assegurar $\sigma_t^2 \geq 0$, significando que um aumento de z_t^2 em qualquer instante t, aumentaria σ_{t+m}^2 , $\forall m \geq 1$, excluindo o comportamento oscilatório

esperado) leva a uma diminuição da volatilidade, já um choque negativo (o retorno é menor que seu valor esperado) leva a um aumento da volatilidade – quanto em módulo (captando a magnitude do choque).¹⁶ Para ver que $\gamma[\cdot]$ representa o efeito magnitude, assuma que $\gamma > 0$ e $\theta = 0$; então a inovação em $\ln(h_t)$ é positiva (negativa) quando a magnitude de $\varepsilon_{t-1}/\sqrt{h_{t-1}}$ for maior (menor) que $\sqrt{2/\pi}$.

Uma outra abordagem, sugerida por Glosten, Jagannathan e Runkle (1993), é o modelo TGARCH (Threshold GARCH) ou GJR-GARCH ou GARCH-L (modelo GARCH com efeito *leverage*), que é da forma

$$\varepsilon_t \mid I_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (3.1.16)$$

$$h_t = \omega + \beta h_{t-1} + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma S_{t-1}^{-1} \varepsilon_{t-1}^2$$

onde S_{t-1}^{-1} é a função indicadora, i.e., $S_{t-1}^{-1} = \begin{cases} 1 & \text{se } \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0 & \text{se } \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases}$ (3.1.17)

$$\varepsilon_t = R_t - x_t b \quad (3.1.18)$$

De modo que, também capta o efeito assimetria através do parâmetro γ . Como observado por Morais e Portugal (1999), quando $\gamma > 0$ o efeito *leverage* é capturado e quando $\gamma = 0$, o modelo TAR(1,1) torna-se um GARCH(1,1).

aleatório do processo de σ_t^2 , além de aumentar as dificuldades na hora de fazer estimação; e um outro problema seria a interpretação da “persistência” de choques para a variância condicional. Para detalhes, ver Nelson (1991).

¹⁶ Conforme notado em Morais e Portugal (1999), uma das diferenças entre o modelo GARCH e EGARCH está na existência do termo $|\varepsilon_{t-i}|$, de modo que erros grandes (positivos ou negativos) têm maior impacto sobre a volatilidade do que nos modelos GARCH.

3.2 MODELO DE VOLATILIDADE ESTOCÁSTICA

Já os modelos de volatilidade estocástica (SV), tratam, como dito anteriormente, a volatilidade como uma variável não observada. Um modelo SV simples, estacionário, pode ser representado como

$$R_t = \varepsilon_t \exp\{h_t/2\} \quad (3.2.1)$$

$$\ln(\sigma_t^2) \equiv h_t = \gamma + \phi h_{t-1} + \eta_t, \quad \eta_t \sim NID(0, \sigma_\eta^2) \quad (3.2.2)$$

onde ε_t é um ruído branco com variância um, ε_t e η_t são processos gerados independentemente e $|\phi| < 1$.

Para obter um modelo em espaço-estado linear, basta fazer uma transformação em R_t tomando logaritmos dos quadrados, isto é,

$$\begin{aligned} R_t^2 &= \varepsilon_t^2 [\exp\{h_t/2\}]^2 \\ \ln(R_t^2) &= \ln(\varepsilon_t^2) + 2 \ln \exp\{h_t/2\} \\ \ln(R_t^2) &= \ln(\varepsilon_t^2) + h_t \end{aligned} \quad (3.2.3)$$

Utilizando um processo da forma $\xi_t = \ln(\varepsilon_t^2) - E[\ln(\varepsilon_t^2)]$, ruído branco, não gaussiano de média zero e com propriedades estatísticas dependendo da distribuição de ε_t , podemos rescrever (3.2.3) da seguinte forma,

$$\ln(R_t^2) = E[\ln(\varepsilon_t^2)] + h_t + \xi_t \quad (3.2.4)$$

$$h_t = \gamma + \phi h_{t-1} + \eta_t \quad (3.2.5)$$

Segundo Ruiz (1994), se $\varepsilon_t \sim NID(0,1)$ a média e a variância de $\ln(\varepsilon_t^2)$ são $\psi(\frac{1}{2}) - \ln(\frac{1}{2}) \approx -1.27$ e $\pi^2/2$, respectivamente, onde $\psi(\cdot)$ é a função digama; ver Ruiz (1994) apud Abramovitz e Stegun (1970).

Harvey, Ruiz e Shephard (1994), em seu modelo multivariado, assumem que ε_t possui uma distribuição t-Student. Com ε_t sendo uma variável t-Student, ele pode ser escrito como

$$\varepsilon_t = \zeta_t / k_t^{1/2} \quad (3.2.6)$$

onde ζ_t é uma variável normal padrão e νk_t é distribuído, independentemente de ζ_t , como uma χ^2 com ν graus de liberdade. Assim,

$$\ln(\varepsilon_i^2) = \ln(\zeta_i^2) - \ln(k_i). \quad (3.2.7)$$

Neste caso, $E[\ln(\varepsilon_i^2)] \approx -1.27 - \psi(v/2) + \ln(v/2)$ e $Var[\ln(\varepsilon_i^2)] = \pi^2/2 + \psi'(v/2)$, onde $\psi'(\cdot)$ é a função trigama¹⁷, conforme Ruiz (1994) apud Abramovitz e Stegun (1970).

3.3 MODELO MARKOV-SWITCHING

Uma outra classe de modelos não lineares trabalha com mudança de regime.¹⁸ Aqui falaremos apenas do modelo *Markov-Switching* (MS) univariado, proposto inicialmente por Hamilton (1988, 1989). Vale dizer que, na próxima seção, será apresentada uma generalização para este modelo com a representação de um modelo MS multivariado com o qual será possível averiguar a ocorrência ou não de contágio entre alguns mercados de ações que serão alvos de investigação. Para o modelo MS univariado, Hamilton (1989), utiliza regressão *Markov switching* de Goldfeld e Quandt (1973) para caracterizar mudanças nos parâmetros de um processo autorregressivo. O que o autor caracteriza por uma mudança de regime são os episódios pelos quais o comportamento dinâmico da série é notadamente diferente. Sendo que a mudança de um regime para outro é governada por uma cadeia de Markov cujas realizações são não-observadas. Ele apresenta um filtro e um alisador não-lineares para descobrir estimativas estatísticas ótimas do estado da economia baseado nas observações do produto. Além de estimativas pontuais e erros padrões assintóticos, o algoritmo de Hamilton estima a probabilidade da variável estar no regime 1 condicional aos dados disponíveis no instante t .¹⁹ Este tipo de modelo é bastante utilizado em aplicações a séries de PIB (Produto Interno Bruto) para achar ciclos de negócios nos países, particularmente, são usados para encontrar os “pontos críticos” no ciclo.²⁰

¹⁷ Uma função trigama é do tipo: $\psi(1)(z) = \frac{d}{dz} \psi(z) = \left(\frac{d}{dz} \right)^2 \ln \Gamma(z)$.

¹⁸ Dentre estes modelos podemos citar: TAR (*Threshold Autoregressive*), STAR (*Smooth Transition Autoregressive*) e MS (*Markov-Switching*). Para detalhes, ver Teräsvirta e Anderson (1992), Tsay (1998), Kim e Nelson (1999), Clements e Krolzig (1998) e Van Dijk, Teräsvirta e Franses (2001).

¹⁹ Para detalhes, ver Hamilton (1989).

²⁰ Ver, por exemplo, Kontolemis (1999), que apresenta uma versão multivariada do modelo usado por Engle e Hamilton (1990) para as quatro séries que compõem o *composite coincident indicator* nos Estados Unidos a fim de identificar os pontos críticos para o ciclo de negócios americano.

Os modelos MS aplicados a séries financeiras são normalmente do tipo SWARCH (MS-ARCH) ou SWGARCH (MS-GARCH), isto é, modelos com mudanças de regime para média e variância juntamente com a especificação ARCH ou GARCH para modelar a volatilidade.²¹ Os modelos GARCH com mudança de regime markoviana são especificações do tipo:²²

$$\begin{aligned} R_t &= \mu_t + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t &\sim t\text{-student} \left(\text{média} = 0, \sigma_t^2 = f(n_t, h_t) \right) \quad \text{com } n_t > 2 \end{aligned} \quad (3.3.1)$$

onde μ_t é a média condicional, n_t são os graus de liberdade. Sendo que a média condicional, μ_t , muda de acordo com um processo markoviano governado por uma variável de estado não observada, S_t . Supondo que existam apenas dois regimes de volatilidade possíveis, a saber, um regime de baixa volatilidade e outro de alta volatilidade, tem-se:

$$\mu_t = \mu_b S_t + \mu_a (1 - S_t) \quad , \quad S_t = 0, 1 \quad \forall t \quad (3.3.2)$$

A matriz de probabilidades de transição entre os regimes (ou estados) 0 e 1 – governada por um processo markoviano de primeira ordem – é dada por:

$$\begin{aligned} \Pr[S_t = 0 \mid S_{t-1} = 0] &= q \\ \Pr[S_t = 1 \mid S_{t-1} = 0] &= 1 - q \\ \Pr[S_t = 1 \mid S_{t-1} = 1] &= p \\ \Pr[S_t = 0 \mid S_{t-1} = 1] &= 1 - p \end{aligned} \quad (3.3.3)$$

De acordo com Hamilton (1989), o processo estocástico para S_t , equação (3.3.3), é estritamente estacionário, e admite a representação AR(1):

$$\begin{aligned} s_t &= (1 - q) + \lambda s_{t-1} + v_t \\ \lambda &\equiv -1 + p + q \\ \text{Para } S_{t-1} = 1 \rightarrow V_t &= \begin{cases} (1 - p) & \text{com Prob. } p \\ -p & \text{com Prob. } 1 - p \end{cases} \\ \text{Para } S_{t-1} = 0 \rightarrow V_t &= \begin{cases} -(1 - q) & \text{com Prob. } q \\ q & \text{com Prob. } 1 - q \end{cases} \end{aligned} \quad (3.3.4)$$

²¹Hamilton e Susmel (1994) e Cai(1994) introduziram parâmetros de mudança markoviana em modelos ARCH e Dueker (1997) estendeu a abordagem para modelos GARCH.

²² Ver Dueker (1997).

Da equação (3.3.4) e do fato que $E_0 V_t = 0, \forall t > 0$, onde E_0 é a expectativa condicional à informação disponível no instante 0 (que não precisa incluir a observação de s_0), fazendo as recursões e depois passando o operador de expectativas, vemos que:

$$\begin{aligned}
 s_t &= (1-q)(1 + \lambda + \lambda^2 + \dots + \lambda^{t-1}) + \lambda^t s_0 + \lambda^t v_0 + \dots + \lambda v_{t-1} + v_t \\
 s_t &= \frac{(1-q)(1-\lambda^t)}{(1-\lambda)} + \lambda^t s_0 + \lambda^t v_0 + \dots + \lambda v_{t-1} + v_t \\
 E_0 S_t &= \frac{(1-q)(1-\lambda^t)}{(1-\lambda)} + \lambda^t E_0 S_0 \\
 \text{como } \lambda &\equiv (-1 + p + q) < 1, \text{ tem-se} \\
 \lim_{t \rightarrow \infty} E_0 S_t &= \frac{(1-q)}{1-\lambda} = \frac{(1-q)}{1-p+1-q} \equiv \pi
 \end{aligned} \tag{3.3.5}$$

Segundo Hamilton (1989), $E_0 S_t$ pode ser interpretado como a probabilidade de $S_t = 1$ dado o conjunto de informação disponível no instante 0, $P_0[S_t = 1]$, de modo que

$$\begin{aligned}
 P_0[S_t = 1] &= \pi + \lambda^t (\pi_0 - \pi) \\
 \text{onde } \pi &\equiv \frac{(1-q)}{(1-p+1-q)} \text{ e } \pi_0 \equiv P_0[S_0 = 1]
 \end{aligned} \tag{3.3.6}$$

Portanto, assintoticamente, a probabilidade condicional converge para o limite da probabilidade incondicional dada por

$$P[S_t = 1] = \pi = \frac{1-q}{2-p-q}$$

Voltando à equação (3.3.1), vemos que a variância de ε_t é uma função dos graus de liberdade, n_t , e de h_t . Geralmente h_t é assumido como um processo GARCH(1,1), com os parâmetros de mudança markoviana também governados por S_t . De modo que uma forma geral para h_t é dada por:

$$h_t(S_t, S_{t-1}, \dots, S_0) = \omega(S_t) + \alpha(S_{t-1}) \varepsilon_{t-1}^2 + \beta(S_{t-1}) h_{t-1}(S_{t-1}, \dots, S_0) \tag{3.3.7}$$

Devido às dificuldades práticas para se conseguir avaliar todas as seqüências possíveis de valores passados de S_t no momento de estimar a função de verossimilhança, Kim (1994) propôs um procedimento “de colapso” que, quando aplicado a processos GARCH, requer tratar h_t como uma função de, no máximo, M valores mais recentes da variável de estado S. Kim nota que, para o filtro ser acurado, no caso de h_t ser autoregressivo de ordem p, M

deveria ser pelo menos $p+1$. Segundo Dueker (1997), no caso do GARCH(1,1), h_t é tratado em função de S_t e S_{t-1} apenas: $h_t^{(i,j)} = h_t(S_t = i, S_{t-1} = j)$. De forma que,

$$h_t^{(i)} = \sum_{j=0}^1 \Pr ob.(S_{t-1} = j | S_t = i, I_t) h_t^{(i,j)} \quad (3.3.8)$$

onde I_t é o conjunto de informação disponível no instante t . Este método de colapsar $h_t^{(i,j)}$ em $h_t^{(i)}$ a toda observação²³ resulta na seguinte especificação:

$$h_t^{(i,j)} = \omega(S_t = i) + \alpha(S_{t-1} = j)(\varepsilon_{t-1}^{(j)})^2 + \beta(S_{t-1} = j)h_{t-1}^{(j)} \quad (3.3.9)$$

Sob o argumento de que em várias especificações os processos GARCH são funções de valores defasados de S mas não de seu valor contemporâneo, Dueker (1997), trata h_t em função apenas de S_{t-1} , de modo que: $h_t^{(j)} = h(S_{t-1} = j)$. Além disso, de (3.3.8), tem-se que:

$$\hat{h}_t = \Pr ob.(S_{t-1} = 0 | I_t) h_t^{(0)} + \Pr ob.(S_{t-1} = 1 | I_t) h_t^{(1)} \quad (3.3.10)$$

Posto isto, a equação GARCH torna-se uma versão simplificada de (3.3.9)²⁴:

$$h_t^{(j)} = \omega + \alpha(S_{t-1} = j)(\varepsilon_{t-1}^{(j)})^2 + \beta(S_{t-1} = j)\hat{h}_{t-1} \quad (3.3.11)$$

²³ Como notado por Dueker, o modo como é feito o procedimento evita que a densidade condicional seja uma função de um número crescente de valores passados da variável de estado.

²⁴ Para maiores detalhes ver Dueker (1997).

3.4 MODELO *MARKOV-SWITCHING* MULTIVARIADO (MS)

Nesta seção e na próxima, serão apresentados dois modelos multivariados envolvendo mudança de regime markoviana, baseados no trabalho desenvolvido em Chesnay e Jondeau (2000). Especificamente, nesta seção será apresentado o modelo Markov-switching multivariado, no qual a heterocedasticidade existente é explicada apenas com a mudança no regime. Não descrevendo, portanto, o comportamento da volatilidade dentro de cada regime. Por outro lado, na próxima seção, será apresentado um modelo multivariado com mudança de regime markoviana e variância descrita por um processo GARCH(1,1). Estes modelos serão utilizados nos dois capítulos seguintes como metodologia de análise para avaliar se a correlação entre os retornos das ações de alguns mercados aumentou durante as crises ocorridas particularmente no período que abrange a última metade da década de 1990.

Como dito anteriormente, o modelo *Markov-switching* (MS) foi desenvolvido por Hamilton (1988, 1989). Neste modelo assume-se que as séries de tempo tenham diferentes valores para a média e a variância num número pequeno de regimes. Seja $R_t = \{R_{1t}, \dots, R_{nt}\}$ o vetor $n \times 1$ de retornos. No modelo a seguir, o processo R_{it} é dependente de dois regimes básicos, com média e variância constantes em ambos os regimes:

$$R_{it} = \mu_i^0 S_t + \mu_i^1 (1 - S_t) + \sqrt{h_i^0 S_t + h_i^1 (1 - S_t)} \varepsilon_{it} \quad (3.4.1)$$

onde $\varepsilon_{it} \sim iid N(0,1)$. μ_i^k e h_i^k são respectivamente a média e a variância de R_{it} no regime k , sendo $k = 0, 1$. S_t denota o regime não observado do sistema. Assume-se que S_t segue um processo de Markov de dois estados:

$$\begin{aligned} \Pr[S_t = 0 \mid S_{t-1} = 0] &= p \\ \Pr[S_t = 1 \mid S_{t-1} = 0] &= 1 - p \\ \Pr[S_t = 1 \mid S_{t-1} = 1] &= q \\ \Pr[S_t = 0 \mid S_{t-1} = 1] &= 1 - q \end{aligned} \quad (3.4.2)$$

Supondo normalidade condicional para cada regime, a distribuição condicional de R_{it} é expressa como uma mistura de distribuições:

$$R_{it} \mid I_{t-1} \sim \begin{cases} N(\mu_i^0, h_i^0) \text{ com probabilidade } \pi_t \\ N(\mu_i^1, h_i^1) \text{ com probabilidade } 1 - \pi_t \end{cases}$$

onde I_{t-1} é o conjunto de informação disponível em $t-1$; $\pi_t = \Pr[S_t = 0 | I_{t-1}]$ é a probabilidade condicional de estar no regime 0.

Como argumentado por Chesnay e Jondeau (2000) apud Sola e Timmermann (1994), este modelo, embora muito simples, é capaz de gerar persistência no processo agregado da variância condicional²⁵ através dos regimes, definido como $h_{it} = E[R_{it}^2 | I_{t-1}] - E[R_{it} | I_{t-1}]^2$:

$$h_{it} = \pi_t \left[(\mu_i^0)^2 + h_{it}^0 \right] + (1 - \pi_t) \left[(\mu_i^1)^2 + h_{it}^1 \right] - \left[\pi_t \mu_i^0 + (1 - \pi_t) \mu_i^1 \right]^2. \quad (3.4.3)$$

Segundo Chesnay e Jondeau (2000), para ver isto, basta assumir que R_{it} depende de dois regimes, um regime caracterizado por uma variância baixa e o outro regime por uma variância alta. Então, de acordo com a equação (3.4.3), se os regimes são persistentes, este modelo é suficiente para obter a persistência na volatilidade. Por outro lado, se fosse utilizado um modelo GARCH de um regime, tal modelo, obviamente, não seria capaz de capturar a persistência de regimes. Ele conseqüentemente conteria uma forte persistência na volatilidade, mesmo se a volatilidade fosse constante dentro do regime.

A generalização deste modelo para o caso multivariado pode ser feita ao assumir que as inovações sejam correlacionadas, com uma correlação condicional constante dentro de cada regime, de modo que a matriz de covariância dentro do regime k seja definida como $H^k = (h_{ij}^k)$, onde $h_{ii}^k = h_i^k$ é a variância do elemento i , e, $h_{ij}^k = \rho_{ij}^k \sqrt{h_i^k h_j^k}$ é a covariância entre os elementos i e j , com ρ_{ij}^k o coeficiente de correlação no regime k . Duas hipóteses são feitas para manter o modelo parcimonioso: primeira, assume-se que os mercados de ações mudam de um regime para outro ao mesmo tempo, de forma que os regimes em vários mercados sejam perfeitamente correlacionados e as probabilidades de transição sejam idênticas para todos os retornos de ações²⁶. Pretende-se que esta hipótese distinga sem ambigüidade entre regimes calmo e turbulento.²⁷ Isto pode ser relacionado à evidência empírica vastamente reportada sobre a existência de transbordamento de volatilidade entre

²⁵ Entendendo-se como processo agregado da variância condicional, uma combinação das variâncias dos dois regimes, ponderada pelas probabilidades condicionais de se estar em determinado regime. Ver Anexo A para uma demonstração de como chegar à equação (3.4.3).

²⁶ Gray (1996), ao estimar um modelo univariado para taxa de juros, relaxa esta hipótese deixando que as probabilidades de transição sejam diferentes ao longo do tempo.

²⁷ Alternativamente, num arranjo bivariado, Ramchand e Susmel (1998) consideram um modelo com quatro regimes. Mas para manter o sistema tratável, eles então assumem que as correlações dependem apenas do estado do retorno dos EUA.

mercados de ações²⁸. Segunda, as probabilidades de transição são constantes ao longo do tempo, a fim de tratar de capacidade computacional. Assumindo-se a hipótese de inovações distribuídas normalmente, o vetor de parâmetros a ser estimado é então $\theta_1 = \{\mu_i, h_i^0, h_i^1, \rho_{ij}^0, \rho_{ij}^1, p, q; i, j = 1, \dots, n, j > i\}$. Quando se assume que as inovações sejam distribuídas como t-Student – hipótese feita para capturar o excesso de curtose dos resíduos – o grau de liberdade, ν , é adicionado ao vetor de parâmetros.

A estimação de um modelo MS é usualmente efetuada usando a estimação por (quase) máxima verossimilhança (QML). A função log-verossimilhança amostral do modelo MS multivariado é dada por

$$\begin{aligned} \ln L(\theta_1) &= \sum_{t=1}^T \ln(f(R_t | I_{t-1})) = \sum_{t=1}^T \ln \left(\sum_{k=0}^1 f(R_t | S_t = k, I_{t-1}) \Pr[S_t = k | I_{t-1}] \right) \\ &= \sum_{t=1}^T \ln \left(\sum_{k=0}^1 g_t^k \pi_t \right) \end{aligned} \quad (3.4.4)$$

onde a probabilidade condicional de estar no regime 0, $\pi_t = \Pr[S_t = 0 | I_{t-1}]$, é computada como

$$\pi_t = (1-q) \frac{g_{t-1}^1 (1 - \pi_{t-1})}{g_{t-1}^0 \pi_{t-1} + g_{t-1}^1 (1 - \pi_{t-1})} + p \frac{g_{t-1}^0 \pi_{t-1}}{g_{t-1}^0 \pi_{t-1} + g_{t-1}^1 (1 - \pi_{t-1})} \quad 29$$

e $g_t^k = f(R_t | S_t = k, I_{t-1})$, função de densidade condicional, é computado como

$$g_t^k = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} |H_t^k|^{-1/2} \exp \left(-\frac{1}{2} (R_t - \mu^k)' (H_t^k)^{-1} (R_t - \mu^k) \right) \quad k = 0, 1.$$

Lembrando que a matriz de probabilidades de transição é dada por:

²⁸ Por exemplo, Hamao, Masulis e Ng (1990), analisam dados diários de abertura e fechamento para os mercados de ações de Nova Iorque, Londres e Tóquio para o período de 01/04/1995 a 31/03/1988, utilizando modelos da família ARCH (GARCH(1,1)-M) com o intuito de verificar a existência de efeitos de mudança de preço e volatilidade de preço de um mercado de ações para outro. Seus resultados mostraram transbordamento de volatilidade do mercado de Nova Iorque para o de Tóquio, de Londres para o de Tóquio e de Nova Iorque para o de Londres. Sendo observada uma assimetria no efeito transbordamento, a saber, tal efeito sobre o mercado japonês se mostrou bem mais forte do que o verificado sobre os demais mercados. Além disso, observaram que mudanças inesperadas nos índices de mercado estrangeiros estavam associadas a efeitos transbordamento significativos sobre a média condicional do mercado doméstico em questão.

²⁹ Onde $(1 - \pi_{t-1})$ é a probabilidade condicional de estar no estado 1 no instante t-1.

$$\begin{aligned}\Pr[S_t = 0 | S_{t-1} = 0] &= p \\ \Pr[S_t = 1 | S_{t-1} = 0] &= 1 - p \\ \Pr[S_t = 1 | S_{t-1} = 1] &= q \\ \Pr[S_t = 0 | S_{t-1} = 1] &= 1 - q\end{aligned}$$

A função log-verossimilhança pode ser computada recursivamente.³⁰ Os erros padrões reportados são consistentes heterocedasticamente. Ver Gray (1996) para detalhes adicionais sobre método de estimação para os modelos *Markov-Switching*.

3.5 MODELO GARCH MULTIVARIADO COM MUDANÇAS NO REGIME (MS-GARCH)

O modelo MS condicional ao regime assume que média e variância sejam constantes ao longo do tempo, dentro de cada regime. Em particular, isto exclui heterocedasticidade condicional intra-regime. Cai (1994), Hamilton e Susmel (1994) e Gray (1996), propuseram modelos que permitem momentos condicionais variantes no tempo dentro de cada regime. Nos modelos MS-GARCH, alguns ou todos os parâmetros são dependentes do regime. Assumindo que a média condicional permanece constante dentro de cada regime mas que a variância condicional tem uma dinâmica GARCH, obtemos:

$$R_{it} = \mu_i^0 S_t + \mu_i^1 (1 - S_t) + \sqrt{h_{it}^0 S_t + h_{it}^1 (1 - S_t)} \varepsilon_t \quad (3.5.1)$$

onde h_{it}^0 e h_{it}^1 têm a mesma forma funcional de um modelo GARCH(1,1), ou seja,

$$h_{it} = \omega_i + \alpha_i \varepsilon_{it-1}^2 + \beta_i h_{it-1} \quad i = 1, \dots, n \quad (3.5.2)$$

Porém, como sugerido por Gray (1996), h_{it}^0 e h_{it}^1 são construídos usando a variância condicional agregada defasada através dos regimes, h_t , que não é dependente da trajetória, de modo que

³⁰ No Anexo A encontra-se o modo pelo qual a função log-verossimilhança foi construída, considerando-se a hipótese de normalidade condicional, conforme Gray (1996). Mostra-se também a forma da função log-verossimilhança quando se considera a distribuição condicional como sendo t-Student.

$$\begin{aligned} h_{it}^0 &= \omega_i^0 + \alpha_i^0 \varepsilon_{it-1}^2 + \beta_i^0 h_{it-1} & i = 1, \dots, n \\ h_{it}^1 &= \omega_i^1 + \alpha_i^1 \varepsilon_{it-1}^2 + \beta_i^1 h_{it-1} \end{aligned} \quad (3.5.3)$$

Como visto anteriormente, a variância condicional defasada agregada através dos regimes é dada pela equação (3.5.3):

$$h_{it} = \pi_t \left[(\mu_i^0)^2 + h_{it}^0 \right] + (1 - \pi_t) \left[(\mu_i^1)^2 + h_{it}^1 \right] - \left[\pi_t \mu_i^0 + (1 - \pi_t) \mu_i^1 \right]^2$$

Para medir a ligação entre um aumento na correlação condicional e um aumento na volatilidade requer uma generalização adicional do modelo MS-GARCH para o caso multivariado. Seguindo Quesnay e Jondeau (2000), adota-se então um modelo MS-GARCH com uma correlação condicional constante dentro de cada regime. Este modelo pode ser descrito pelas seguintes equações:

Equação da média:

$$R_t = \pi_t \mu^0 + (1 - \pi_t) \mu^1 + \varepsilon_t \quad (3.5.4)$$

ou

$$\varepsilon_t = R_t - \mu_t \quad (3.5.5)$$

com

$$\mu_t = E[R_t | I_{t-1}] = \pi_t \mu^0 + (1 - \pi_t) \mu^1.$$

Equações da variância e covariância:

$$h_{it}^0 = \omega_i^0 + \alpha_i^0 \varepsilon_{it-1}^2 + \beta_i^0 h_{it-1} \quad i = 1, \dots, n \quad (3.5.6)$$

$$h_{it}^1 = \omega_i^1 + \alpha_i^1 \varepsilon_{it-1}^2 + \beta_i^1 h_{it-1} \quad (3.5.7)$$

e

$$h_{ij}^0 = \rho_{ij}^0 (h_{it}^0 h_{jt}^0)^{1/2} \quad i, j = 1, \dots, n, j \neq i \quad (3.5.8)$$

$$h_{ij}^1 = \rho_{ij}^1 (h_{it}^1 h_{jt}^1)^{1/2}. \quad (3.5.9)$$

As matrizes de covariância dentro de cada regime são: $H_t^k = (h_{ij}^k)$, $k = 0, 1$. A matriz de covariância agregada através dos regimes no instante t é então definida como:

$$\begin{aligned}
H_t &= E[R_t R_t' | I_{t-1}] - E[R_t | I_{t-1}] E[R_t' | I_{t-1}] \\
&= \pi_t (\mu^0 \mu^{0'} + H_t^0) + (1 - \pi_t) (\mu^1 \mu^{1'} + H_t^1) - \mu_t \mu_t'
\end{aligned} \tag{3.5.10}$$

com $H_t = (h_{i_j t})$.

Matriz de probabilidades de transição:

$$\begin{aligned}
\Pr[S_t = 0 | S_{t-1} = 0] &= p \\
\Pr[S_t = 1 | S_{t-1} = 0] &= 1 - p \\
\Pr[S_t = 1 | S_{t-1} = 1] &= q \\
\Pr[S_t = 0 | S_{t-1} = 1] &= 1 - q
\end{aligned} \tag{3.5.11}$$

Supondo que as inovações sigam uma distribuição de probabilidade normal, o vetor de parâmetros a ser estimado é $\theta_2 = \{\mu_i, \omega_i^0, \omega_i^1, \alpha_i^0, \alpha_i^1, \beta_i^0, \beta_i^1, \rho_{ij}^0, \rho_{ij}^1, p, q; i, j = 1, \dots, n, j > i\}$. Quando é assumido que as inovações são distribuídas como t-Student, o grau de liberdade, ν , é adicionado ao vetor de parâmetros.

Os modelos MS e MS-GARCH descritos acima são destinados a testar a hipótese nula de correlação condicional constante através dos regimes, ou seja, são comparadas as correlações condicionais obtidas para ambos os regimes de volatilidade. O teste da hipótese nula de uma matriz de correlação condicional constante através dos regimes é baseado na estatística de teste razão de verossimilhança (LR) $\xi = 2(L(\theta) - L(\theta^0))$ onde θ^0 corresponde ao vetor de parâmetros para $\rho_{ij}^0 = \rho_{ij}^1$, $i, j = 1, \dots, n, j > i$. Sob a hipótese nula, a estatística de teste ξ é distribuída como uma $\chi_{n(n-1)/2}^2$.

3.6 EVIDÊNCIA EMPÍRICA

Nesta seção serão reportados trabalhos empíricos que fizeram uso dos modelos (e suas variações) apresentados na seção anterior. As amostras utilizadas incluem dados de retornos de ações, taxas de câmbio, títulos do governo, PIB real, dentre outros. Particularmente, uma das aplicações mais comuns a modelos com mudança de regime markoviana é feita utilizando-se séries do PIB para se identificar ciclos de negócios (pontos críticos nos ciclos) nos países. Já os modelos da família ARCH e modelos com mudanças de regime juntamente com especificações ARCH / GARCH para a variância são mais comumente vistos em aplicações a séries financeiras, principalmente, a retornos de ações e taxas de câmbio; casos onde o interesse está, normalmente, em se estudar o comportamento da volatilidade de tais séries.

Dentro da classe de modelos da família ARCH, encontramos diversos trabalhos que se utilizaram de tais abordagens no ajuste e previsão de séries financeiras. Dentre eles podemos citar Bollerslev (1987), que aplica um modelo GARCH(1,1)- t a dois conjuntos de séries de dados, o primeiro com dados diários de preço à vista do mercado de câmbio de Nova Iorque em US\$ versus a libra britânica e o marco alemão no período 01/03/1980 a 28/01/1985 perfazendo um total de 1.245 observações excluindo fins de semana e feriados; e o segundo, com dados de índices de preços de ações mensais para a economia americana (*Standard and Poor's 500 Composite, Industrial, Capital Goods, Consumer Goods e Public Utilities*). Chegando à conclusão de que, como afirmado pela literatura, *“speculative price changes and rates of return series are approximately uncorrelated over time but characterized by tranquil and volatile periods. The standardized t-distribution fails to take account of this temporal dependence, and the ARCH or GARCH models with conditionally normal errors do not seem to fully capture the leptokurtosis. Instead, the relatively simple GARCH(1,1)-t model fits the data series considered here quite well.”*

Pagan e Schwert (1990), analisam uma série mensal de retornos de ações no período 1834-1925 para os Estados Unidos. Os autores comparam métodos de estimação paramétricos e não-paramétricos. Eles estimaram os seguintes modelos: GARCH(1,2), EGARCH(1,2), MS na média com dois estados³¹ (como em Hamilton (1989)), além dos estimadores não-

³¹ Seus resultados para este modelo mostram que o regime de variância alta é menos provável de ocorrer do que o regime de baixa variância, embora os regimes sejam prováveis de persistirem uma vez que tenham ocorrido.

paramétricos de Kernel e a *Flexible Fourier Form (FFF)*³². Suas conclusões são as seguintes: os procedimentos não-paramétricos tenderam a dar uma explicação melhor dos retornos ao quadrado do que os modelos paramétricos; sendo que o modelo EGARCH por refletir a assimetria entre volatilidade e retornos passados, foi o que mais se aproximou dos resultados dos modelos não-paramétricos. Nos períodos onde ocorreram quedas nos preços das ações, a volatilidade aumentou rapidamente após grandes retornos negativos inesperados; todas as estimativas mostraram ajustamento lento a grandes choques na volatilidade, porém os efeitos de tais choques persistiram após o término da crise. Os métodos de modelagem da volatilidade condicional – paramétricos e não paramétricos – capturam aspectos diferentes dos dados. Enquanto os métodos paramétricos usam características de persistência e suavizadoras, os métodos não-paramétricos utilizam a resposta altamente não-linear a grandes choques no retorno. Quanto à previsão fora da amostra os modelos paramétricos se saíram melhor. Segundo os autores, estimadores não-paramétricos de momentos condicionais são ineficientes quando comparados aos paramétricos, o que provavelmente mostraria uma variabilidade muito grande nas estimativas de σ_t^2 . Uma outra conclusão chegada por eles foi que dados tomados em grandes períodos não podem ser assumidos estacionários em covariância. Segundo eles um “teste recursivo de variância simples mostrou que os dados não poderiam ser pensados como homogêneos antes e depois da Grande Depressão. O que foi ilustrado pelo fato de que todos os modelos tiveram uma performance ruim na previsão das variâncias condicionais no período amostral 1926-1937.”

Nelson (1991) testa seu modelo *Exponential ARCH* utilizando dados de retornos diários para o valor ponderado do índice de mercado do CRSP para julho de 1962 a dezembro de 1987. Como ele queria modelar o excesso de retorno³³, usou como aproximação inicial para a taxa sem risco, o retorno mensal das letras do Tesouro, supondo que o retorno diário fosse constante dentro de cada mês. Os resultados foram os seguintes: (1) o prêmio de risco estimado é negativamente correlacionado com a variância condicional; contrastando com o resultado obtido por outros pesquisadores que encontraram uma relação positiva ao usarem

³² Além do estimador da variância condicional em dois estágios. Para maiores detalhes ver Pagan e Schwert (1990).

³³ A equação para o excesso de retorno utilizada é dada por: $R_t = a + bR_{t-1} + c\sigma_t^2 + \xi_t$. Como pode ser observado, a média condicional é em função tanto de retornos passados quanto da dispersão (por ser uma relação linear é uma condição restritiva pois só é válida sob certas circunstâncias), como em um modelo GARCH-M.

modelos GARCH-M (Chou (1987) e French, Schwert e Stambaugh (1987)), e concordando com outros que não usaram modelos GARCH (Pagan e Hong (1988)); (2) encontrou uma relação assimétrica entre retornos e mudança na volatilidade altamente significativa (de modo que a volatilidade tende a aumentar (diminuir) quando choques nos retornos são negativos (positivos)); (3) quanto à persistência dos choques, seu resultado indicou uma persistência razoável e talvez até mesmo não estacionariedade (o coeficiente da parte AR é igual a 0.99962 com erro padrão de 0.00086); (4) quanto às caudas, seu modelo estimado gerou caudas mais espessas do que a gaussiana; (5) em relação aos dias de não-negociação³⁴, seu resultado concluiu que tais dias contribuem em menos de um quinto para a volatilidade.

Galvão, Portugal e Ribeiro (2000) utilizam uma modelagem GARCH bivariada e correlogramas cruzados das volatilidades dos mercados à vista e futuro de ações brasileiros com a finalidade de testar causalidade entre estes mercados. São utilizados dados do retorno diário do Ibovespa no mercado à vista e do retorno diário do Ibovespa para o contrato futuro correspondente no período de julho de 1994 a agosto de 1995. Suas conclusões mostram que o mercado futuro não causa aumento de volatilidade no mercado à vista. Mas, ao contrário, o mercado à vista transmite volatilidade para o mercado futuro do Ibovespa. Ainda, segundo os autores, a volatilidade do mercado à vista pode ser explicada pela grande variabilidade dos fluxos (entrada e saída) de capital estrangeiro na bolsa causados pela instabilidade macroeconômica do país. Argumentam também que, o mercado futuro é importante na previsão de preços e repartição de riscos.

Morais e Portugal (2001) utilizam um modelo de volatilidade estocástica multivariado³⁵ para analisar movimentos comuns na volatilidade de *par bonds* latino-americanos. A amostra de dados é de preços de compra dos *par bonds* do México, Brasil, Argentina e Venezuela no período de 09/08/1994 a 15/09/1999, num total de 1.261 dados. Primeiramente formularam as matrizes de covariância irrestritas para obterem o número de fatores comuns³⁶ às séries analisadas. Um dos resultados obtidos foi a existência de alta

³⁴ Na equação $\omega_t = \omega + \ln(1 + N_t \delta)$, N_t é o número de dias sem negociação entre os dias de negociação t-1 e t, e ω e δ são parâmetros.

³⁵ Inicialmente estimaram um modelo univariado para cada série, encontrando uma inclinação determinística e alta persistência na volatilidade.

³⁶ Como notado pelos autores, quando existem fatores (tendência, ciclo ou inclinação) comuns as matrizes de covariância dos erros relevantes são menores do que o posto completo. Ainda, a presença de fatores comuns implica na existência de co-integração.

correlação entre as volatilidade dos *par bonds* argentinos e mexicanos e, de modo geral, todas as outras correlações obtidas foram altas e bem maiores que aquelas verificadas nos componentes irregulares. A estimativa seguinte considerou o número de fatores comuns, K , igual a 3. Sendo que os resultados para as correlações usando $K = 3$ e $K = 2$ foram bastante próximos, concluindo-se que as volatilidades possuem um movimento comum, podendo-se esperar que a percepção de risco dos investidores quando tomam suas decisões de investimento em relação aos quatro países analisados em conjunto seja a mesma. “Desta forma, é possível que uma crise econômica na América Latina que afete os títulos da dívida externa de um dado país tenha influência sobre a volatilidade dos demais ativos de características similares.”

Em outro artigo, Morais e Portugal (1999) comparam a estimativa da volatilidade do Índice Bovespa utilizando modelos de volatilidade determinísticos e estocásticos. A amostra contém dados diários do IBOVESPA no período de 04/06/1994 a 09/10/1998. Foram feitos testes para os dias sem negociação e dias de semana para averiguar a existência de efeito calendário, utilizando-se *dummies* para os respectivos dias, encontrando apenas o coeficiente correspondente à terça-feira como significativo.³⁷ A estrutura escolhida para a equação dos retornos foi um AR(2) mais duas variáveis *dummy*. Foram testados os seguintes modelos determinísticos para modelagem da variância: GARCH(1,1)³⁸, EGARCH(1,1), GARCH-t(1,1) e GJR(1,1).³⁹ Depois foram testados dois modelos de volatilidade estocástica (estacionário e não-estacionário) sendo que um deles incorpora as *dummies* na equação do retorno e o outro não as considera. Dentre os modelos determinísticos, o modelo selecionado foi um AR(2) + D1 + D2 + GARCH(1,1) e para os processos estocásticos foi escolhido o modelo AR(2) + D1 + D2 + SV estacionário.⁴⁰ Foi encontrada uma persistência no modelo GARCH maior do que a do AR-SV, respectivamente, 0.9977 e 0.9843. Um outro resultado

³⁷ Para tal, foi estimada uma equação do tipo: $R_{it} = \alpha_{1i}D_{1t} + \dots + \alpha_{5i}D_{5t} + \varepsilon_{it}$, onde D_{it} , $i = 1, \dots, 5$ correspondem a *dummies* para cada dia da semana. Conforme Gibbons e Hess (1981).

³⁸ Foi feito também um teste para ver o efeito de dias sem negociação (cf. Noh, Engle e Kane, 1994), não encontrando significância para o coeficiente estimado. Concluindo, portanto, que o “efeito dia da semana” para a amostra analisada é pequeno e que o efeito dia de não negociação é insignificante para os retornos. Porém para uma amostra no período de 1991 a 1993, Correa e Pereira (1998) encontraram que este efeito é significativo para o IBOVESPA.

³⁹ Os modelos EGARCH e GJR encontraram o efeito *leverage* significativo, enquanto que apenas o modelo EGARCH capturou a aglomeração (*clustering*) da variância.

⁴⁰ Os critérios para escolha do melhor modelo foram a variância do erro de previsão (p.e.v.), o critério de Akaike e o critério de Schwartz.

obtido foi que o modelo GARCH(1,1) estimou melhor a volatilidade no período de relativa tranqüilidade, já o modelo estocástico foi melhor no período de maior nervosismo do mercado. De modo que, “diante dos resultados das estatísticas de erro para a previsão da volatilidade, é difícil selecionar a melhor formulação para cada caso (determinístico ou estocástico), bem como escolher entre estas duas formulações.”⁴¹

Harvey, Ruiz e Shephard (1994) ajustaram um modelo SV multivariado para observações diárias de quatro taxas de câmbio (libra/dólar, marco alemão/dólar, iene/dólar e franco suíço/dólar) no período de 01/10/1981 a 28/06/1985; num total de 946 observações. Eles incorporam fatores comuns ao modelo multivariado, se concentrando no caso em que existem movimentos persistentes na volatilidade, modelada por um passeio aleatório multivariado. O modelo multivariado foi capaz de capturar movimentos comuns na volatilidade. Os resultados mostraram que a volatilidade nas três taxas de câmbio européias dependem principalmente de um fator, o qual afeta bem menos o iene; sendo este (o iene) afetado principalmente por um segundo fator.

Hamilton (1989) aplicou seu modelo de mudança de regime markoviana, com dois estados (estado 0 indicando recessão e estado 1 indicando expansão), à série do PIB real americano, para o período de 1951:II a 1984:IV.⁴² Os resultados mostram para o estado 0 uma taxa de crescimento de -0.4% por trimestre e para o estado 1, uma taxa de +1.2%. Segundo o autor, estes valores são correspondentes à dinâmica dos ciclos de negócios americanos. Para esta amostra, os resultados obtidos para as datas de ciclos de negócios foram bastante satisfatórios quando comparados àqueles do NBER. Além disso, como realçado por Hamilton, a estrutura markoviana permite que, a partir das estimativas de máxima verossimilhança dos parâmetros, seja calculada a duração esperada de uma recessão (ou expansão) típica e comparar o resultado com a média histórica.⁴³ Para esta amostra foi encontrada uma duração de 4.1 trimestres para uma recessão, enquanto que a duração média histórica de 4.7 trimestres

⁴¹ Herencia, Hotta e Pereira (1998) também comparam modelos GARCH e modelos de volatilidade estocástica, utilizando dados para a série Telebrás no período de 03/01/1989 a 17/07/1995 para a comparação empírica e fazendo simulações (processo de geração dos dados – PGD – é conhecido) para comparar os resultados dos dois tipos de modelagem. Os modelos estimados são: GARCH(1,2), EGARCH(2,2) e AR(1)-VE. Eles também não conseguem encontrar um modelo superior a outro.

⁴² Utilizou maximização numérica da função log-verossimilhança condicional obtendo estimativas de máxima verossimilhança para os parâmetros do modelo.

⁴³ A duração esperada de uma recessão é dada por $\left[1 - \Pr ob(S_t = 0 | S_{t-1} = 0)\right]^{-1}$, considerando o estado 0 como o que determina a recessão.

no período pós-guerra de acordo com o NBER. Já a duração esperada de uma expansão foi de cerca de 10.5 trimestres comparada com uma média de 14.3 trimestres do NBER.

Hamilton e Susmel (1994)⁴⁴ utilizam o portfólio de valor ponderado de ações negociadas na *New York Stock Exchange* contido no CRISP. Os dados são retornos semanais (de quarta-feira de uma semana à terça da outra semana) para o período de 03/07/1962 a 29/12/1987, usando um total de 1327 observações. Eles estimam diversos modelos, dentre eles: GARCH(1,1), ARCH-L(2), SWARCH-L(2,2) – estes modelos foram estimados supondo a distribuição das inovações tanto gaussiana quanto t-Student – SWARCH-L(3,2) t-Student e SWARCH-L(4,2) t-Student. Pelo critério de Akaike o melhor modelo foi o SWARCH-L(4,2) seguido pela especificação SWARCH-L(3,2). No entanto, pelo critério de Schwartz, o GARCH-L(1,1) é o melhor modelo, seguido pelo SWARCH-L(3,2). Sendo que o SWARCH-L(4,2) foi o único modelo que teve um erro quadrático médio na previsão melhor do que a especificação de variância constante. Os resultados obtidos atribuíram a maior parte da persistência na volatilidade dos preços das ações à persistência dos regimes de baixa, média e alta volatilidades, que tipicamente duram vários anos. Segundo os autores o regime de alta volatilidade está associado com recessões econômicas. A análise feita também confirmou que: existe efeito *leverage* para os dados analisados, as inovações básicas são muito melhor descritas por uma distribuição t-Student com baixos graus de liberdade do que por uma distribuição normal, e que retornos de ações semanais possuem correlação serial positiva.

Almeida e Pereira (2000) estimaram a volatilidade da série de retornos do índice BOVESPA no período 04/07/1994 a 30/06/1998, utilizando diversos modelos; a saber, GARCH(1,1), GARCH-L(1,1), EGARCH(1,1) – estes modelos foram estimados supondo a distribuição das inovações tanto gaussiana quanto t-Student – SWARCH(2,4), SWARCH-L(2,4), SWARCH-L(2,4) *t*, SWGARCH(2,1,1), SWGARCH(2,1,1) *t* e SWGARCH-L(2,1,1) *t*. Os resultados mostraram que para os modelos de mudança de regime, SWARCH e SWGARCH, a melhor performance foi a do modelo SWGARCH-L(2,1,1) *t*. Segundo os autores, os modelos SWGARCH mostraram-se melhores do que os SWARCH devido ao fato de que “os modelos GARCH, com ou sem mudança de regime, conseguem captar melhor a dinâmica do processo em análise.” Destacou-se também que os modelos que utilizaram a distribuição t-Student para as inovações obtiveram uma melhor performance em relação aos

⁴⁴ Introduziram a classe de modelos SWARCH ou modelos MS-ARCH.

modelos com distribuição normal; e que, para a série analisada, os modelos que permitem assimetria nos choques – EGARCH e (SW)GARCH-L – dão melhores resultados que os demais.

Bergman e Hanson (2000), sugerem que o nível da taxa real de câmbio seja gerado por um modelo auto-regressivo de primeira ordem com mudança de regime markoviana com 2 estados, estacionário – MS-AR(1)⁴⁵. Eles comparam a performance de previsão deste modelo com a de outros dois modelos, a saber, um modelo *random walk* com *drift* e um único regime (RW), e, um modelo *random walk* com *drift* e mudança de regime markoviana com 2 estados (MS-RW)⁴⁶. O critério usado para definir a melhor performance foi o modelo com menores erros quadráticos médios em relação aos demais. Para fazerem tais comparações, eles utilizam uma amostra de dados trimestrais sobre as taxas de câmbio *spot* médias do período (moeda doméstica em relação ao dólar americano) e o índice de preço ao consumidor para seis dos maiores países industrializados (Reino Unido, França, Alemanha, Suíça, Canadá, Japão e EUA) cobrindo o período do segundo trimestre de 1973 ao quarto trimestre de 1997. Sendo que, as últimas 28 observações (1991:1-1997:4) foram deixadas de fora para efeito de previsão. Os modelos foram estimados independentemente. Seus resultados sugerem estacionariedade para todas as taxas reais de câmbio testadas. Com base nos testes realizados, eles concluem que as previsões usando o modelo MS-AR(1) são significativamente melhores do que aquelas apresentadas pelos demais modelos testados em cinco das seis taxas reais de câmbio utilizadas (os resultados para o iene japonês são inconclusivos). Segundo os autores, o fato de o modelo MS-AR(1) ter se mostrado “superior” aos demais é algo surpreendente, pois, freqüentemente modelos de taxa de câmbio são superados por modelos *random walk*.

Caporele e Spagnolo (2001) utilizam dados mensais da taxa de câmbio nominal (em relação do dólar americano) para Indonésia, Coréia do Sul e Tailândia para o período de 1970:2 a 2000:12 (num total de 371 observações) com o objetivo de comparar a habilidade de modelos não-lineares e modelos lineares padrões para capturar a dinâmica das taxas de câmbio na presença de quebras estruturais. Mais precisamente, comparam a capacidade de ajuste aos dados e de previsão fora da amostra (deixaram 10 observações de fora da amostra, para efeito

⁴⁵ A mudança de regime é apenas para o intercepto, a variância é considerada a mesma ao longo da amostra. Sendo que, o primeiro estado indica um aumento da taxa real de câmbio (depreciação real) e o segundo estado indica um queda dessa taxa (apreciação real).

de comparação preditiva) dos seguintes modelos: *random walk*, *smooth transition autorregressive* (STAR)⁴⁷ e modelo de mudança de regime markoviana (com 2 estados)⁴⁸. Seus resultados sugerem que os modelos *random walk* não captam a mudança estrutural que ocorreu devido à crise asiática em 1997. Por outro lado, o modelo de mudança markoviana, por considerar mudanças discretas na média e na variância; mostrou-se capaz de capturar as características dos dados, exibindo um melhor ajuste aos dados do que os demais modelos testados. Em termos de previsão fora da amostra, nenhum dos modelos pareceu dominar completamente os demais. Entretanto, segundo os autores, o modelo de mudança markoviana na média e variância reduz o erro de previsão da variância em relação ao modelo linear.⁴⁹

Kontolemis (1999) aplica um modelo Markov-Switching multivariado com dois estados (um período de média alta e um de média baixa)⁵⁰ às quatro séries (mensais) que fazem parte do indicador coincidente composto nos Estados Unidos - o índice de produção industrial, emprego não agrícola, renda pessoal (menos pagamentos de transferência) e vendas industriais e comércio. O período amostral vai de 1948:1 até 1995:1. Os resultados obtidos mostraram que a cronologia do ciclo de negócios é mais próxima ao ciclo referente do NBER do que os pontos críticos obtidos a partir das séries individuais. O autor também comparou a performance de previsão dos modelos univariado e VMS; sendo que, o modelo VMS produz previsões mais acuradas relativamente à especificação univariada simples. Segundo Kontolemis, sua especificação conseguiu melhorar a performance de previsão do modelo do Hamilton básico, ao usar a informação extra e impor um ciclo comum às séries.

Dueker (1997) estimou quatro especificações *GARCH/Markov switching*⁵¹ para modelar a volatilidade usando a série de mudanças percentuais diárias no índice S&P 500 no período de 06/01/1982 a 31/12/1991. Os resultados mostraram que a especificação com mudança markoviana nos graus de liberdade da distribuição t-Student é a que prevê melhor

⁴⁶ Este modelo (MS-RW) é igual o modelo MS-AR(1) com o parâmetro auto-regressivo restrito à unidade e impondo a restrição de que a variância não muda entre os estados da natureza.

⁴⁷ Para detalhes ver Caporale e Spagnolo (2001) *apud* Granger e Teräsvirta (1993) e Sarantis (1999).

⁴⁸ Com a média e a variância diferentes entre si, de regime para regime (alta e baixa volatilidades).

⁴⁹ Segundo eles, seus resultados poderiam ser interpretados como consistentes com modelos de crises monetárias com equilíbrios múltiplos (crises sendo explicadas por expectativas auto-realizáveis ao invés de fundamentos econômicos).

⁵⁰ O modelo é uma versão multivariada simples do modelo usado por Engle e Hamilton (1990).

⁵¹ A saber, GARCH-UV (para o modelo GARCH com mudança na variância incondicional), GARCH-NF (para o GARCH com mudança no fator de normalização, g), GARCH-K (para o GARCH com mudança na curtose condicional) e, por último, GARCH-DF (para o GARCH com mudança nos graus de liberdade).

expectativas de *options-implied* da volatilidade⁵² do mercado de ações. Segundo Dueker, este modelo admite duas fontes de reversão à média no rasto de choques grandes que não são possíveis num modelo padrão: “A switch out of the fat-tailed state is estimated to induce a 68 percent decrease in volatility for a given level of dispersion; and the weight given to the most recent shock decreases by two-thirds when the fat-tailed state pertains, thereby reducing the influence and persistence of large shocks.”

Susmel (1999) aplicou o modelo SWARCH, especificamente, o modelo *Exponential* SWARCH ou E-SWARCH para explicar a volatilidade em seis mercados de ações e dois índices internacionais de mercado de ações.⁵³ Ele utilizou uma amostra de retornos semanais cobrindo o período da primeira semana de janeiro de 1980 à quarta semana de julho de 1991 (deixando as últimas 25 observações para previsão fora da amostra). O autor compara o modelo E-SWARCH com o modelo E-GARCH proposto por Nelson (1991).⁵⁴ Em termos de previsão, seus resultados mostraram que comparado ao modelo GARCH-t, as vantagens de previsão do modelo SWARCH são no melhor dos casos apenas marginais; e que as previsões de variância fora da amostra do modelo GARCH-t tendem a ser superiores às previsões SWARCH. O autor usa as estimativas SWARCH para estudar as inter-relações de estados de volatilidade e encontra que entre os três maiores mercados de ações, apenas o Japão e o Reino Unido têm evidência de estados de volatilidade dependentes e, entre os mercados regionais, apenas os EUA e o Canadá parecem ter estados de volatilidade dependentes. Ele encontrou para estes dois países evidência de estados de volatilidade comuns, isto é, quando um dos dois países esteve no estado de alta (baixa) volatilidade, o outro também esteve – para a amostra analisada. É feita também uma análise da datação de estados de volatilidade provida pelo modelo SWARCH, da qual resulta que apenas em torno do *Crash* de outubro de 1987, os mercados financeiros analisados pareceram estar no mesmo estado de volatilidade; além disso, encontrou que os efeitos do *Crash* foram de curta duração – dois meses após o *Crash* todos os mercados tinham retornado para o estado de baixa volatilidade.

⁵² A volatilidade contida numa opção reflete crenças acerca da volatilidade média ao longo da vida da opção.

⁵³ Os seis mercados internacionais que Susmel utilizou foram: EUA, Canadá, Reino Unido, Alemanha, Japão e Austrália; e os índices de mercado utilizados são o *World Index* e o EAFE (*Europe, Australia and Pacific Index*).

⁵⁴ Para comparar os modelos, ele ajustou diferentes especificações GARCH e SWARCH, escolheu o melhor modelo de cada classe baseado nos testes de razão de verossimilhança, calculou as previsões fora da amostra para os dois modelos e encontrou evidência para mudança de volatilidade nos EUA, no Canadá, no Reino Unido e no Japão.

Edwards e Susmel (2001) utilizaram séries temporais de índices semanais de ações, denominados em dólares americanos, para Argentina, Brasil, Chile, Hong Kong e México; cobrindo o período da última semana de agosto de 1989 à terceira semana de outubro de 1999, para analisar o comportamento da volatilidade ao longo do tempo. Foram ajustadas várias especificações de modelos SWARCH⁵⁵, tanto univariadas (para se observar quando se dão as mudanças nos estados de volatilidade para os países em questão) quanto bivariadas⁵⁶ – com dois estados de volatilidade – (neste caso, eles utilizam o processo de Markov do filtro de Hamilton (1989) para testar se os estados de volatilidade são independentes através dos países). Os resultados obtidos mostram forte evidência para variação do estado de volatilidade durante os anos 1990 nos mercados de ações latino-americanos. Sua análise univariada mostrou que episódios de alta volatilidade são, em geral, de curta duração e tendem a estar associados a crises internacionais comuns. Além disso, seus resultados mostraram que os mercados latino-americanos têm processos de volatilidade interdependentes. Observou-se, em geral, que há forte dependência entre linhas regionais, especialmente entre os países do MERCOSUL. Os autores interpretaram seus resultados como sendo mais aprobativos à interdependência do que ao contágio.

Chesnay e Jondeau (2000), com o intuito de ver a relação existente entre correlação internacional e turbulência no mercado de ações, estimaram vários modelos multivariados, a saber, modelo com matriz de covariância constante; GARCH(1,1); GJR(1,1); MS com correlação regime-dependente supondo variância constante dentro do regime e, variância com especificação GARCH (intra-regime); MS com correlação constante, novamente supondo variância constante dentro do regime e, variância com especificação GARCH (intra-regime) – com todos os modelos sendo testados para inovações gaussianas e t-Student – utilizando os dados de retornos de ações semanais (de sexta-feira à sexta-feira) dos mercados de ações de Nova Iorque – Standard e Poor’s 500 Composite Index (S&P) – Frankfurt – DAX Share Index – e Londres – o Financial Times 100 Share Index (FTSE) – no período de janeiro de 1988 a dezembro de 1999, num total de 620 observações. Seus resultados mostraram que as

⁵⁵ A saber, foram estimados modelos com $K = 2$ a 4 estados e $q = 0$ a 3 termos autorregressivos; modelos SWARCH com efeitos assimétricos e com erros condicionais com distribuição t-Student.

⁵⁶ Eles investigaram se é possível rejeitar a hipótese de que os processos de volatilidade sejam independentes para os seguintes pares de países: México-Argentina, México-Brasil, México-Chile, Hong Kong-Argentina, Hong Kong-Brasil, Hong Kong-Chile, e, Hong Kong-México. Sendo que, México e Hong Kong foram denominados países “originadores” de volatilidade e os demais, foram denominados “países receptores em potencial”.

especificações MS e MS-GARCH oferecem um ajuste estatístico melhor aos dados do que os modelos GARCH multivariados padrões. Quanto à relação existente entre correlação internacional e turbulência no mercado de ações, eles encontraram que as correlações são muito maiores durante o regime de alta volatilidade do que durante o regime de baixa volatilidade.

CAPÍTULO 4 TESTANDO CONTÁGIO E INTERDEPENDÊNCIA EM MERCADOS DE AÇÕES DA AMÉRICA LATINA

Nos dois capítulos anteriores foram abordadas duas literaturas distintas: a primeira falando sobre o contágio de uma crise (ou turbulência) de um país para outro e, a segunda, sobre alguns modelos que têm por objetivo descrever o comportamento e ajustamento de algumas séries temporais, em particular, séries ligadas ao mercado financeiro. No presente capítulo, será feita uma conexão entre estas duas literaturas, de modo que, o objetivo será averiguar a ocorrência ou não de contágio entre alguns mercados de ações latino-americanos selecionados. O instrumental de análise utilizado consiste em dois modelos multivariados básicos apresentados no capítulo anterior, a saber, um modelo de mudança de regime markoviana considerando as variâncias constantes dentro dos regimes (modelo MS) e, um modelo de mudança de regime markoviana considerando que as variâncias dentro dos regimes tenham uma dinâmica comportamental descrita por um modelo GARCH (modelo MS-GARCH).

Sendo assim, neste capítulo será feito um estudo empírico aplicando modelos MS e MS-GARCH multivariados a séries de retornos de ações de países latino-americanos, com o objetivo de ver as mudanças ocorridas nas correlações entre os países da amostra, dada a passagem de um período calmo para um turbulento. Pretende-se, desta forma, verificar se o grau de interdependência de tais países nestes períodos muda significativamente ou não após um choque no mercado. Em outras palavras, averiguar se ocorreu um aumento significativo nas correlações entre os mercados analisados após um choque ou se tais correlações são relativamente parecidas tanto em períodos calmos quanto em períodos turbulentos.

Como a análise empírica que será realizada neste capítulo terá como alvo os mercados de ações brasileiro, argentino e mexicano, antes de partimos para esta análise propriamente dita, veremos, resumidamente, alguns eventos que ocorreram na América Latina a partir de meados da década de 1990. Particularmente, abordaremos as crises mexicana em 1994/95 e a crise brasileira em 1999.

4.1 EVENTOS NA AMÉRICA LATINA

Nesta seção veremos, de forma resumida, alguns episódios importantes que ocorreram na América Latina na década de 1990. Especificamente, serão abordadas as crises mexicana (1994/95) e brasileira (1999).

4.1.1 A CRISE DO PESO MEXICANO EM 1994 / 1995

A política econômica internacional do governo mexicano antes de dezembro de 1994 era baseada numa estratégia de âncora cambial. Ou seja, o governo mantinha a taxa de câmbio peso / dólar dentro de uma zona de flutuação preestabelecida. Intervindo no mercado sempre que a taxa de câmbio se aproximasse do limite inferior ou superior da banda. Esta estratégia foi adotada por causa da crise que o país passara em 1987 devido a uma alta inflação, uma fuga do peso e um *crash* no mercado de ações doméstico. O governo via as taxas de câmbio estáveis como essenciais para refrear altas de preços e salários bem como para dar credibilidade interna e externamente às outras políticas econômicas do país.

No começo de 1994, segundo Mathur, Gleason, Dibooglu e Singh (2002), prospectos econômicos para o México mostravam-se otimistas. Pois, havia uma política de privatizações respeitável, uma entrada de capitais crescente e um déficit governamental em declínio. Porém, na verdade, o México estava se encaminhando para uma crise financeira severa que resultou na desvalorização do peso mexicano no final daquele ano. Segundo estes autores, vários fatores contribuíram para a crise mexicana. O assassinato de um candidato à presidência do México, Donaldo Colosio, e um mal-estar político no estado de Chiapas afetaram negativamente a confiança dos investidores na estabilidade do governo mexicano. Houve críticas acerca da estabilidade do governo mexicano e de sua capacidade em comprometer-se na condução da política doméstica o que levou à fuga de capital. Além disso, investidores consideraram a substituição de uma quantia significativa de dívida de curto prazo por “Tesebonos” (papéis conversíveis em dólares americanos no seu vencimento) como um sinal de preocupação a respeito da confiança no peso. Em dezembro de 1994, os investidores temendo hiperinflação, calote e controles de capital, abandonaram o peso, resultando numa queda nas reservas internacionais do México de US\$ 30 bilhões em 1993 para US\$ 5 bilhões

em dezembro de 1994. O governo mexicano não reconheceu que a depleção de reservas levaria os investidores estrangeiros a uma diminuição de longo prazo da sua demanda por ativos mexicanos. Parecendo, assim, que o governo não antecipou a extensão da reação do mercado de ações mexicano à depreciação do peso.

Em 1 de dezembro de 1994, o senhor Zedillo assumiu a presidência do México e garantiu aos investidores que a taxa de câmbio do país seria mantida em torno de 3.4 pesos por dólar. No entanto, quando os investidores venderam pesos e pressionaram a taxa de câmbio, o ministro das finanças mexicano, Jaime Serra y Puche, anunciou que o limite superior da taxa de câmbio seria aumentada em 13%. Imediatamente, o peso desvalorizou para este nível. Em 22 de dezembro de 1994, o peso mexicano passou a flutuar, resultando numa depreciação de 36%.

Ao sentir que uma recessão econômica maior no México poderia levar outros países latino-americanos de arrasto, o governo americano, em 12 de janeiro de 1995, começou a pensar em um pacote de ajuda para estabilizar o peso. Em 31 de janeiro de 1995, um pacote de ajuda de US\$ 20 bilhões foi disponibilizado através do *U.S. Treasury's Exchange Stabilization Fund*. A ajuda financeira obtida do FMI e dos governos dos Estados Unidos e do Canadá totalizou cerca de US\$ 50 bilhões.

Para o México, a desvalorização do peso marcou o começo de uma recessão econômica severa e persistente. No final de 1995, o PIB real mexicano havia caído em 7% e a taxa de desemprego havia aumentado de 4%, antes da crise, para 7%. Muitas firmas privadas faliram e o governo mexicano foi capaz de pagar suas dívidas devido à ajuda financeira obtida. A confiança interna e externamente nos prospectos para a economia mexicana havia sido fortemente abalada. (Espinosa e Russel, 1996).

4.1.2 A CRISE BRASILEIRA EM 1999

A progressiva abertura da economia brasileira experimentada a partir de 1989 (abertura comercial em 1989 e início da abertura da conta capital em maio de 1991) refletiu-se também no mercado de câmbio, que em 1990, passou a ter um regime de taxas flutuantes, sendo que o nível de reservas internacionais no Banco Central determinaria a necessidade de se fazer ou não intervenções neste mercado através de política de mercado aberto.

Em julho de 1994 é lançado o Plano Real e a política cambial é mantida sob livre flutuação até setembro de 1994 quando o Banco Central começa a intervir no mercado comprando divisas, devido à valorização do real frente ao dólar, e em outubro deste mesmo ano impõe controles ou restrições sobre a entrada de capitais estrangeiros, sendo praticada uma flutuação “suja”.

A crise mexicana de dezembro de 1994 e início de 1995 levou a autoridade monetária a adotar um regime de bandas cambiais ou câmbio administrado, em 06 de março de 1995 – banda móvel seguida por banda fixa, quatro dias depois, e retornando à banda móvel em junho de 1995.⁵⁷ Ao longo do tempo, os limites das bandas foram sendo alterados à medida que se achou necessário ou conveniente. Tal regime foi praticado até o momento em que devido às crises internacionais vivenciadas no final da década de 1990, a crise asiática (em 1997) e a crise russa (em 1998), a autoridade monetária não pôde mais sustentá-lo (devido à volatilidade nos fluxos líquidos de capitais autônomos) levando a uma desvalorização do real frente ao dólar em 13 de janeiro de 1999.

Particularmente, a crise russa que ocorreu em agosto de 1998 teve fortes efeitos sobre o mercado de câmbio brasileiro. Segundo Baig e Goldfajn (2000), apenas em agosto e setembro de 1998 o excesso de demanda por dólares no mercado cambial foi de 11,8 e 18,9 bilhões, respectivamente. Neste período houve uma grande perda de reservas refletindo a perda de confiança do investidor na moeda brasileira, o real, após o colapso do rublo russo.⁵⁸

A partir de 01 de fevereiro de 1999, adotou-se no Brasil um sistema cambial do tipo flutuante, com o Banco Central do Brasil intervindo apenas ocasionalmente, tendo-se uma flutuação cambial independente.

⁵⁷ Uma banda cambial corresponderia a um sistema de flutuação “mista” onde se fixa um limite inferior e outro superior para a taxa de câmbio e dentro desta faixa determinada, a moeda flutua “livremente”.

⁵⁸ Para maiores detalhes sobre o impacto da crise russa sobre a economia brasileira, ver Baig e Goldfajn (2000).

A seguir, é apresentado um quadro (Quadro 4.1.1) reportando alguns acontecimentos no Brasil nos anos de 1998 e 1999, período em que ocorreram as crises russa e brasileira. Os acontecimentos são divididos em duas categorias: notícias boas e notícias ruins no Brasil.

Quadro 4.1.1 Boas e Más Notícias, no Brasil, em 1998 e 1999:

Data	Acontecimento – Boas notícias
09/07/1998	Pedro Parente anuncia a redução do IOF (Imposto sobre Operações Financeiras) de 15% a 16% para estimular a demanda.
29/07/1998	Privatização da Telebrás rende ao governo R\$ 22 bilhões.
05/08/1998	A taxa anual de inflação (0,97%) é a menor em 49 anos.
12/08/1998	O governo reduz impostos sobre a importação de bens de capital.
22/08/1998	O Banco Central do Brasil leiloa títulos denominados em dólares para acalmar o mercado.
24/08/1998	O governo aprova legislação estimulando a entrada de capitais.
08/09/1998	O governo anuncia um corte de gastos da ordem de R\$ 11 bilhões.
05/10/1998	Fernando Henrique Cardoso é reeleito.
21/10/1998	O FMI e o governo brasileiro anunciam um acordo sobre metas fiscais para um período de três anos.
22/10/1998	É anunciado um programa do FMI para o Brasil.
26/10/1998	O Banco Mundial anuncia uma ajuda financeira de US\$ 4 bilhões ou US\$ 5 bilhões para o Brasil.
28/10/1998	Um plano de ajuste fiscal é anunciado.
09/12/1998	O Senado aprova o acordo com o FMI.
07/01/1999	O Brasil recebe US\$ 1 bilhão do Banco Mundial para reformar a previdência social.
12/02/1999	O tesouro nacional brasileiro paga por <i>eurobonds</i> de Minas Gerais.
26/02/1999	Armínio Fraga é escolhido o novo presidente do Banco Central.
10/03/1999	A CPMF (Contribuição Provisória sobre Movimentação Financeira) é aprovada pelo Congresso em primeiro turno.

Continua

Continuação

Data	Acontecimento – Boas notícias
16/03/1999	O Brasil reduz o imposto sobre entrada de capital de 2% para 0,5%.
18/03/1999	O Congresso aprova a CPMF em segundo turno.
29/03/1999	O déficit em conta corrente cai para US\$ 924 milhões.
31/03/1999	O FMI aprova uma versão nova e mais ambiciosa do ajustamento fiscal.
09/04/1999	O Banco Itau emite US\$ 150 milhões em mercados internacionais.
19/04/1999	O Brasil anuncia que vai emitir cinco títulos globais anuais, em parte, em troca por títulos Brady.
23/04/1999	O governo anuncia um superávit orçamentário de R\$ 7,1 bilhões para 1999.
30/04/1999	A previsão da produção agrícola para 1999 é 7,37% superior à de 1998.
01/06/1999	As exportações crescem 19% em maio e o superávit comercial atinge US\$ 312 milhões. A taxa de desemprego cai em abril para 8,78%.
07/06/1999	A produção industrial cai apenas 0,3% em abril..
22/06/1999	O FMI revisa a previsão de crescimento do PIB para -1,2% em 1999.
Data	Acontecimento – Más notícias
01/07/1998	Maio tem o maior nível de desemprego (8,2%) em 14 anos.
04/09/1998	Moody's baixa a classificação das dívidas soberana e corporativa brasileiras.
11/11/1998	A produção industrial cai 2,4% em setembro.
24/11/1998	O J. P. Morgan anuncia que sua previsão para a economia brasileira será de uma queda de 4,3% em 1999.
06/01/1999	O Estado de Minas Gerais declara uma moratória unilateral.
13/01/1999	O presidente do Banco Central, Gustavo Franco, se demite.
28/01/1999	É anunciado que o emprego industrial caiu 1,2% em novembro.
29/01/1999	Corrida aos bancos. O Ministro da Fazenda, Pedro Malan, anuncia que não haverá congelamento dos depósitos.

Continua

Continuação

Data	Acontecimento – Más notícias
10/02/1999	O Estado de Minas Gerais não paga seus <i>eurobonds</i> .
19/02/1999	O PIB cresce apenas 0,2% em 1998.
23/02/1999	Pânico. A taxa de câmbio atinge o nível de R\$ 2,00 / US\$ 1.
08/03/1999	A Sadia, uma importante empresa do ramo alimentício, ajusta seus preços em 18%.
17/03/1999	Juízes federais fazem greve demandando maiores salários.
24/03/1999	Escândalo bancário. A Receita Federal brasileira investiga ganhos obtidos por bancos com a desvalorização do câmbio. O Brasil anuncia que vai adotar metas de inflação no começo de junho.
01/04/1999	O Banco Central investiga alegação de vazamentos de informação antes da desvalorização de janeiro.
12/04/1999	O Congresso cria uma comissão para investigar a declaração de informação privilegiada no sistema bancário.
17/05/1999	O governo brasileiro revisa para baixo a previsão de superávit comercial.
27/05/1999	A taxa de desemprego atinge 20% em São Paulo.
09/06/1999	Os preços da energia elétrica aumentam em 14%.

Fonte: Baig e Goldfajn (2000).

4.2 RESULTADOS EMPÍRICOS OBTIDOS A PARTIR DA APLICAÇÃO DOS MODELOS MS E MS-GARCH A SÉRIES DE RETORNOS DE AÇÕES DE PAÍSES DA AMÉRICA LATINA

Nesta seção, será feita uma investigação sobre o comportamento das séries de retornos médios semanais para os mercados de ações brasileiro, argentino e mexicano. O objetivo é averiguar a possível ocorrência de contágio entre estes mercados nos períodos de crise contidos na amostra utilizada, cobrindo as crises mexicana (1994-1995), asiática (1997), russa (1998) e brasileira (1999). De modo que, serão apresentadas, primeiramente, as características dos dados em questão, a partir da análise de suas estatísticas descritivas, testes de raiz unitária (estacionaridade), bem como o comportamento das correlações incondicionais entre os respectivos retornos. Sendo mostrados, posteriormente, os resultados das estimativas para os modelos MS e MS-GARCH multivariados, vistos no capítulo anterior nas seções 3.4 e 3.5. Finalmente, será apresentada a análise acerca do comportamento das correlações ao longo do tempo entre os mercados em questão. Sendo apresentado, portanto, os resultados para o teste de contágio, que, como veremos, indicará sua não ocorrência, e, conseqüentemente, a interdependência entre estes mercados.

4.2.1 CARACTERÍSTICAS DAS SÉRIES

Foram utilizadas, como dito anteriormente, séries de ações das bolsas de valores do Brasil, Argentina e México. As três séries utilizadas, cuja fonte é a *Economática*, cobrem o período de 03 de janeiro de 1994 a 04 de janeiro de 2002. A construção da série de retornos semanais se procedeu da seguinte forma: a partir dos dados de fechamento diário das respectivas bolsas de valores, foram calculados os retornos diários, a saber, $R_{it} = (\ln x_{it} - \ln x_{it-1}) \times 100$, $t = 1, \dots, T$, $i = Ibovespa, Merval, Mexbol$ onde R_{it} é o retorno da bolsa i no instante t , x_{it} e x_{it-1} correspondem ao fechamento das respectivas bolsas nos instantes t e $t-1$, respectivamente. De posse dos retornos diários, foram calculadas as

médias semanais desses retornos⁵⁹. Desta forma, foram obtidas séries com períodos compatíveis, já que, devido aos dias de funcionamento das bolsas de valores destes países não serem coincidentes (pela existência de feriados em dias diferentes, por exemplo), ao fazermos uma média semanal dos retornos diários eliminamos o problema de incompatibilidade de datas entre os países. Devemos observar também que, ao serem feitas médias semanais dos retornos diários, ocorre um dado alisamento ou suavização dos retornos se comparados aos retornos diários, em outras palavras, haverá uma diminuição da volatilidade das séries.

A Tabela 4.2.1 apresenta as estatísticas descritivas para as três séries da amostra. Como pode ser visto, o retorno médio semanal é positivo para o Ibovespa e o Mexbol, 0,18% e 0,05%, respectivamente e, negativo para o Merval (-0,04%). Os desvios-padrão para os retornos médios semanais das bolsas brasileira, argentina e mexicana, são respectivamente, 1,35%, 1,18% e 0,91%. A análise das estatísticas preliminares mostra que as três séries são assimétricas, sendo que os retornos das ações brasileiras e argentinas são negativamente assimétricos o que indicaria que baixas de mercado (*bear markets*) são mais prováveis do que altas de mercado (*bull markets*). Vê-se também que existe excesso de curtose para as três séries, isto é, possuem caudas mais pesadas (espessas) do que a distribuição normal: são leptocúrticas. E, o teste Jarque-Bera rejeita a hipótese nula de normalidade para as três séries de retornos semanais médios das respectivas bolsas de valores.

Quanto à heterocedasticidade condicional, observando-se os correlogramas das séries de retornos ao quadrado – que são considerados como uma aproximação para a volatilidade das séries – mostrados nas figuras 4.2.I.b (Ibovespa), 4.2.II.b (Merval) e 4.2.III.b (Mexbol), no Anexo A, verifica-se que existe um padrão ARMA no comportamento de tais séries. Indicando, portanto, que a volatilidade das séries não é constante ao longo do tempo.⁶⁰

Para se testar a presença ou não de correlação serial nos retornos foi utilizada a estatística Ljung-Box que aparece na penúltima coluna dos correlogramas dos retornos, mostrados nas figuras 4.2.I.a (Ibovespa), 4.2.II.a (Merval) e 4.2.III.a (Mexbol), no Anexo A. Os resultados mostram, para os retornos do Ibovespa, que não há dependência linear

⁵⁹ Como os valores obtidos para as médias aritmética e geométrica, eram muito próximos (lembrando que a média geométrica é sempre menor do que o valor da média aritmética), e, em termos de comportamento ao longo do tempo, equivalentes; optou-se por utilizar a média aritmética para o cálculo dos retornos médios semanais. Em termos práticos, o estudo para a constatação de contágio ou interdependência entre os mercados não é alterado independentemente de se utilizar uma ou outra média.

significante, quanto ao Merval aparece um termo autorregressivo na segunda defasagem (AR(2)), e para o Mexbol, um termo autorregressivo na vigésima terceira defasagem.

Tabela 4.2.1 Estatísticas Sumárias sobre os Retornos Semanais Médios das Ações

	IBOVESPA	MERVAL	MEXBOL
Média	0.1816	-0.0434	0.0502
Mediana	0.1677	0.0048	0.0968
Máximo	4.9557	5.9418	4.3758
Mínimo	-5.0117	-8.1461	-3.5432
Desvio-padrão	1.3568	1.1891	0.9187
Assimetria ⁶¹	-0.0315	-0.4248	0.0318
Curtose ⁶²	5.1607	10.3996	4.8424
Jarque-Bera ⁶³	81.1899	963.8950	59.0495
Probabilidade	0.0000	0.0000	0.0000

Observação: O período amostral é de 03 de janeiro de 1994 a 04 de janeiro de 2002, num total de 417 observações. Os valores dos retornos estão multiplicados por 100.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Os gráficos 4.2.Ia, 4.2.Ib e 4.2.Ic, no Anexo A, mostram, respectivamente, as séries de fechamento médio semanal, dos retornos semanais e do quadrado dos retornos para o Ibovespa. Olhando para o gráfico 4.2.Ia, nota-se que a série de fechamento do Ibovespa é aparentemente não estacionária, o que é comprovado ao se fazer o teste ADF (*Augmented*

⁶⁰ Ao se regredir os retornos ao quadrado em função de termos autorregressivos observou-se significância estatística de tais termos.

⁶¹ O coeficiente de assimetria da distribuição é dado por $\frac{E[(x - \mu)^3]}{(Var[x])^{3/2}}$. Para uma distribuição simétrica, como a normal, o grau de assimetria é zero.

⁶² O coeficiente de curtose de uma distribuição é dado por $\frac{E[(x - \mu)^4]}{(Var[x])^2}$. A curtose da distribuição normal é 3. Se a curtose for maior que 3, a distribuição é leptocúrtica relativamente à normal; se a curtose for menor que 3, a distribuição é platocúrtica em relação à normal.

⁶³ Jarque-Bera é um teste estatístico que testa se a série é normalmente distribuída. Ele mede a diferença de assimetria e curtose da série com essas mesmas medidas da distribuição normal. O teste Jarque-Bera é computado

da seguinte forma $JB = \frac{N - k}{6} \left(S^2 + \frac{1}{4} (K - 3)^2 \right)$, onde S é o coeficiente de assimetria, K é a curtose e k é o

número de coeficientes estimados que foram usados para criar a série. Sob a hipótese nula de uma distribuição normal, JB é distribuído como χ_2^2 (qui-quadrado com 2 graus de liberdade). A probabilidade reportada é a probabilidade que uma estatística exceda (em módulo) o valor observado sob a hipótese nula, de modo que, um valor pequeno da probabilidade (mais próximo de zero) leva à rejeição da hipótese de distribuição normal para a série de dados.

Dickey-Fuller) para raiz unitária⁶⁴, como mostra a tabela 4.2.Ia, no Anexo A. Ao nível de significância de 5%, não se rejeita a hipótese nula de existência de raiz unitária nesta série. Já a série dos retornos do Ibovespa é claramente estacionária, o que também fica comprovado ao se fazer o teste ADF e o teste Phillips-Perron para esta série, como é mostrado nas tabelas 4.2.Ib e 4.2.Ic, respectivamente. Ao nível de significância de 5%, rejeita-se a hipótese nula de existência de raiz unitária nesta série. O que já seria esperado, uma vez que, esta série é simplesmente a primeira diferença do logaritmo neperiano (ln) da série original (fechamento médio semanal do índice). Nota-se também ao se comparar os três gráficos que, em períodos onde o fechamento do índice cresce continuamente, a série dos retornos apresenta menor variação, apresentando retornos menores e menor volatilidade. Por outro lado, quando o fechamento do índice apresenta-se mais “nervoso” (subidas e descidas), observa-se um “aumento” nos retornos e uma maior volatilidade da série, o que pode ser visto no gráfico 4.2.Ic, Anexo A.

Assim, para a série de retornos do Ibovespa, pode-se constatar a ocorrência do chamado efeito *leverage* (alavancagem), apresentado na literatura, ou seja, existe uma assimetria quanto ao impacto dos choques sobre a volatilidade do ativo. Esta assimetria se dá da seguinte forma: o efeito de uma variação negativa no preço de um ativo aumentaria mais a volatilidade do que no caso de uma variação positiva no seu preço, de igual magnitude. Portanto, choques quer negativos quer positivos aumentam a volatilidade, porém, o primeiro efeito tem mais força no seu impacto sobre a volatilidade do que o segundo para uma mesma variação de preço⁶⁵.

Observando-se os gráficos para os retornos médios semanais para as séries analisadas (gráficos 4.2.I(a, b, c), 4.2.II(a, b, c) e 4.2.III(a, b, c)) constata-se a existência de agrupamentos com diferentes níveis de volatilidade (*volatility clusterings*), isto é, mudanças de preços grandes (pequenas) sendo seguidas por outras mudanças de preços grandes (pequenas), o que condiz com a literatura.

Os gráficos 4.2.IIa, 4.2.IIb e 4.2.IIc, no Anexo A, mostram, respectivamente, as séries de fechamento médio semanal, dos retornos semanais e do quadrado dos retornos para a bolsa de valores da Argentina (Merval). Analisando apenas o gráfico 4.2.IIa, não se pode afirmar

⁶⁴ Para maiores detalhes acerca de testes de raiz unitária, ver Enders (1995).

⁶⁵ Ver Nelson (1991), Hamilton e Susmel (1994), por exemplo.

nada acerca da estacionaridade da série de fechamento Merval. Porém, ao se fazer o teste estatístico ADF para raiz unitária, conclui-se que esta série é não estacionária, o que é visto na tabela 4.2.IIa. Ao nível de significância de 5%, não se rejeita a hipótese nula de existência de raiz unitária nesta série. Quanto à série dos retornos Merval pode-se dizer que é aparentemente estacionária, o que fica comprovado ao se fazer o teste ADF e o teste Phillips-Perron para esta série, como é mostrado nas tabelas 4.2.IIb e 4.2.IIc, respectivamente. Ao nível de significância de 5%, rejeita-se a hipótese nula de existência de raiz unitária nesta série.

Observa-se também, na série de retornos Merval, a ocorrência do efeito *leverage*, apresentado na literatura.

Finalmente, os gráficos 4.2.IIIa, 4.2.IIIb e 4.2.IIIc, no Anexo A, mostram as séries de fechamento médio semanal, dos retornos semanais e do quadrado dos retornos para a bolsa de valores mexicana (Mexbol), respectivamente. Ao visualizar-se o gráfico IIIa (fechamento médio semanal) tem-se a impressão de que esta série seja não estacionária. Os testes estatísticos ADF e Phillips-Perron para esta série mostraram a não estacionaridade da mesma. Ao nível de significância de 5%, não se rejeita a hipótese nula de existência de raiz unitária nesta série (ver tabelas 4.2.IIIa e 4.2.IIIb). Já a série de retornos Mexbol, gráfico 4.2.IIIb, é claramente estacionária. O que fica comprovado ao se realizar os testes de raiz unitária ADF e Phillips-Perron, mostrados nas tabelas 4.2.IIIc e 4.2.IIIId, respectivamente. Sendo rejeitada a hipótese nula de raiz unitária, ao nível de significância de 5%.

Além disso, como observado para as séries Ibovespa e Merval, também ocorre o efeito *leverage* na série da bolsa mexicana.

4.2.2 ANÁLISE PRELIMINAR DAS CORRELAÇÕES

Antes de partirmos para os resultados dos modelos, vamos fazer uma breve análise acerca das variâncias e correlações incondicionais para as séries dos retornos analisados aqui. A Tabela 4.2.2.1a mostra a variância incondicional para diversos períodos da amostra. Estes períodos foram escolhidos de forma *ad hoc*, sem a realização de qualquer teste para sua escolha, baseando-se nas crises ocorridas ao longo da amostra. Observa-se que, no caso dos retornos do Ibovespa e Mexbol, os períodos que cobrem os anos de 1994 a 1995 e julho/97 a março/99 são os que apresentam maior variância. Estes períodos cobrem, justamente, a crise do peso mexicano (final de 1994/ início de 1995), a crise asiática (1997), a crise russa (agosto de 1998) e a brasileira (início de 1999). Com o período entre janeiro de 1996 e julho de 1997 apresentando a menor variância e, portanto, menor turbulência nos mercados, e o período que abrange março de 1999 a janeiro de 2002 também experimentando uma variância incondicional baixa, principalmente para o índice brasileiro. Quanto aos retornos do Merval, todos os intervalos analisados, à exceção do que cobre janeiro de 1996 a julho de 1997, apresentam uma alta variância, o que pode ser explicado pelas crises mencionadas e também pela crise interna que a Argentina vivenciou neste último período.

Tabela 4.2.2.1a: Variância Incondicional dos Retornos Semanais em Diversos Períodos

	IBOVESPA	MERVAL	MEXBOL
1^a. sem. Jan.1994 a 1^a. sem. Jan. 2002	1.8369	1.4157	0.8440
1^a. sem. Jan.1994 a 4^a. sem. Dez. 1995	3.4121	1.0970	0.8716
1^a. sem. Jan.1996 a 1^a. sem. Jul. 1997	0.4783	0.4404	0.3427
2^a. sem. Jul.1997 a 1^a. sem. Mar. 1999	2.5723	1.6318	1.0478
2^a. sem. Mar.1999 a 1^a. sem. Jan. 2002	0.9677	2.0304	0.9828

Para as séries dos retornos multiplicadas por 100.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Utilizando-se os mesmos intervalos de tempo, calculou-se as correlações incondicionais entre as séries analisadas. Os resultados são reportados na Tabela 4.2.2.2a. Vê-se que, para o intervalo que cobre toda a amostra, isto é, da primeira semana de janeiro de 1994 à primeira semana de janeiro de 2002, as correlações incondicionais são razoavelmente altas, 0,487 (entre o Ibovespa e o Merval), 0,488 (entre o Merval e o Mexbol) e 0,539 (entre o

Ibovespa e o Mexbol). Quando a amostra é dividida em subperíodos, observa-se que as correlações incondicionais são menores para o período que cobre os anos 1994 e 1995 (abrangendo, portanto, o período da crise mexicana), com a menor correlação incondicional ocorrendo entre o Ibovespa e o Mexbol, cerca de 0,298, sugerindo que, embora este período tenha apresentado grande variância, principalmente para o Ibovespa, os vínculos entre estes mercados teriam diminuído, e não aumentado. Isto comparando-se às correlações para toda a amostra. Para o período que apresentou a menor variância (primeira semana de janeiro de 1996 à primeira semana de julho de 1997), observa-se que houve aumento nas correlações incondicionais entre os mercados, principalmente, entre o Ibovespa e o Mexbol, comparando-se ao período anterior. Já no período que cobre as crises asiática, russa e brasileira, ou seja, da segunda semana de julho de 1997 à primeira semana de março de 1999, as correlações incondicionais mostraram-se fortíssimas sendo as maiores apresentadas entre todos os subperíodos considerados: 0,76 entre o Ibovespa e o Merval, 0,71 entre o Ibovespa e o Mexbol e 0,72 entre o Merval e o Mexbol. Isto estaria indicando um transbordamento de volatilidade entre estes mercados, dando uma sinalização de que poderia ter ocorrido contágio neste período. Estes comportamentos apresentados pelas correlações incondicionais indicam que não se pode relacionar sistematicamente aumentos na correlação a aumentos na variância, uma vez que, como vimos, este padrão não se susteve para o caso analisado. Uma vez que houve diminuição da volatilidade ao mesmo tempo em que havia aumento das correlações (da primeira semana de janeiro de 1996 a primeira semana de julho de 1997), bem como, aumento da volatilidade concomitantemente ao aumento das correlações (da segunda semana de julho de 1997 à primeira semana de março de 1999).

Tabela 4.2.2.a: Matrizes de Correlação Incondicional dos Retornos Semanais em Diversos Períodos

	IBOVESPA	MERVAL	MEXBOL
1ª. sem. Jan.1994 a 1ª. sem. Jan. 2002			
IBOVESPA	1.0000	0.4877	0.4881
MERVAL	0.4877	1.0000	0.5396
MEXBOL	0.4881	0.5396	1.0000
1ª. sem. Jan.1994 a 4ª. sem. Dez. 1995			
IBOVESPA	1.0000	0.4023	0.2982
MERVAL	0.4023	1.0000	0.5524
MEXBOL	0.2982	0.5524	1.0000
1ª. sem. Jan.1996 a 1ª. sem. Jul. 1997			
IBOVESPA	1.0000	0.5228	0.4187
MERVAL	0.5228	1.0000	0.5649
MEXBOL	0.4187	0.5649	1.0000
2ª. sem. Jul.1997 a 1ª. sem. Mar. 1999			
IBOVESPA	1.0000	0.7643	0.7173
MERVAL	0.7643	1.0000	0.7201
MEXBOL	0.7173	0.7201	1.0000
2ª. sem. Mar.1999 a 1ª. sem. Jan. 2002			
IBOVESPA	1.0000	0.4358	0.5945
MERVAL	0.4358	1.0000	0.4359
MEXBOL	0.5945	0.4359	1.0000

Para as séries dos retornos multiplicadas por 100.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Os gráficos 4.2.2.1 e 4.2.2.2 mostram o comportamento das variâncias e correlações incondicionais ao longo do tempo. Estes gráficos foram construídos a partir de uma “janela móvel” de um ano ou 52 semanas e, portanto, mostram um comportamento alisado (suavizado) para as variâncias e correlações ao longo do tempo. Observam-se grandes oscilações tanto nas variâncias quanto nas correlações. O retorno médio semanal brasileiro é o que apresenta maior oscilação ao longo do tempo, sendo sua variância incondicional marcadamente maior nos períodos das crises internacionais mencionadas. A grande oscilação que o Ibovespa apresenta no período 1994-1995 atribui-se não somente à crise mexicana, como também ao período de transição que o país enfrentava, com a luta para estabilização dos preços da economia brasileira.

Um aspecto interessante no que diz respeito ao comportamento das correlações incondicionais ao longo do tempo é que, em alguns períodos, as correlações entre os mercados brasileiro e argentino e entre os mercados brasileiro e mexicano apresentam uma certa simetria. Quando a correlação incondicional é alta entre o Ibovespa e o Merval, esta se mostra baixa entre o Ibovespa e o Mexbol. Isto fica mais perceptível nos períodos 1994-1995 e 1996-1997. Uma explicação para tal comportamento é a possibilidade que os agentes têm de poderem fazer seguro (*hedge*) entre os mercados.

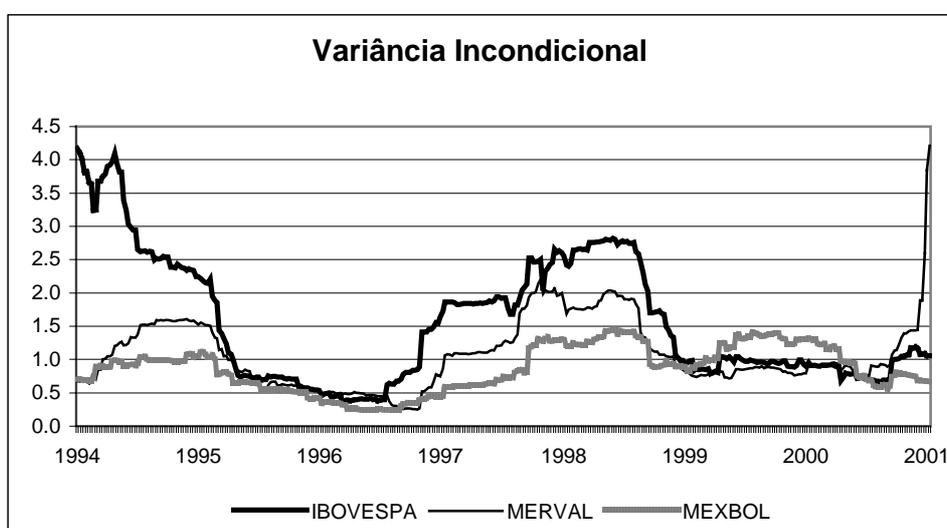


Gráfico 4.2.2.1

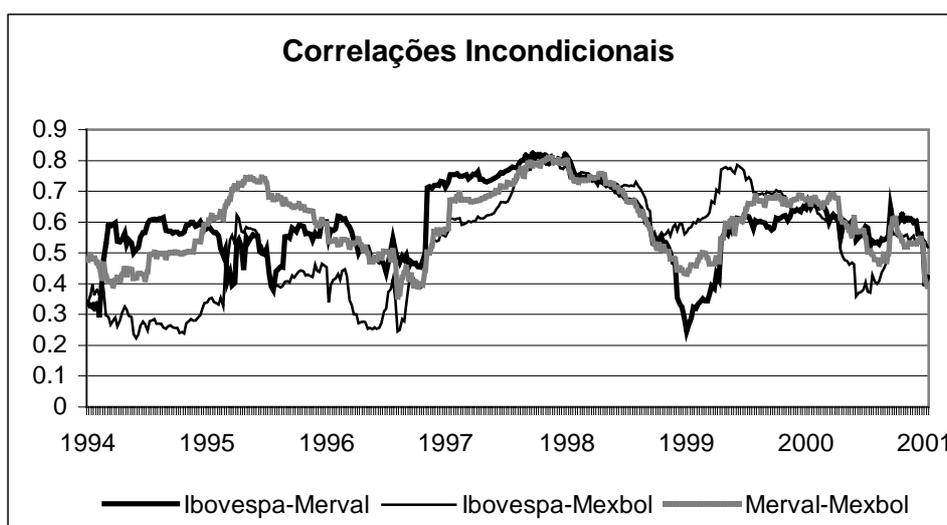


Gráfico 4.2.2.2

Para averiguarmos se existe ligação entre um aumento na correlação incondicional e turbulência ou nervosismo no mercado de ações desses países, o que significaria testar se a correlação incondicional é constante ao longo de sub-períodos da amostra, pode-se realizar um teste de igualdade entre duas matrizes de correlação computadas através de sub-amostras independentes, como é o caso do teste desenvolvido por Jennrich (1970)⁶⁶. Este teste é baseado na diferença normalizada entre duas matrizes de correlação. Uma descrição do teste encontra-se no Anexo A. Vale dizer, se os resultados mostrarem, concomitantemente, a ocorrência de aumento da volatilidade e aumento das correlações incondicionais, e o teste constatar que tais correlações não são constantes ao longo dos períodos analisados, então haverá evidência a favor da existência de contágio. Se, por outro lado, houver diminuição da volatilidade juntamente com aumento das correlações e o teste mostrar que as correlações não são constantes ao longo tempo, isto indicará a não ocorrência de contágio de um mercado para o outro. Como para a realização do teste de Jennrich é preciso que os tamanhos das sub-amostras sejam iguais, foi feita uma subdivisão da amostra em quatro sub-períodos, cada um contendo 104 observações. Desta forma, as duas últimas observações da amostra ficaram de fora, o que não prejudica esta análise. As tabelas reportando as variâncias e covariâncias encontram-se no Anexo A, Tabela 4.2.2.1b e Tabela 4.2.2.2b, respectivamente.

A Tabela 4.2.2.3 apresenta os resultados obtidos com o teste de Jennrich. Como pode ser observado, o teste indica que a hipótese nula de correlações constantes pode ser rejeitada apenas ao nível de significância de 5,72% para as correlações entre os três mercados nos períodos que abrangem da primeira semana de janeiro/94 à quarta semana de dezembro/95 e da primeira semana de janeiro/96 à quarta semana de dezembro/97. Ao se considerar separadamente as correlações, isto é, aos pares, o teste revela que somente a correlação entre o Ibovespa e o Merval mudou significativamente entre estes dois intervalos. Devemos observar, ao compararmos estes resultados com o comportamento das variâncias e correlações incondicionais reportados nas tabelas anexas 4.2.2.1b e 4.2.2.2b, respectivamente, para estes dois intervalos, que a variância dos retornos destes mercados experimentou uma diminuição de um intervalo para o outro, refletida principalmente no mercado brasileiro. E as correlações incondicionais aumentaram. Sendo que a correlação entre os mercados argentino e mexicano aumentou pouco relativamente ao aumento experimentado nas correlações incondicionais

⁶⁶ O teste de Jennrich (1970) também é utilizado por Chesnay e Jondeau (2000).

entre os mercados brasileiro e argentino e entre o brasileiro e o mexicano. Os resultados obtidos para o teste de Jennrich mostraram que o aumento na correlação incondicional entre os mercados argentino e mexicano e entre os mercados brasileiro e mexicano não foi um aumento significativo. O aumento nas correlações entre os mercados brasileiro e mexicano só se mostraram significativos a um nível de significância de 8,51%. Já o aumento percebido entre as correlações incondicionais para os mercados brasileiro e argentino mostrou-se significativo através do teste de Jennrich. Realmente, a correlação entre os mercados argentino e mexicano passou de 0,5524 para 0,5739, enquanto a correlação entre Ibovespa e Merval passou de 0,4022 para 0,6646 e entre Ibovespa e Mexbol de 0,2982 para 0,4990. Este comportamento, não confirmaria, portanto, o fato de se aumentar as correlações entre mercados internacionais concomitantemente ao aumento na volatilidade desses mercados e vice-versa.

Na comparação entre as correlações dos períodos abrangendo da primeira semana de janeiro de 1996 à quarta semana de dezembro de 1997 e da quinta semana de dezembro de 1997 à quarta semana de dezembro de 1999, a hipótese nula de correlações incondicionais constantes não poderia ser rejeitada ao nível de significância de 5% ao se considerar os três mercados, os mercados brasileiro e argentino, e, os mercados argentino e mexicano. Os resultados mostraram que apenas para as correlações entre os mercados brasileiro e mexicano teria ocorrido mudança significativa entre os períodos em questão. Realmente, a correlação entre estes dois passou de 0,4990 para 0,7072, coincidindo com o aumento na variância incondicional experimentada por eles entre estes dois intervalos de tempo.

Para a última comparação considerada, entre os sub-períodos da quinta semana de dezembro de 1997 à quarta semana de dezembro de 1999 e da quinta semana de dezembro de 1999 à terceira semana de dezembro de 2001, observa-se ao considerar-se os três mercados que a hipótese nula não pode ser rejeitada a qualquer nível usual de significância, indicando, assim, que não ocorreu mudança significativa nas correlações incondicionais entre estes intervalos. Ao se considerarem as correlações entre os mercados aos pares, os resultados indicam que as correlações entre o Ibovespa e o Merval, entre o Ibovespa e o Mexbol e entre o Merval e o Mexbol também não teriam experimentado uma mudança significativa ao nível de 5% de significância. Ao observarmos as variâncias incondicionais para os sub-períodos em questão, vemos que houve diminuição na variância dos mercados brasileiro e mexicano, o mesmo não ocorrendo no caso argentino. Portanto, para este caso, podemos observar uma

diminuição na variância com uma concomitante diminuição nas correlações incondicionais, porém, como revela o teste de Jennrich, a variação nas correlações não pode ser considerada estatisticamente significativa.

Tabela 4.2.2.3: Teste de Igualdade de Matrizes de Correlação Incondicional de Jennrich

Mercados	Graus de Liberdade $k(k-1)/2$	1-01-1994 a 4-12-1995 X		1-01-1996 a 4-12-1997 X		5-12-1997 a 4-12-1999 X	
		1-01-1996 a 4-12-1997		5-12-1997 a 4-12-1999		5-12-1999 a 3-12-2001	
		Estatística	p-valor	Estatística	p-valor	Estatística	p-valor
Ibovespa-Merval-Mexbol	3	7.5116	0.0572	6.8343	0.0773	3.2862	0.3495
Ibovespa-Merval	1	6.9931	0.0082	0.0045	0.9459	1.8342	0.1756
Ibovespa-Mexbol	1	2.9641	0.0851	5.5690	0.0182	2.0695	0.1502
Merval-Mexbol	1	0.0515	0.8205	1.3134	0.2517	2.3430	0.1258

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

A análise dos resultados do teste de Jennrich para os casos vistos aqui mostra que a possível relação entre (aumento da) correlação internacional e turbulência no mercado de ações seria apenas parcialmente confirmada; uma vez que houve aumento nas correlações ao mesmo tempo em que havia diminuição da variância (primeira comparação feita), e, diminuição das correlações com diminuição da variância, que ocorreu na última comparação realizada entre os mercados brasileiro e mexicano e entre os mercados argentino e mexicano. Na análise feita por Chesnay e Jondeau (2000) foi encontrado resultado semelhante, a saber, para o período de maior turbulência iniciado em 1997 eles encontraram aumento significativo nas correlações entre os mercados de ações americano e alemão, americano e inglês e entre o alemão e o inglês; porém, no período em que houve diminuição na volatilidade (em 1992) seus resultados não mostraram uma diminuição significativa na correlação entre estes mercados.

Embora tenhamos feito o teste para averiguar a constância da correlação incondicional através dos sub-períodos considerados, como vimos no segundo capítulo desta tese, existe argumentação na literatura⁶⁷, por exemplo, em Forbes e Rigobon (1999), no sentido da existência de viés na estimativa da correlação incondicional em caso de ter ocorrido mudança

⁶⁷ Por exemplo, em Forbes e Rigobon (1999).

na variância no período analisado. Segundo estes autores, deve-se ajustar o coeficiente de correlação para corrigir para a mudança na volatilidade de mercado, o que levaria não apenas à alteração das estimativas das correlações através dos mercados, mas também podendo reduzir significativamente as estimativas de contágio nos mercados sob investigação.

Um outro problema que poderia ser apontado com o teste realizado anteriormente seria o fato de ser escolher *a priori*, de forma *ad hoc*, os intervalos em que serão analisadas as correlações. Em outras palavras, os limiares ou as fronteiras das sub-amostras são escolhidas sem base em um processo de geração de dados que permita, por exemplo, a identificação segura de quebras estruturais ou mudanças de regime na volatilidade. Sendo assim, uma forma de se evitar tais dificuldades para testar mudança na correlação seria utilizar um processo de geração de dados permitindo a possibilidade de mudanças de regime (sem se determinar de forma exógena tais períodos de mudança), estimar os parâmetros do modelo e, finalmente, testar para mudança nas correlações.

Como o objetivo principal desta tese é averiguar a ocorrência ou não de contágio entre os mercados sob investigação, serão analisados, a seguir, os resultados obtidos para os modelos com mudança de regime markoviana multivariados (MS) e os modelos com mudança de regime markoviana com variância GARCH multivariados (MS-GARCH) apresentados no final do capítulo anterior.

4.2.3 RESULTADOS DOS MODELOS⁶⁸

A seguir, serão apresentados os resultados obtidos para cada um dos diversos modelos estimados para a série de retornos médios semanais das bolsas de valores do Brasil, da Argentina e do México para o período em análise, bem como as características de cada modelo.

A primeira classe de modelos estimados se refere aos modelos multivariados com mudança de regime markoviana (MS) considerando que a variância condicional seja constante dentro de cada regime, esta característica tenta capturar a heterocedasticidade apenas com a mudança do regime, supondo, portanto, que dentro do regime a variância não mude. Especificamente, estes são os modelos apresentados anteriormente, na seção 3.4. Para esta classe foram estimadas várias especificações que são apresentadas a seguir.

a) modelo MS com média dependente do regime e distribuição condicional Normal

Primeiramente, foi estimado um modelo MS multivariado, com a média dependente do regime para cada série, ou seja, $R_{it} = \mu_i^0 S_t + \mu_i^1 (1 - S_t) + \sqrt{h_i^0 S_t + h_i^1 (1 - S_t)} \varepsilon_{it}$; variância constante dentro de cada regime; e **distribuição condicional normal**, ou seja,

$$R_{it} | I_{t-1} \sim \begin{cases} N(\mu_i^0, h_i^0) \text{ com probabilidade } \pi_t \\ N(\mu_i^1, h_i^1) \text{ com probabilidade } 1 - \pi_t \end{cases}.$$

Para este modelo foram obtidos os resultados mostrados na Tabela 4.2.3.1. Como pode ser observado através dos resultados reportados nesta tabela, existem, como dito anteriormente, dois regimes ou estados: o regime 0, de baixa volatilidade, representando períodos de maior calma nos mercados, e o regime 1, de alta volatilidade que, por sua vez, representa os momentos de maior nervosismo ou turbulência nos mercados. Pode-se observar que, para este modelo, as médias, μ_i^k , $k = 0, 1$; $i = 1, 2, 3$ (*Brasil, Argentina, México*), só se mostram estatisticamente significativas para um dos regimes, de modo que foi estimado o

⁶⁸ O *software* utilizado para rodar os modelos foi o Gauss 3.2.2 for Windows. O algoritmo usado na maximização da log-verossimilhança foi o BFGS. No Anexo A, encontram-se descrições sucintas deste algoritmo, bem como, os algoritmos BHHH, BHHH-2 e DFP.

mesmo modelo, porém, com as médias ou valores esperados dos retornos em cada país sendo independentes do regime (ver Tabela 4.2.3.2).

Tabela 4.2.3.1: Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	0.1483***	2.7916	h_1^1	4.8504***	6.5124
μ_2^0	0.0580	1.1196	h_2^1	3.4657***	6.4278
μ_3^0	0.1175**	2.3663	h_3^1	1.3237***	5.7824
h_1^0	0.7342***	9.5607	ρ_{12}^0	0.5319***	4.0948
h_2^0	0.6702***	9.9674	ρ_{12}^1	0.4817**	2.4512
h_3^0	0.6627***	9.4172	ρ_{13}^0	0.5460***	3.7147
μ_1^1	0.2405	1.1040	ρ_{13}^1	0.5059**	2.4883
μ_2^1	-0.3344*	-1.7755	ρ_{23}^0	0.6050***	4.8307
μ_3^1	-0.1384	-1.1640	ρ_{23}^1	0.4939**	2.4923
P	0.9596**	1.9915	Q	0.8820*	1.6502

Log-verossimilhança: -1643.4479

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Nota-se também que, as variâncias em cada regime para os respectivos retornos se mostram estatisticamente significativas, o que indica que realmente a variância não é constante ao longo do tempo, ou seja, existe heterocedasticidade. Por outro lado, analisando as correlações entre os países, onde, por exemplo, ρ_{12}^0 representa a correlação entre os retornos do Brasil (1) e da Argentina (2) no regime 0⁶⁹, vê-se que as correlações ao invés de aumentarem ao mudar de um regime calmo para um turbulento, diminuíram. Isto revela, neste caso, que não houve contágio de um mercado para o outro. Apesar da diminuição das correlações condicionais ocorridas, tais correlações ainda apresentaram-se bastante elevadas no regime de alta volatilidade – 0,4817 entre Brasil e Argentina, 0,5059 entre Brasil e México e

⁶⁹ Em todas as estimativas dos diversos modelos analisados, os supra-índices representam os regimes 0 (baixa volatilidade) e 1 (alta volatilidade); e os sub-índices representam os respectivos países, sendo o 1 representando o Brasil, o 2 a Argentina e o 3, o México.

0,4939 entre Argentina e México – indicando a interdependência destes mercados latino-americanos. Neste momento, vale lembrar da definição de contágio utilizada nesta tese, que é o aumento significativo nos vínculos entre os mercados após um choque sobre um determinado país ou grupo de países⁷⁰.

Quanto às probabilidades de transição, $p = \Pr[S_t = 0 | S_{t-1} = 0]$ e $q = \Pr[S_t = 1 | S_{t-1} = 1]$, temos a seguinte matriz:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9596 & 0.0404 \\ 0.1180 & 0.8820 \end{pmatrix}$$

A partir da matriz de probabilidades de transição acima, podemos calcular a duração média de cada regime ou estado de volatilidade, obtendo os seguintes resultados: no regime de baixa volatilidade a duração média seria de $(1-p)^{-1} = 24.75 \cong 25$ semanas, e, no caso do regime de alta volatilidade, $(1-q)^{-1} = 8.47 \cong 8$ semanas. Observa-se, portanto, que os períodos de calmaria nos mercados têm uma persistência bem maior do que aqueles mais nervosos, durando, em média, cerca de 3 vezes mais do que os períodos de maior turbulência.

Neste ponto, vamos abrir um parêntese para fazer uma observação acerca do “comportamento” da matriz de probabilidades de transição no que tange à classificação dos seus estados ou regimes. Classificando-os em: recorrentes (ou seja, um estado i é dito recorrente se existe uma probabilidade igual a 1 de se voltar a ele) ou transitórios (ou seja, um estado i é dito transitório se tem uma probabilidade positiva de nunca mais se voltar a ele). Um estado também pode ser classificado como absorvente, ou seja, um estado i pertencente ao espaço de estados (S), $i \in S$, é dito ser absorvente se e somente se $P(i, i) = 1$, isto é, uma vez que este determinado estado da cadeia de Markov é atingido, nunca mais se sairá dele, já que a probabilidade de transição deste estado para um outro qualquer vai ser, necessariamente, igual a zero. Devemos observar que, todo estado absorvente é também recorrente, sendo que a recíproca nem sempre é verdadeira.

Lembrando que uma cadeia de Markov, a tempo discreto, é um processo estocástico $(X_n)_{n \geq 0}$ onde vale a propriedade de Markov, isto é, $P(X_{n+1} = j | X_0 = i_0, X_1 = i_1, \dots, X_n = i) = P(X_{n+1} = j | X_n = i)$,

⁷⁰ Conforme Forbes e Rigobon (2000).

$\forall i, j, i_0, i_1, \dots, i_{n-1} \in \text{Espaço de Estados } (S), \quad n \in \mathbb{N}(\text{conjunto dos números naturais})$
 sempre que $P(X_0 = i_0, X_1 = i_1, \dots, X_n = i) > 0$. Sendo assim, vamos definir a probabilidade de uma cadeia de Markov, $(X_n)_{n \geq 0}$, iniciando no estado i visitar o estado j pela primeira vez na etapa n como:

$$f_{ij}^n = P(X_n = j, X_r \neq j, r = 1, 2, \dots, n-1 | X_0 = i)$$

onde i e j são os estados ou regimes. Com as probabilidades de transição $P^{n, n+1}(i, j)$ dadas por $P^{n, n+1}(i, j) = P(X_{n+1} = j | X_n = i)$, sendo estacionárias, isto é, $P(X_{n+1} = j | X_n = i) = P(i, j), \forall n \geq 0, \forall i, j \in S$.

$$\text{Se } \sum_{n=1}^{\infty} f_{ii}^n = f_{ii}^1 + f_{ii}^2 + \dots = P(X_1 = i | X_0 = i) + P(X_2 = i, X_1 \neq i | X_0 = i) + \dots = 1, \quad \text{o}$$

estado é dito recorrente.

$$\text{Se } \sum_{n=1}^{\infty} f_{ii}^n < 1, \text{ o estado ou regime é transitório ou transiente.}$$

Portanto, no caso da matriz de probabilidades de transição estimada, para este primeiro modelo, temos como resultado para o regime 0:

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^{\infty} f_{00}^n &= f_{00}^1 + f_{00}^2 + \dots = P(X_1 = 0 | X_0 = 0) + P(X_2 = 0, X_1 \neq 0 | X_0 = 0) + \dots = \\ &= P(0, 0) + P(0, 1)P(1, 0) + P(0, 1)P(1, 1)P(1, 0) + P(0, 1)[P(1, 1)]^2 P(1, 0) + \dots = \\ &= 0.9596 + 0.0404 \times 0.1180 + 0.0404 \times 0.8820 \times 0.1180 + 0.0404 \times (0.8820)^2 \times 0.1180 + \dots \\ &= 0.9596 + 0.0047672 \sum_{n=0}^{\infty} 0.8820^n = 0.9596 + 0.0047672 \times \frac{1}{1 - 0.8820} = \\ &= 0.9596 + 0.0047672 \times \frac{1}{0.1180} = 1 \end{aligned}$$

Conseqüentemente, o regime 0 é classificado como um regime ou estado recorrente, existindo, assim, uma probabilidade igual a 1 de se voltar a ele em alguma etapa ou período de tempo. Em outras palavras, mesmo que o mercado passe por um período de grande nervosismo ou turbulência, estes resultados mostram que, mais cedo ou mais tarde, esta turbulência passará e, conseqüentemente, o mercado experimentará um período de calma. Quando ocorre uma grande turbulência em determinado mercado, levando ao aparecimento de

fenômenos como a manada, uma forma utilizada para se eliminar tal comportamento por parte dos investidores são os mecanismos de suspensão de pregão na bolsa de valores.

De igual forma, para o regime 1 teremos:

$$\begin{aligned}
 \sum_{n=1}^{\infty} f_{11}^n &= f_{11}^1 + f_{11}^2 + \dots = P(X_1 = 1 | X_0 = 1) + P(X_2 = 1, X_1 \neq 1 | X_0 = 1) + \dots = \\
 &= P(1,1) + P(1,0)P(0,1) + P(1,0)P(0,0)P(0,1) + P(1,0)[P(0,0)]^2 P(0,1) + \dots = \\
 &= 0.8820 + 0.1180 \times 0.0404 + 0.1180 \times 0.9596 \times 0.0404 + 0.1180 \times (0.9596)^2 \times 0.0404 + \dots \\
 &= 0.8820 + 0.0047672 \sum_{n=0}^{\infty} 0.9596^n = 0.8820 + 0.0047672 \times \frac{1}{1 - 0.9596} = \\
 &= 0.8820 + 0.0047672 \times \frac{1}{0.0404} = 1
 \end{aligned}$$

Portanto, o regime 1 também é classificado como recorrente. Estes resultados da classificação dos estados já eram esperados, uma vez que a matriz de probabilidades de transição é construída de modo a ser uma matriz linha estocástica. Desta forma, a soma das probabilidades em cada linha é igual a um e, como estamos considerando apenas dois estados, 0 e 1, conseqüentemente, os estados sempre serão recorrentes. Este resultado se repetirá em todos os casos analisados neste trabalho. Este comportamento é muito razoável e condizente com o mundo real, uma vez que ao longo do tempo, podemos observar este tipo de oscilação. Em outras palavras, vê-se os mercados experimentando períodos “normais” de operação (sem maior turbulência) em grande parte das vezes e, vez por outra, passando por períodos “incomuns” ou de grande turbulência, que são menos persistentes. A menor persistência de períodos de crise ou de alta volatilidade, em relação à duração dos períodos de calma, pode ser devida tanto ao comportamento do próprio mercado – que busca, através de seus agentes, um maior “equilíbrio” para que os riscos sofridos e perdas sejam menores ou diluídos – quanto a posicionamentos tomados pelas autoridades governamentais dos países – quando o problema da turbulência é causado por fenômenos de macroeconomia, como inconsistências de políticas econômicas ou falta de credibilidade em alguma política assumida pela autoridade monetária – intervindo de modo a reverter o quadro de instabilidade econômica, ajudando a restabelecer as condições normais de operação nos mercados atingidos.

Ainda com relação às probabilidades de transição, para visualizarmos o seu comportamento ao longo do tempo, vamos observar o gráfico das “probabilidades filtradas”, $P(s_t, s_{t-1} | R_t, R_{t-1}, \dots, R_{-3})$, que denotam a probabilidade condicional que o estado ou regime

no instante t seja s_t , e que no instante $t-1$ fosse s_{t-1} , isto é, probabilidades condicionais aos valores de R observados através do tempo, t (Gráfico 4.2.3.1a, no Anexo A); e o gráfico das “probabilidades alisadas”, $P(s_t | R_T, R_{T-1}, \dots, R_3)$, que, por sua vez, são inferências sobre o estado no instante t baseadas nos dados disponíveis na amostra, de tamanho T (Gráfico 4.2.3.1b, no Anexo A).

Como pode ser visto através destes gráficos, o período inicial da amostra, que cobre a época da crise mexicana (1994-1995) apresenta-se como um período de turbulência nestes mercados em consideração, fazendo parte, portanto, do regime de alta volatilidade (regime 1). Também, podem ser observados picos de alta volatilidade nos meses de julho, outubro a dezembro de 1997, janeiro de 1998, que é um período marcado pela crise do leste asiático, iniciada em junho de 1997. Após o ataque especulativo sobre o dólar de Hong Kong (em outubro de 1997), sua autoridade monetária aumentou as taxas de juros e os preços das ações caíram. De acordo com Pesenti e Tille (2000), esta queda nos preços das ações teria sido transmitida para a bolsa de valores de Nova Iorque e para mercados de ações emergentes na Argentina, Brasil e México. Um outro período considerado de turbulência pelos resultados do modelo aparece nos meses de agosto, setembro, novembro e dezembro de 1998, que é um período marcado pela crise russa (que começou com o colapso do mercado de títulos no início de agosto) e, janeiro e fevereiro de 1999 que é quando ocorreu a crise brasileira, com a desvalorização do real e conseqüente mudança na política cambial brasileira. Outros picos de volatilidade são detectados em abril e maio de 2000, em julho, outubro, novembro e dezembro de 2001. Este último influenciado, muito provavelmente, pelo comportamento do mercado argentino. Porém, como já foi dito, a duração dos períodos de alta volatilidade, regime 1, é bem inferior à duração do regime de baixa volatilidade, regime 0, o que fica claramente evidenciado com a visualização gráfica.

Como dito acima, os resultados deste modelo que considera valores esperados (médias) dependentes do regime de volatilidade, mostraram que as médias só se apresentaram estatisticamente significativas para um dos regimes, sendo assim, foi estimado o mesmo modelo, porém, com as médias ou valores esperados dos retornos em cada país sendo independentes do regime. Ou seja, foi estimada a especificação (b), a seguir.

b) modelo MS com média independente do regime e distribuição condicional Normal

Modelo MS multivariado, com a média independente do regime para cada série, ou seja, $R_{it} = \mu_i + \sqrt{h_i^0 S_t + h_i^1 (1 - S_t)} \varepsilon_{it}$; variância constante dentro de cada regime; e **distribuição condicional normal**, ou seja,

$$R_{it} | I_{t-1} \sim \begin{cases} N(\mu_i, h_i^0) \text{ com probabilidade } \pi_t \\ N(\mu_i, h_i^1) \text{ com probabilidade } 1 - \pi_t \end{cases}.$$

Os resultados para esta especificação são reportados na Tabela 4.2.3.2. Observa-se através desta tabela que os valores esperados para os retornos das bolsas brasileira e mexicana são estatisticamente diferentes de zero, sendo que, o mesmo não se verifica no caso argentino, para o período em análise. Mais uma vez, as variâncias mostram-se estatisticamente significativas para os dois regimes de volatilidade, confirmando a existência de heterocedasticidade nas séries. Novamente, os resultados mostraram uma dada diminuição nas correlações entre os mercados analisados quando ocorre a mudança de regime de volatilidade baixa para o de alta volatilidade. Quanto à matriz de probabilidades de transição, para este modelo estimado, tem-se:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9565 & 0.0435 \\ 0.1214 & 0.8786 \end{pmatrix}$$

Ao ser efetuado o cálculo para a duração média de cada regime de volatilidade, a partir da matriz de probabilidades de transição estimada, foram obtidos os seguintes resultados: no regime de baixa volatilidade a duração média seria de $(1-p)^{-1} = 22.98 \cong 23$ semanas, e, no caso do regime de alta volatilidade, $(1-q)^{-1} = 8.23 \cong 8$ semanas. Outra vez observa-se que os períodos de maior tranqüilidade nos mercados têm uma persistência bem maior do que aqueles mais nervosos, durando, em média, cerca de três vezes mais do que os períodos de maior turbulência. No Anexo A encontram-se os gráficos mostrando as probabilidades filtradas (Gráfico 4.2.3.2a) e as probabilidades alisadas (Gráfico 4.2.3.2b) estimadas para este modelo.

Tabela 4.2.3.2: Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	0.1374***	2.9547	ρ_{12}^0	0.5351***	3.9272
μ_2	0.0104	0.3088	ρ_{12}^1	0.4635**	2.3822
μ_3	0.0717*	1.7944	ρ_{13}^0	0.5462***	3.2837
h_1^0	0.7378***	9.1088	ρ_{13}^1	0.4856**	2.3965
h_2^0	0.6496***	8.3219	ρ_{23}^0	0.6056***	4.6546
h_3^0	0.6534***	8.0549	ρ_{23}^1	0.5141***	2.6235
h_1^1	4.7126***	6.3321	P	0.9565***	8.6396
h_2^1	3.5514***	6.2571	Q	0.8786***	6.8989
h_3^1	1.3764***	5.2707	Log-verossimilhança: -1647.6435		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

c) modelo MS com média dependente do regime, correlações independentes do regime e distribuição condicional Normal:

Uma outra especificação para este modelo foi estimada, agora, considerando, o modelo MS com média dependente do regime para cada série, $R_{it} = \mu_i^0 S_t + \mu_i^1 (1 - S_t) + \sqrt{h_i^0 S_t + h_i^1 (1 - S_t)} \varepsilon_{it}$; variância constante dentro de cada regime; mas com correlação constante entre os regimes, $h_{ijt}^0 = \rho_{ij} (h_{it}^0 h_{jt}^0)^{1/2}$, $h_{ijt}^1 = \rho_{ij} (h_{it}^1 h_{jt}^1)^{1/2}$ com $i, j = 1, \dots, n, j \neq i$, isto é, supondo que ao mudar de um regime para outro as correlações entre os mercados fiquem inalteradas; e **distribuição condicional normal**. Os resultados obtidos para este modelo são reportados na Tabela 4.2.3.3.

Como se pode observar, os valores esperados dos retornos só se mostram significativos para o regime de baixa volatilidade no caso do Brasil e do México, para os retornos da bolsa de valores argentina, o seu valor esperado não é significativamente diferente de zero.

As variâncias para os dois regimes se mostraram estatisticamente significativas, confirmando a existência de heterocedasticidade nas séries analisadas.

Tabela 4.2.3.3: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	0.1500***	2.8796	h_1^1	5.0212***	6.8640
μ_2^0	0.0564	1.1450	h_2^1	3.6930***	6.6904
μ_3^0	0.1180**	2.4500	h_3^1	1.4315***	6.7575
h_1^0	0.7191***	9.9462	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.5163***	4.9374
h_2^0	0.6513***	10.3902	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.5323***	4.9462
h_3^0	0.6400***	10.6502	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.5744***	5.6111
μ_1^1	0.2345	1.0245	P	0.9592***	2.0517
μ_2^1	-0.3283	-1.6411	Q	0.8816***	1.6814
μ_3^1	-0.1389	-1.0774	Log-verossimilhança: -1644.3397		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

A igualdade das correlações nos dois regimes também se mostrou significativa estatisticamente. De forma que, não podemos descartar tal hipótese.

Quanto à matriz de probabilidades de transição, as estimativas foram as seguintes:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9592 & 0.0408 \\ 0.1184 & 0.8816 \end{pmatrix}$$

Portanto, a duração média dos regimes seria, no caso do regime 0, $(1-p)^{-1} = 24.51 \cong 24$ semanas e, para o regime 1, $(1-q)^{-1} = 8.45 \cong 8$ semanas. Repetindo, assim, os resultados obtidos nos casos anteriores.

Como as médias para este modelo não se mostraram significativas para o regime de alta volatilidade, o mesmo modelo foi estimado, porém, considerando que os retornos esperados sejam independentes do regime de volatilidade. Ou seja, foi estimada a seguinte especificação:

d) modelo MS com média e correlações independentes do regime de volatilidade e distribuição condicional Normal:

Modelo MS multivariado, com a média independente do regime para cada série, $R_{it} = \mu_i + \sqrt{h_i^0 S_t + h_i^1 (1 - S_t)} \varepsilon_{it}$; variância constante dentro de cada regime; correlação constante entre os regimes; e **distribuição condicional normal**. Seus resultados encontram-se na Tabela 4.2.3.4.

Tabela 4.2.3.4: Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	0.1285***	3.2351	h_1^1	4.9353***	6.5804
μ_2	-0.0019	0.4542	h_2^1	3.7976***	6.5852
μ_3	0.0600**	2.0325	h_3^1	1.5082***	6.7380
h_1^0	0.7764***	9.6489	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.5112***	4.8555
h_2^0	0.7530***	8.8413	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.5228***	4.7610
h_3^0	0.7296***	9.9158	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.5776***	5.6083
p	0.9534**	2.0100	q	0.8698*	1.6561

Log-verossimilhança: -1648.2960

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Analisando os resultados, observa-se que o retorno esperado para as ações do Brasil e do México é positivo e estatisticamente diferente de zero, o que não ocorre no caso da Argentina.

As variâncias nos dois regimes continuaram estatisticamente significativas, e, como no caso anterior, a hipótese de igualdade das correlações nos dois regimes não pôde ser rejeitada ao nível de significância de 1%.

Para este modelo, a matriz de probabilidades de transição estimada foi:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9534 & 0.0466 \\ 0.1302 & 0.8698 \end{pmatrix}$$

Mostrando uma duração média para o regime 0 de $(1 - p)^{-1} = 21.45 \cong 21$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1 - q)^{-1} = 7.68 \cong 8$ semanas. O comportamento das probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo aparece nos gráficos 4.2.3.4a e 4.2.3.4b, respectivamente, no Anexo A.

A partir de agora, serão reportadas as reestimativas destes mesmos modelos, porém, com a utilização da distribuição condicional t-Student para as inovações ao invés da distribuição normal como veio sendo utilizada nas formulações anteriores. Este recurso é utilizado com o objetivo de capturar o excesso de curtose dos resíduos.

e) modelo MS com média dependente do regime e distribuição condicional t-Student

O primeiro modelo estimado foi o modelo MS multivariado, com média dependente do regime para cada série; variância constante dentro de cada regime; **distribuição condicional t-Student**. Como dito anteriormente, para os casos em que se utiliza a distribuição t-Student, acrescenta-se ao vetor de parâmetros a ser estimado os graus de liberdade desta função de distribuição.

Para este modelo foram obtidos os resultados mostrados na Tabela 4.2.3.5. Pode-se observar através desta tabela, novamente, para o caso dos retornos esperados, apenas para o regime de baixa volatilidade e para os dados do Brasil e do México obteve-se estimativas estatisticamente diferentes de zero.

As variâncias continuaram mostrando-se significativas estatisticamente, confirmando a existência de heterocedasticidade. Particularmente, no caso das variâncias, pode-se observar ao comparar todos os modelos reportados até o momento, que no regime 0 as variâncias do modelo que considera distribuição condicional t-Student são maiores que aquelas quando se considera a distribuição condicional normal; entretanto, no regime 1 que é o regime de alta volatilidade, as variâncias, quando se considera a distribuição t-Student são menores que no caso da distribuição normal.

Tabela 4.2.3.5: Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	0.1335***	2.7098	h_3^1	1.0717***	6.6617
μ_2^0	0.0444	0.8983	GL	9.1720***	4.5592
μ_3^0	0.1022**	2.1603	ρ_{12}^0	0.5327***	4.1622
h_1^0	0.7862***	10.3120	ρ_{12}^1	0.5294***	2.6114
h_2^0	0.7562***	9.4435	ρ_{13}^0	0.5708***	4.5624
h_3^0	0.7452***	10.6534	ρ_{13}^1	0.4659**	2.3052
μ_1^1	0.2926	1.4411	ρ_{23}^0	0.5949***	4.6804
μ_2^1	-0.2390	-1.5320	ρ_{23}^1	0.5374***	2.6231
μ_3^1	-0.0791	-0.8147	p	0.9804***	7.2538
h_1^1	4.6706***	6.3817	q	0.9540***	7.7300
h_2^1	2.4995***	6.1881	Log-verossimilhança: -1628.9350		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Os graus de liberdade estimados por quase-verossimilhança também se mostraram significativos.

Uma vez mais, as correlações entre as séries diminuíram um pouco ao se passar do regime de baixa volatilidade para o de alta volatilidade, sendo as mesmas significativas estatisticamente. Portanto, novamente, evidencia-se pelos resultados do modelo a não ocorrência de contágio de um mercado para o outro, revelando, assim, apenas interdependência entre tais mercados.

Quanto à matriz de probabilidades de transição, obteve-se as seguintes estimativas:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9804 & 0.0196 \\ 0.0460 & 0.9540 \end{pmatrix}$$

Desta forma, a duração média para o regime 0 foi de $(1-p)^{-1} = 51.02 \cong 51$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 21.73 \cong 22$ semanas. Mostrando, portanto, um aumento na persistência de ambos os regimes, com a duração média do regime de baixa volatilidade – cuja probabilidade de transição é 0,9804 – sendo de cerca de duas vezes maior que o de alta

volatilidade, cuja probabilidade de transição é de 0,9540. O comportamento das probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo aparece nos gráficos 4.2.3.5a e 4.2.3.5b, respectivamente, no Anexo A.

Como, para este modelo, as médias no regime de alta volatilidade se mostraram não significativas estatisticamente, foi estimado o mesmo modelo, porém, considerando as médias independentes do regime de volatilidade. Sendo assim, foi estimada a seguinte especificação:

f) modelo MS com média independente do regime e distribuição condicional t-Student

Modelo MS multivariado, com média independente do regime para cada série; variância constante dentro de cada regime; **distribuição condicional t-Student**. Os resultados obtidos aparecem na Tabela 4.2.3.6, a seguir:

Tabela 4.2.3.6: Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	0.1283***	2.9112	GL	9.0638***	4.5611
μ_2	-0.0021	-0.0723	ρ_{12}^0	0.5337***	4.1069
μ_3	0.0623	1.5867	ρ_{12}^1	0.5100**	2.5346
h_1^0	0.7828***	10.3050	ρ_{13}^0	0.5718***	4.5570
h_2^0	0.7638***	9.6972	ρ_{13}^1	0.4485**	2.2409
h_3^0	0.7448***	10.6312	ρ_{23}^0	0.5914***	4.7215
h_1^1	4.5723***	6.4501	ρ_{23}^1	0.5508***	2.7657
h_2^1	2.5087***	6.1215	P	0.9830***	7.4294
h_3^1	1.0901***	6.8457	q	0.9636***	7.9255

Log-verossimilhança: -1632.9640

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Para este modelo com médias constantes, isto é, independentes do regime de volatilidade, apenas o retorno esperado para as ações do Ibovespa se mostraram positivos e estatisticamente diferentes de zero.

As variâncias, mais uma vez mostraram-se estatisticamente significativas nos dois regimes.

As correlações entre os retornos dos diferentes mercados também se mostraram significativas, ocorrendo novamente uma redução em tais correlações ao se passar do regime de baixa volatilidade para o de alta volatilidade. Note-se que, mesmo tendo diminuído, as correlações condicionais continuam mostrando-se bastante altas, sendo a menor correlação, no regime 1, aquela entre o mercado de ações brasileiro e o mexicano (que passou de 0,5718 para 0,4485).

Os graus de liberdade estimados para a distribuição t-Student também se mostraram significativos.

A matriz de probabilidades de transição estimada, neste caso, foi:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9830 & 0.0170 \\ 0.0364 & 0.9636 \end{pmatrix}$$

Revelando uma duração média para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 58.82 \cong 59$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 27.47 \cong 27$ semanas. Mostrando, portanto, um comportamento semelhante ao anterior, com o regime de baixa volatilidade tendo uma duração média cerca de duas vezes superior ao de alta volatilidade. O comportamento das probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo aparece nos gráficos 4.2.3.6a e 4.2.3.6b, respectivamente, no Anexo A.

Ao se supor correlações constantes entre os regimes foram estimados dois modelos: um com as médias dependentes do regime de volatilidade (especificação “g”) e outro com as mesmas independentes do regime (especificação “h”).

g) modelo MS com média dependente do regime, correlações constantes e distribuição condicional t-Student

Modelo MS multivariado, com média dependente do regime para cada série; variância constante dentro de cada regime; correlações constantes entre os regimes de volatilidade; e **distribuição condicional t-Student**. Para esta especificação, que considera as médias dependentes do regime, mais uma vez, só se mostraram significativos os retornos esperados para o Ibovespa e o Mexbol, isto no regime 0. O que pode ser observado na Tabela 4.2.3.7.

Tabela 4.2.3.7: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	0.1303***	2.6821	h_1^1	4.8738***	6.5841
μ_2^0	0.0411	0.9071	h_2^1	2.6093***	6.2360
μ_3^0	0.1009**	2.2262	h_3^1	1.1396***	6.9036
h_1^0	0.7853***	9.5163	GL	9.1566***	4.5444
h_2^0	0.7491***	9.7698	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.5312***	4.9895
h_3^0	0.7301***	11.0761	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.5421***	5.0698
μ_1^1	0.3108	1.4316	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.5799***	5.5454
μ_2^1	-0.2293	-1.3238	p	0.9821***	6.4633
μ_3^1	-0.0758	-0.6534	q	0.9554***	7.4244

Log-verossimilhança: -1629.8783

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

As variâncias mostraram-se significativas nos dois regimes, note-se que a variância do Ibovespa é sempre superior às demais bem como seu valor esperado. O que confirma a afirmação de que quanto maior o retorno, maior o risco que se corre.

Os graus de liberdade também se mostraram significativos.

A hipótese de igualdade das correlações entre os regimes não pôde ser rejeitada ao nível de significância de 1%.

A matriz de probabilidades de transição estimada foi a seguinte:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9821 & 0.0179 \\ 0.0446 & 0.9554 \end{pmatrix}$$

Fazendo-se os cálculos para ver a persistência dos regimes, obtém-se uma duração média para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 55.86 \cong 56$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 22.42 \cong 22$ semanas. Mais uma vez, vê-se o regime de baixa volatilidade tendo uma duração média cerca de duas vezes superior ao de alta volatilidade. O comportamento das probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo aparece nos gráficos 4.2.3.7a e 4.2.3.7b, respectivamente, no Anexo A.

Como dito anteriormente, também foi estimada uma outra especificação para o mesmo modelo, porém, considerando-se as médias independentes do regime, que é a especificação “h”, a seguir:

h) modelo MS com média e correlações independentes do regime e distribuição condicional t-Student

Modelo MS multivariado, com média independente do regime para cada série; variância constante dentro de cada regime; correlações constantes entre os regimes de volatilidade; e **distribuição condicional t-Student**. As estimativas para este modelo são reportadas na Tabela 4.2.3.8.

Novamente, apenas o valor esperado do retorno do Ibovespa mostrou-se significativamente diferente de zero. As variâncias também mostraram significativas para os dois regimes e a hipótese de correlações constantes entre os regimes mais uma vez não pôde ser rejeitada ao nível de 1% de significância. Devemos notar que estas correlações apresentam-se bastante altas, mostrando uma forte integração destes mercados e, conseqüentemente, forte grau de interdependência.

As estimativas para a matriz de probabilidades de transição foram as seguintes:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9841 & 0.0159 \\ 0.0358 & 0.9642 \end{pmatrix}$$

Observa-se, novamente, uma forte persistência dos regimes com uma duração média para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 62.89 \cong 63$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 27.93 \cong 28$ semanas. Repetindo o mesmo padrão anterior, com o regime de baixa volatilidade tendo uma duração média cerca de duas vezes maior que o de alta volatilidade. O comportamento das probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo aparece nos gráficos 4.2.3.8a e 4.2.3.8b, respectivamente, no Anexo A.

Tabela 4.2.3.8: Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	0.1285***	2.8168	h_3^1	1.1513***	7.0821
μ_2	-0.0019	-0.0448	GL	9.0947***	4.5679
μ_3	0.0600	1.5127	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.5264***	4.9337
h_1^0	0.7764***	9.7392	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.5378***	5.0579
h_2^0	0.7530***	10.2029	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.5809***	5.5747
h_3^0	0.7296***	11.1065	P	0.9841***	6.8914
h_1^1	4.8210***	6.6626	Q	0.9642***	7.6699
h_2^1	2.6220***	6.2824	Log-verossimilhança: -1634.0387		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Abrindo-se mão da hipótese de variância constante dentro dos regimes, como viemos considerando até aqui, e descrevendo seu comportamento de acordo com um modelo GARCH(1,1), foram estimados alguns modelos que serão reportados a partir de agora.

i) modelo MS com média dependente do regime, variância GARCH(1,1) e distribuição condicional Normal

Modelo com mudança de regime markoviana, média dependente do regime para cada série, variância GARCH(1,1), isto é, $h_{it}^0 = \omega_i^0 + \alpha_i^0 \varepsilon_{it-1}^2 + \beta_i^0 h_{it-1}^0$ e $h_{it}^1 = \omega_i^1 + \alpha_i^1 \varepsilon_{it-1}^2 + \beta_i^1 h_{it-1}^1$, para $i = 1, \dots, n$, correlações dependentes do regime, porém constantes dentro de cada regime, como antes $h_{ijt}^0 = \rho_{ij}^0 (h_{it}^0 h_{jt}^0)^{1/2}$, $h_{ijt}^1 = \rho_{ij}^1 (h_{it}^1 h_{jt}^1)^{1/2}$ com $i, j = 1, \dots, n, j \neq i$ e

distribuição condicional normal, ou seja, $R_{it} | I_{t-1} \sim \begin{cases} N(\mu_i^0, h_i^0) \text{ com probabilidade } \pi_i \\ N(\mu_i^1, h_i^1) \text{ com probabilidade } 1 - \pi_i \end{cases}$.

Para esta especificação, obteve-se as estimativas reportadas na Tabela 4.2.3.9.

Olhando-se para as estimativas obtidas, vê-se que, para o regime 0, apenas o retorno esperado do Ibovespa é estatisticamente significativo. Já para o regime 1, verifica-se que os

valores esperados para as três séries mostraram-se estatisticamente significativos, porém, negativos. Ou seja, estes resultados estão indicando que em momentos de maior turbulência destes mercados, um investidor que tenha em seu portfólio estas ações, em média terá uma perda de dinheiro.

Tabela 4.2.3.9: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	0.1882***	2.8425	ϖ_2^1	0.0643	0.0792
μ_2^0	0.0057	0.0908	ϖ_3^1	-0.4682	-1.4563
μ_3^0	0.0928	1.6423	α_1^1	0.0021	0.0005
ϖ_1^0	0.0000	0.0000	α_2^1	0.9990	0.0023
ϖ_2^0	0.0887***	3.1281	α_3^1	0.0586	0.0280
ϖ_3^0	-0.0036	-0.1603	β_1^1	0.9987	0.0836
α_1^0	0.0208	0.0176	β_2^1	0.9990	0.0238
α_2^0	0.0900	0.1753	β_3^1	0.9186	0.5904
α_3^0	0.0322	0.0427	ρ_{12}^0	0.5211***	4.8429
β_1^0	0.8650***	2.9168	ρ_{12}^1	0.7344**	2.1578
β_2^0	0.7326***	3.3789	ρ_{13}^0	0.5240***	4.9685
β_3^0	0.8917**	2.3264	ρ_{13}^1	0.1650	0.3950
μ_1^1	-1.3531***	-4.5293	ρ_{23}^0	0.5859***	5.6407
μ_2^1	-0.6183***	-2.8979	ρ_{23}^1	0.5232	1.6073
μ_3^1	-0.7863***	-3.0075	ρ	0.9772*	1.9446
ϖ_1^1	0.6201	0.9406	ϱ	0.5149**	2.3598

Log-verossimilhança: -1588.9613

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Quanto aos parâmetros referentes ao comportamento da variância das séries em análise, verifica-se que em sua grande maioria não podem ser considerados estatisticamente diferentes de zero. As exceções seriam o termo constante para a variância da Argentina, no regime de baixa volatilidade, ϖ_2^0 ; os coeficientes β_1^0 , β_2^0 , β_3^0 – isto é, os coeficientes

relativos ao termo autorregressivo, h_{it-1} , no regime de baixa volatilidade. Portanto, não se obteve estimativas robustas para os parâmetros que descrevem o comportamento da variância. Isto pode ter sido devido ao grande número de parâmetros a serem estimados combinado com uma amostra não muito grande.

Quanto às correlações entre os três mercados, apenas as correlações entre os mercados brasileiro e mexicano, e, argentino e mexicano, no regime de alta volatilidade, ρ_{13}^1 e ρ_{23}^1 , respectivamente, não se mostraram significativos estatisticamente.

Observa-se que no caso das correlações entre Brasil e Argentina houve um aumento nas mesmas ao se passar do regime de baixa volatilidade para o regime de alta volatilidade. É preciso, então, investigar se tal aumento foi significativo ou não. Se o aumento tiver sido significativo, teremos evidência de contágio de um mercado para outro, caso contrário, apenas interdependência entre eles. Para averiguar isto deve ser feito um teste LR⁷¹ (teste Razão de Verossimilhança) para testar a hipótese nula de correlações independentes do regime. Este teste será apresentado mais adiante.

Já nos outros dois casos, a saber, correlações entre Brasil e México, e entre Argentina e México, os resultados estimados mostraram uma queda em tais correlações, o que indicaria apenas interdependência entre tais mercados. Novamente, para se fazer qualquer afirmação com segurança é necessário a realização do teste LR.

A matriz de probabilidades de transição estimada foi a seguinte:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9772 & 0.0228 \\ 0.4851 & 0.5149 \end{pmatrix}$$

Observando-se esta matriz, verificamos que a probabilidade de ocorrência do regime de baixa volatilidade é bem superior à probabilidade no regime de alta volatilidade. Uma vez que os mercados estejam experimentando um período de calma, a probabilidade de se passar para uma situação de turbulência é de apenas 2,28% e, uma vez estando em um período de turbulência, a probabilidade de se continuar nele é de apenas 51,49%. Situação bastante distinta da que vinha ocorrendo nos modelos estimados anteriormente, onde as probabilidades de permanência num determinado estado, uma vez que ele tivesse sido

⁷¹ O teste LR é calculado da seguinte forma: $2(L^* - L_0^*)$, onde L_0^* é o valor da log-verossimilhança sob a hipótese nula e L^* é o valor da log-verossimilhança sob a hipótese alternativa.

atingido, era maior que 90% em todos os casos. Calculando-se a duração média para cada regime obtém-se os seguintes resultados: para o regime 0, a duração média é cerca de $(1-p)^{-1} = 43.85 \cong 44$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 2.01 \cong 2$ semanas. O comportamento das probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo aparece nos gráficos 4.2.3.9a e 4.2.3.9b, respectivamente, no Anexo A. Como pode ser visto através destes gráficos, este modelo (MS-GARCH) consegue capturar bem o momento da crise mexicana, mostrando alta probabilidade para o regime 1 no período de dezembro de 1994 a março de 1995, por outro lado, mostra-se um pouco menos “eficiente” quando se trata da crise asiática e a crise russa, apresentando apenas alguns picos de alta probabilidade para o regime 1, que seriam os meses de julho, outubro e novembro de 1997 (crise asiática), e, agosto e setembro de 1998 (crise russa), e mais outros dois períodos (abril de 2000 e agosto e setembro de 2001).

Foi estimado este mesmo modelo, porém, considerando-se as médias independentes do regime de volatilidade, que é a especificação “j”, mostrada a seguir.

j) modelo MS com média independente do regime, variância GARCH(1,1) e distribuição condicional Normal

Modelo com mudança de regime markoviana, média independente do regime para cada série, variância GARCH(1,1), $h_{it}^0 = \omega_i^0 + \alpha_i^0 \varepsilon_{it-1}^2 + \beta_i^0 h_{it-1}$ e $h_{it}^1 = \omega_i^1 + \alpha_i^1 \varepsilon_{it-1}^2 + \beta_i^1 h_{it-1}$, para $i = 1, \dots, n$; correlações dependentes do regime, porém constantes dentro de cada regime,

como antes $h_{ijt}^0 = \rho_{ij}^0 (h_{it}^0 h_{jt}^0)^{1/2}$, $h_{ijt}^1 = \rho_{ij}^1 (h_{it}^1 h_{jt}^1)^{1/2}$ com $i, j = 1, \dots, n, j \neq i$ e

distribuição condicional normal, ou seja, $R_{it} | I_{t-1} \sim \begin{cases} N(\mu_i, h_{it}^0) \text{ com probabilidade } \pi_i \\ N(\mu_i, h_{it}^1) \text{ com probabilidade } 1 - \pi_i \end{cases}$.

Suas estimativas estão reportadas na Tabela 4.2.3.10.

Observa-se que apenas o valor esperado para o Ibovespa se mostrou estatisticamente significativo. Quanto aos resultados relativos à equação da variância, vê-se que, novamente, grande parte dos parâmetros não se mostrou significativamente diferente de zero. As exceções foram, no regime 0, o termo constante para cada série, ϖ_1^0 , ϖ_2^0 e ϖ_3^0 , respectivamente; os coeficientes β_2^0 e β_3^0 – isto é, os coeficientes relativos ao termo autorregressivo, h_{it-1} , no

regime de baixa volatilidade, para as séries argentina e mexicana, respectivamente; e, no regime 1, apenas o termo constante ϖ_1^1 , relativo à variância do Ibovespa, mostrou-se significativo estatisticamente.

Tabela 4.2.3.10: Modelo MS com Média Independente do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	0.1320***	2.7477	α_1^1	0.1339	0.0580
μ_2	-0.0083	-0.1789	α_2^1	0.0018	0.0000
μ_3	0.0614	1.4735	α_3^1	0.0050	0.0003
ϖ_1^0	0.1196**	2.4470	β_1^1	0.0013	0.0000
ϖ_2^0	0.1285***	2.7064	β_2^1	0.3469	0.2405
ϖ_3^0	0.1232**	2.3425	β_3^1	0.4790	1.1343
α_1^0	0.0285	0.0267	ρ_{12}^0	0.6257***	5.6062
α_2^0	0.1204	0.2953	ρ_{12}^1	0.3385	1.1919
α_3^0	0.0226	0.0141	ρ_{13}^0	0.5291***	4.8965
β_1^0	0.9782	0.6554	ρ_{13}^1	0.4813	1.6134
β_2^0	0.8190**	1.9547	ρ_{23}^0	0.6096***	5.3522
β_3^0	0.9051*	1.7817	ρ_{23}^1	0.5362**	1.9392
ϖ_1^1	0.3102***	3.2530	p	0.9786**	2.1048
ϖ_2^1	0.1929	0.9156	q	0.8748*	1.6945
ϖ_3^1	0.0296	0.4544	Log-verossimilhança: -1564.9428		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Quanto às correlações, somente aquelas referentes a Brasil e Argentina, e, ao Brasil e México, no regime 1, ρ_{12}^1 e ρ_{13}^1 , respectivamente, não se mostraram significativas estatisticamente. De qualquer forma, observou-se uma diminuição nas correlações ao se passar do regime de baixa volatilidade para o de alta volatilidade, confirmando a interdependência entre os mercados.

A matriz de probabilidades de transição estimada foi:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9786 & 0.0214 \\ 0.1252 & 0.8748 \end{pmatrix}$$

Calculando-se a duração média para cada regime obtém-se os seguintes resultados: para o regime 0, a duração média é cerca de $(1-p)^{-1} = 46.72 \cong 47$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 7.98 \cong 8$ semanas. O comportamento das probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo aparece nos gráficos 4.2.3.10a e 4.2.3.10b, respectivamente, no Anexo A.

Para estes modelos, foram estimadas duas outras especificações, considerando-se as correlações constantes entre os regimes (especificações “k” e “l”, a seguir).

k) modelo MS com média dependente do regime, variância GARCH(1,1), correlações constantes e distribuição condicional Normal

Modelo com mudança de regime markoviana, média dependente do regime para cada série, variância GARCH(1,1), correlações constantes ou independentes do regime de volatilidade, $h_{it}^0 = \rho_{ij}(h_{it}^0 h_{jt}^0)^{1/2}$, $h_{it}^1 = \rho_{ij}(h_{it}^1 h_{jt}^1)^{1/2}$ com $i, j = 1, \dots, n, j \neq i$; e com **distribuição condicional normal**. Os resultados obtidos aparecem na Tabela 4.2.3.11.

Como pode ser visto, apenas as médias estimadas para o regime de alta volatilidade apresentaram significância estatística. Em relação à equação da variância, os resultados mostram também que grande parte dos parâmetros estimados não é significativa estatisticamente. As exceções foram, no regime de baixa volatilidade, o termo constante para a variância de Merval e Mexbol, ϖ_2^0 e ϖ_3^0 , respectivamente; e o coeficiente β_1^0 (o coeficiente relativo ao termo autorregressivo, h_{it-1} , no regime de baixa volatilidade, para a série brasileira); e, no regime 1, apenas os termos constantes ϖ_1^1 e ϖ_3^1 , relativos à variância do Ibovespa e do Mexbol, respectivamente, mostraram-se significantes estatisticamente.

Tabela 4.2.3.11: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	0.0423	0.4733	ϖ_1^1	0.3857***	3.5514
μ_2^0	-0.0598	-0.8814	ϖ_2^1	0.0000	0.0000
μ_3^0	0.0735	1.0184	ϖ_3^1	0.1993*	1.7077
ϖ_1^0	0.0230	0.9758	α_1^1	0.6200	0.7232
ϖ_2^0	0.1627**	2.3960	α_2^1	0.4002	0.3765
ϖ_3^0	0.1390*	1.9030	α_3^1	0.2435	0.3882
α_1^0	0.0462	0.0969	β_1^1	0.0010	0.0000
α_2^0	0.1253	0.2836	β_2^1	0.7313	0.6352
α_3^0	0.0010	0.0000	β_3^1	0.0992	0.0375
β_1^0	0.9525**	2.0432	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.5822***	5.7600
β_2^0	0.7165	1.5526	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.5206***	5.0313
β_3^0	0.8938	1.0962	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.6030***	6.0637
μ_1^1	0.2734**	2.2518	p	0.9856*	1.6989
μ_2^1	0.2045*	1.6736	q	0.9554	0.8347
μ_3^1	0.1267*	1.6879	Log-verossimilhança: -1604.2161		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Quanto às correlações, a hipótese de igualdade das correlações entre os regimes não pode ser rejeitada ao nível de 1% de significância, ou seja, não se poderia rejeitar a hipótese de interdependência dos mercados analisados.

Para a matriz de probabilidades de transição, as estimativas foram:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9856 & 0.0144 \\ 0.0446 & 0.9554 \end{pmatrix}$$

Observe-se que, diferentemente do que ocorreu até o momento, a probabilidade de transição relativa à permanência no estado de alta volatilidade uma vez que este tenha sido atingido, não se mostrou estatisticamente significativo.

A duração média dos regimes para este caso foi: para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 69.44 \cong 69$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 22.42 \cong 22$ semanas.

O mesmo modelo foi estimado, porém, supondo-se médias independentes dos regimes de volatilidade, que é a especificação “I”, a seguir.

I) modelo MS com média independente do regime, variância GARCH(1,1), correlações constantes e distribuição condicional Normal

Modelo com mudança de regime markoviana, média independente do regime para cada série, variância GARCH(1,1), correlações constantes ou independentes do regime de volatilidade, $h_{ijt}^0 = \rho_{ij}(h_{it}^0 h_{jt}^0)^{1/2}$, $h_{ijt}^1 = \rho_{ij}(h_{it}^1 h_{jt}^1)^{1/2}$ com $i, j = 1, \dots, n, j \neq i$; e com **distribuição condicional normal**. Seus resultados aparecem na Tabela 4.2.3.12.

Como pode ser observado, apenas o retorno esperado das bolsas de valores brasileira e mexicana se mostraram estatisticamente significativos e positivos. Quanto aos parâmetros da equação da variância – que segue um processo GARCH(1,1) – novamente, os resultados não foram muito animadores, com grande parte dos parâmetros estimados não se mostrando significativos estatisticamente. À exceção do termo constante para os dados do Brasil e da Argentina, no regime 0, ϖ_1^0 e ϖ_2^0 , respectivamente, e os coeficientes β_1^0 e β_2^0 (os coeficientes relativos ao termo autorregressivo, h_{it-1} , no regime de baixa volatilidade, para as séries brasileira e argentina, respectivamente); e, no regime 1, apenas os termos constantes ϖ_1^1 e ϖ_3^1 , relativos à variância do Ibovespa e do Mexbol, respectivamente, e o termo ARCH para a série brasileira, α_1^1 , mostraram-se significantes estatisticamente.

Tabela 4.2.3.12: Modelo MS com Média Independente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	0.1131***	3.2289	ϖ_2^1	0.0000	0.0000
μ_2	-0.0023	-0.1286	ϖ_3^1	0.2299**	2.0590
μ_3	0.0839**	2.4968	α_1^1	0.5369***	2.9926
ϖ_1^0	0.0282*	1.7030	α_2^1	0.2860	0.5716
ϖ_2^0	0.1505***	2.5823	α_3^1	0.2344	0.3198
ϖ_3^0	0.1396	1.2894	β_1^1	0.0012	0.0001
α_1^0	0.0566	0.1340	β_2^1	0.8169	1.4223
α_2^0	0.1167	0.2612	β_3^1	0.1216	0.0556
α_3^0	0.0069	0.0017	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.5913***	5.9610
β_1^0	0.9450**	2.1698	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.5249***	5.2749
β_2^0	0.7374*	1.6975	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.6014***	6.0864
β_3^0	0.8835	0.8265	p	0.9910*	1.7774
ϖ_1^1	0.4395***	5.6651	q	0.9784	1.3418

Log-verossimilhança: -1607.7278

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

A hipótese de igualdade entre as correlações, mais uma vez, não pôde ser rejeitada ao nível de significância de 1%. Mostrando, assim, interdependência entre estes mercados.

A matriz de probabilidades de transição estimada para este modelo foi:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9910 & 0.0090 \\ 0.0216 & 0.9784 \end{pmatrix}$$

Observe-se que, para este caso, a probabilidade de permanecer-se no regime de alta volatilidade, uma vez que este tenha sido atingido, não se mostrou significativa estatisticamente.⁷² Os resultados mostram uma forte persistência dos regimes com uma duração média para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 111.11 \cong 111$ semanas e para o regime 1, cerca de

⁷² O p-valor para esta probabilidade estimada, foi de 0.1804.

$(1 - q)^{-1} = 42.29 \cong 42$ semanas. Na verdade, esta especificação não foi capaz de identificar os momentos de crise que constam no período analisado, o que pode ser constatado ao se visualizar os gráficos 4.2.3.12a e 4.2.3.12, no Anexo A, que mostram as probabilidades filtradas e alisadas, respectivamente.

Estes mesmos modelos, isto é, modelos MS-GARCH(1,1), foram estimados, porém, admitindo que as perturbações tenham distribuição condicional t-Student, incluindo, portanto, os graus de liberdade desta função no vetor de parâmetros a ser estimado. A seguir, serão reportados os resultados obtidos nas respectivas estimativas.

m) modelo MS com média e correlações dependentes do regime, variância GARCH(1,1) e distribuição condicional t-Student

Modelo com mudança de regime markoviana, média dependente do regime para cada série; variância GARCH(1,1); correlações dependentes do regime, porém constantes dentro de cada regime; e **distribuição condicional t-Student**. Para esta especificação, foram obtidos os resultados mostrados na Tabela 4.2.3.13.

Como pode ser visto nesta tabela, os retornos esperados, no regime de baixa volatilidade, para as três séries se mostraram estatisticamente significativos, com o Ibovespa apresentando o maior retorno esperado. Porém, para o regime de alta volatilidade, apenas o retorno esperado para os dados da Argentina se mostrou estatisticamente significativo, apresentando um p-valor de 0.0538. Todavia, seu valor esperado foi negativo, mostrando ser um mau negócio investir num portfólio com as ações componentes do Merval em época de turbulência do mercado.

Quanto aos parâmetros da equação da variância, novamente, os resultados não foram bons, já que grande parte destes parâmetros não se mostrou significativa estatisticamente.⁷³ Com exceção, no regime 0, para os termos constantes, ϖ_1^0 , ϖ_2^0 e ϖ_3^0 e o coeficiente β_2^0 ; e, no regime 1, apenas os coeficientes relativos ao termo autorregressivo, h_{it-1} , para as séries brasileira e argentina, β_1^1 e β_2^1 , respectivamente, mostraram-se significantes estatisticamente.

⁷³ Em outras palavras, não foi possível caracterizar a dinâmica do comportamento da variância intra-regime.

No que tange às correlações, elas se mostraram significativas estatisticamente e, como nos casos anteriores, seu comportamento não mudou, mostrando o mesmo padrão, isto é, diminuíram ao se passar do regime de baixa volatilidade para o de alta volatilidade, sendo que ocorreu um pequeno aumento apenas na correlação entre as ações do mercado brasileiro e o argentino, porém, em termos práticos, isto indicaria apenas a existência de interdependência entre estes mercados, e não, contágio. O que, como salientado anteriormente, só se confirmará através do teste LR.

Tabela 4.2.3.13: Modelo MS com Média e Correlações Dependentes do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	0.2289***	3.6156	ϖ_3^1	0.0820	0.9356
μ_2^0	0.0971*	1.6923	α_1^1	0.0777	0.2386
μ_3^0	0.1447**	2.4695	α_2^1	0.2851	1.0083
ϖ_1^0	0.4351***	2.7152	α_3^1	0.0351	0.0502
ϖ_2^0	0.1546**	1.9860	β_1^1	0.9194***	3.6062
ϖ_3^0	0.6988***	9.0639	β_2^1	0.6969***	2.7452
α_1^0	0.0010	0.0000	β_3^1	0.9207	1.6364
α_2^0	0.0199	0.0114	GL	9.9710***	4.3542
α_3^0	0.0010	0.0000	ρ_{12}^0	0.5508***	3.3801
β_1^0	0.4030	0.9945	ρ_{12}^1	0.5561***	3.5388
β_2^0	0.7047**	2.4880	ρ_{13}^0	0.5829***	3.4645
β_3^0	0.0010	0.0001	ρ_{13}^1	0.4681**	2.3601
μ_1^1	-0.0652	-0.6550	ρ_{23}^0	0.6067***	3.3533
μ_2^1	-0.1502*	-1.9346	ρ_{23}^1	0.5488***	2.6593
μ_3^1	-0.0359	-0.5150	P	0.9891**	2.3672
ϖ_1^1	0.1446	1.5522	Q	0.9825***	3.8341
ϖ_2^1	0.1198	1.4482	Log-verossimilhança: -1595.7101		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

A matriz de probabilidades de transição estimada para este modelo foi a seguinte:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9891 & 0.0109 \\ 0.0175 & 0.9825 \end{pmatrix}$$

Mostrando, novamente, uma forte persistência dos regimes com uma duração média para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 91.74 \cong 92$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 57.14 \cong 57$ semanas. Os gráficos 4.2.3.13a e 4.2.3.13b, no Anexo A, mostram, respectivamente, as probabilidades filtradas e alisadas geradas por este modelo.

Este mesmo modelo foi estimado, porém, considerando-se as médias independentes do regime – especificação “n”, a seguir.

n) modelo MS com média independente do regime, variância GARCH(1,1), e correlações dependentes do regime e distribuição condicional t-Student

Modelo com mudança de regime markoviana, média independente do regime para cada série; variância GARCH(1,1); correlações dependentes do regime, porém constantes dentro de cada regime; e **distribuição condicional t-Student**. As estimativas obtidas estão reportadas na Tabela 4.2.3.14.

Nota-se que somente o retorno esperado do Ibovespa se mostrou significativo estatisticamente. Quanto aos parâmetros da equação que descreve a variância, os valores estimados continuaram em sua grande maioria se mostrando estatisticamente não significativos. No caso do regime de baixa volatilidade, esta condição não se confirma apenas para os termos constantes, ϖ_1^0 , ϖ_2^0 e ϖ_3^0 e o coeficiente β_2^0 ; e, no regime de alta volatilidade, apenas os coeficientes relativos ao termo autorregressivo, h_{it-1} , para as séries dos retornos médios semanais brasileiros, argentinos e mexicanos, β_1^1 , β_2^1 e β_3^1 respectivamente, mostraram-se significantes estatisticamente.

Para as correlações, os resultados se mostraram significativos estatisticamente, mas, como vem ocorrendo em quase todos os casos, houve uma diminuição das correlações entre os mercados quando se passou do regime de baixa volatilidade para o de alta volatilidade.

Tabela 4.2.3.14: Modelo MS com Média Independente do Regime, Variância GARCH(1,1), e Correlações Dependentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	0.1322***	2.6651	α_1^1	0.0955	0.2763
μ_2	-0.0016	-0.0332	α_2^1	0.2377	1.1207
μ_3	0.0717	1.5461	α_3^1	0.0662	0.1098
ϖ_1^0	0.4226*	1.7910	β_1^1	0.9078***	3.0613
ϖ_2^0	0.1683*	1.8262	β_2^1	0.7538***	4.0759
ϖ_3^0	0.7497***	10.7134	β_3^1	0.9161**	1.9775
α_1^0	0.0010	0.0000	GL	9.4643***	4.7225
α_2^0	0.0748	0.2341	ρ_{12}^0	0.5605***	4.5266
α_3^0	0.0010	0.0000	ρ_{12}^1	0.5489***	3.2263
β_1^0	0.4645	0.9067	ρ_{13}^0	0.5950***	4.5675
β_2^0	0.7058***	2.5930	ρ_{13}^1	0.4213**	2.3361
β_3^0	0.0010	0.0000	ρ_{23}^0	0.6214***	4.8807
ϖ_1^1	0.2280	1.6304	ρ_{23}^1	0.4986***	2.7740
ϖ_2^1	0.0734	1.3184	p	0.9939***	9.4237
ϖ_3^1	0.0491	0.6689	q	0.9799***	19.7915

Log-verossimilhança: -1598.4947

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Quanto às probabilidades de transição, a matriz estimada foi:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9939 & 0.0061 \\ 0.0201 & 0.9799 \end{pmatrix}$$

Mais uma vez, observa-se uma forte persistência dos regimes com uma duração média para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 163.93 \cong 164$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 49.75 \cong 50$ semanas. Mostrando, portanto, que o regime de baixa volatilidade tem uma duração média cerca de três vezes maior do que o de alta volatilidade.

Sob a hipótese de correlações constantes ou independentes do regime, foram estimados os dois modelos mostrados a seguir.

o) modelo MS com média dependente do regime, variância GARCH(1,1), e correlações independentes do regime e distribuição condicional t-Student

Modelo *Markov-Switching* considerando a média dependente do regime para cada série, com variância GARCH(1,1), correlações independentes do regime, e distribuição condicional t-Student. Os resultados para este modelo são mostrados na Tabela 4.2.3.15.

Pode-se ver que os retornos médios esperados apenas apresentam-se estatisticamente significativos para o regime de alta volatilidade, no caso das séries do Ibovespa e do Mexbol. Em relação aos parâmetros estimados para a variância, outra vez, a maioria apresenta-se estatisticamente não significativa. Isto apenas não ocorre, no regime 0, com os termos constantes relacionados às séries brasileira e argentina, ϖ_1^0 e ϖ_2^0 , respectivamente; o termo ARCH para a série brasileira, α_1^0 e os coeficientes relativos ao termo autorregressivo, h_{it-1} , para as séries dos retornos médios semanais brasileiros, argentinos e mexicanos, β_1^1 , β_2^1 e β_3^1 respectivamente, mostraram-se significantes estatisticamente. Para o regime de alta volatilidade, as estimativas mostraram que somente o termo constante referente à variância na série do Ibovespa, ϖ_1^1 , se mostrou significativo.

A hipótese de igualdade das correlações entre os regimes não pôde ser rejeitada, o que revelaria a interdependência entre estes mercados e, portanto, a não ocorrência de contágio entre tais mercados no período em análise.

Para a matriz de probabilidades de transição, as estimativas foram as seguintes:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9920 & 0.0080 \\ 0.0495 & 0.9505 \end{pmatrix}$$

Revelando uma duração média para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 125$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 20.20 \cong 20$ semanas.

Tabela 4.2.3.15: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Variância GARCH(1,1), e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	0.0551	0.5906	ϖ_1^1	0.4558***	2.9958
μ_2^0	-0.0349	-0.4348	ϖ_2^1	0.0000	0.0000
μ_3^0	0.0609	0.7909	ϖ_3^1	0.04420	0.6310
ϖ_1^0	0.0025***	4.5308	α_1^1	0.5557	0.9878
ϖ_2^0	0.1155*	1.8460	α_2^1	0.3557	0.6849
ϖ_3^0	0.1649	1.1292	α_3^1	0.1247	0.2434
α_1^0	0.0497***	4.0764	β_1^1	0.0010	0.0000
α_2^0	0.1117	0.4724	β_2^1	0.7473	1.5590
α_3^0	0.0011	0.0001	β_3^1	0.5432	1.2973
β_1^0	0.9505***	169.3480	GL	10.0634***	4.3526
β_2^0	0.7719***	3.6129	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.3568***	3.3044
β_3^0	0.8457*	1.7013	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.2649**	2.4569
μ_1^1	0.2930***	2.9130	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.9989***	9.4673
μ_2^1	0.2077	1.5338	p	0.9920***	12.5583
μ_3^1	0.1515**	1.9999	q	0.9505***	9.9001

Log-verossimilhança: -1588.9539

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente, os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

O outro modelo estimado difere deste que acabamos de ver apenas pela hipótese adicional de médias independentes do regime – especificação “p”, a seguir.

p) modelo MS com média e correlações independentes do regime, variância GARCH(1,1) e distribuição condicional t-Student

Modelo *Markov-Switching* considerando a média independente do regime para cada série, com variância GARCH(1,1), correlações independentes do regime, e distribuição condicional t-Student. Seus resultados foram reportados na Tabela 4.2.3.16.

Tabela 4.2.3.16: Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	0.1189**	2.3249	ϖ_3^1	0.0770	1.0535
μ_2	0.0094	0.3305	α_1^1	0.4160	0.7171
μ_3	0.0817**	2.2605	α_2^1	0.2363	0.5139
ϖ_1^0	0.0186	0.4495	α_3^1	0.1487	0.3966
ϖ_2^0	0.1125*	1.8515	β_1^1	0.0012	0.0001
ϖ_3^0	0.1529	0.5710	β_2^1	0.8370	1.3694
α_1^0	0.0578	0.2333	β_3^1	0.4788*	1.8763
α_2^0	0.1174	0.3446	GL	9.9195***	3.9204
α_3^0	0.0063	0.0025	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.5634***	4.9469
β_1^0	0.9411***	4.9149	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.5208***	4.7327
β_2^0	0.7731***	3.3173	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.5929***	5.6217
β_3^0	0.8598	0.9068	P	0.9935***	7.6867
ϖ_1^1	0.5205***	4.2084	Q	0.9627***	6.7871
ϖ_2^1	0.0000	0.0000	Log-verossimilhança: -1592.6601		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente, os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Pode-se averiguar que, os retornos esperados somente mostraram-se significativos para o Ibovespa e o Mexbol. Em relação à equação da variância, os resultados indicaram não significância estatística para a maioria dos casos. Isto só não ocorreu, no regime 0, para o termo constante relativo aos dados argentinos, ϖ_2^0 e para os coeficientes β_1^0 e β_2^0 referentes

ao termo autorregressivo, h_{it-1} , para as séries dos retornos médios semanais brasileiros e argentinos, respectivamente. Para o regime 1, o termo constante relativo aos dados brasileiros, ϖ_1^0 , e o coeficiente relativo ao termo autorregressivo, h_{it-1} , para a série dos retornos médios semanais mexicanos, β_3^1 , mostraram-se significantes estatisticamente.

No caso das correlações, outra vez a hipótese de igualdade das correlações entre estes mercados analisados nos dois regimes de volatilidade não pôde ser rejeitada ao nível de significância de 1%. Indicando novamente apenas existência de interdependência entre tais mercados para o período em questão.

Para as probabilidades de transição, a matriz estimada foi:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9935 & 0.0065 \\ 0.0373 & 0.9627 \end{pmatrix}$$

Mostrando uma forte persistência dos regimes com uma duração média para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 153.84 \cong 154$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 26.80 \cong 27$ semanas. No Anexo A encontram-se os gráficos para as probabilidades filtradas e alisadas que foram gerados por este modelo (Gráfico 4.2.2.16a e Gráfico 4.2.3.16b).

Dados os resultados de todos os modelos reportados anteriormente⁷⁴, vamos agora, comparar seus resultados para escolher qual o modelo, dentre os estimados, que melhor se aplica aos dados utilizados aqui.

⁷⁴ Foram feitas estimativas de modelos MS-GARCH-GJR, para tentar capturar o efeito leverage (alavancagem), porém, os resultados dos parâmetros não foram significantes estatisticamente, isto pode ser devido ao grande número de parâmetros estimados, no caso 38 parâmetros (quando se considera a média e correlações dependentes do regime), 35 parâmetros (quando a média é independente e correlações dependentes do regime) e 32 parâmetros (quando se considera a média e correlações independentes do regime). Além disso, modelos multivariados GARCH(1,1) e GARCH(1,1)-GJR sem mudança de regime e, portanto, considerando correlações constantes, foram estimados e novamente muitos dos parâmetros mostraram-se não significantes estatisticamente.

4.3 CONCLUSÃO

Nesta seção terminaremos a análise feita neste capítulo, fazendo uma comparação entre os diversos modelos MS e MS-GARCH estimados na seção anterior. Fazendo, assim, a escolha do modelo mais adequado para descrever o comportamento das séries em questão. Além disto, serão apresentados testes LR (Razão de Verossimilhança) considerando várias hipóteses a serem testadas. Dentre os testes realizados, encontra-se o teste para a hipótese nula de correlações independentes do regime. A partir deste teste, juntamente com as estimativas para as correlações nos dois regimes de volatilidade considerados, poderemos concluir se ocorreu ou não contágio entre os mercados de ações latino-americanos aqui representados.

As tabelas 4.3.1 e 4.3.2. mostram as estatísticas sumárias para os diversos modelos MS e MS-GARCH estimados anteriormente. Utilizando-se o critério de Schwartz para escolher o melhor modelo em cada categoria dos modelos estimados, a escolha do melhor modelo recai sempre sobre aquele que considera a média independente do regime. O que já seria esperado, uma vez que as estimativas das médias mostraram-se não significativas estatisticamente em pelo menos um dos regimes de volatilidade.

Foram realizados testes LR – Tabela 4.3.3 – para testar algumas hipóteses, a saber, sobre a distribuição das inovações (distribuição condicional normal versus t-Student), sobre a especificação da variância (variância constante dentro do regime versus variância GARCH) e sobre as correlações (correlações constantes versus correlações dependentes do regime).

O teste LR rejeita a distribuição gaussiana em favor da distribuição t-Student a qualquer nível usual de significância. Este resultado é confirmado pelo critério de Schwartz. A única exceção é o caso do modelo MS-GARCH com média independente do regime e correlações dependentes do regime, no qual a distribuição gaussiana mostra um melhor desempenho do que a t-Student.

Quanto à especificação da variância, o teste LR rejeita a hipótese de variância constante. Conseqüentemente, este teste indica que uma especificação GARCH seria mais apropriada para descrever o comportamento da variância condicional ao longo do tempo. Porém, como mostraram os resultados das estimativas para os modelos MS-GARCH, em sua grande maioria, os parâmetros da equação da variância não se mostraram significativos

estatisticamente. Este fato pode ser devido ao grande número de parâmetros estimados a cada especificação.

Quanto ao teste LR para a correlação condicional, os resultados mostraram que, no caso dos modelos com variância constante dentro dos regimes de volatilidade, considerando-se tanto distribuição normal quanto distribuição t-Student para as inovações, a hipótese nula de correlação constante entre os regimes não pode ser rejeitada. Este resultado vem confirmar a não ocorrência de contágio nos mercados analisados para o período em questão. Conseqüentemente, podemos concluir que estes mercados latino-americanos são mercados interdependentes, e que, os choques sofridos com as crises mexicana, asiática, russa e brasileira, efetivamente não tiveram um efeito contagioso de um mercado para o outro, isto é, após um choque sofrido em um país, não houve um aumento significativo nas correlações entre os países em questão. Este resultado já seria esperado para os modelos MS (ou seja, com a variância diferente entre os regimes, porém, constante intra-regime) uma vez que, nas estimativas, as correlações condicionais entre os mercados diminuíram quando se passou do regime de baixa volatilidade para o de alta volatilidade – sendo que o teste LR mostrou que esta diminuição não pode ser considerada estatisticamente significativa.

Por outro lado, para os modelos MS-GARCH, a hipótese nula de correlações condicionais constantes ou independentes do regime de volatilidade foi rejeitada a qualquer nível de significância usual, tanto ao considerar-se a distribuição normal quanto a t-Student para as inovações. Porém, como pode ser visto pelos resultados das estimativas, o único aumento nas correlações condicionais constatado foi entre os mercados de ações brasileiro e argentino quando se considerou a especificação MS-GARCH com médias e correlações dependentes do regime e distribuição condicional normal (Tabela 4.2.3.9). Todavia, como mostra a Tabela 4.3.2, o critério de Schwartz rejeita este modelo em favor da especificação MS-GARCH com médias independentes do regime e distribuição condicional normal para as inovações (Tabela 4.2.3.10). Esta especificação, por sua vez, revela uma diminuição nas correlações condicionais ao se ter a passagem do regime 0 para o regime 1. Portanto, novamente, pode-se concluir que, para o período e os mercados em questão, não ocorreu contágio de um mercado para o outro.

Sendo assim, os possíveis mecanismos de transmissão de choques que foram reportados no capítulo dois desta tese, como por exemplo, vínculos via comércio exterior e

competição em terceiros mercados, não teriam se mostrado “fortes” o suficiente para caracterizar contágio de um mercado para outro.

Vale lembrar que, para os modelos MS considerando as distribuições normal e t-Student para as inovações, o teste LR apresentado na Tabela 4.3.3, considerou que estas diminuições das correlações não seriam significativas, conseqüentemente, elas poderiam ser consideradas constantes através dos regimes; confirmando assim, a interdependência destes mercados. Por outro lado, para os modelos MS-GARCH, este mesmo teste considerou que as correlações mudaram ao longo dos regimes. Porém, os resultados dos modelos mostraram que houve diminuição das correlações entre os mercados ao se passar do regime 0 para o regime 1. De qualquer modo, não se confirmou a ocorrência de contágio para o caso em questão.

Como vimos no capítulo dois desta tese, o fato de se verificar o contágio ou, então, a interdependência entre os mercados tem importância em termos de implicações de políticas econômicas.

Segundo Forbes e Rigobon (2002), quando crises são transmitidas de um país para outro especialmente através de canais que existem permanentemente, o país, a princípio, não teria como se prevenir de ser afetado por um choque que atinja um outro país que lhe seja economicamente interdependente e, conseqüentemente, ele precisaria se ajustar ao choque. Tal ajuste poderá envolver diversas atitudes em termos de modificações nas políticas econômicas do país. Por exemplo, poderão ocorrer ajustes na política cambial, na política fiscal, nas formas de “ajuda” financeira a empresas debilitadas pela crise ou na busca de recursos externos através de organismos internacionais como o FMI.

Uma forma de o país se preservar de efeitos mais nocivos advindos de choques externos seria solidificar seus fundamentos econômicos. Os países tornam-se mais vulneráveis a choques externos quando possuem fundamentos econômicos debilitados, quando dependem excessivamente de recursos externos, quando atraem mais capital volátil do que investimentos diretos. Embora apenas o fato de ter bons fundamentos econômicos não impeça completamente que a nação seja afetada por um choque que impacte uma outra que lhe seja interdependente economicamente, os resultados desse impacto podem ser amenizados quando o país é economicamente saudável. Por exemplo, se um país A de economia interdependente ao país B sofrer um ataque especulativo à sua moeda provocando uma desvalorização cambial, o país B possuindo uma economia saudável, com políticas macroeconômicas consistentes,

com um alto nível de reservas internacionais e com seu setor produtivo pouco dependente de recursos externos, terá mais fôlego para poder resistir aos efeitos provocados pelo choque em questão. A interdependência acaba provocando efeitos sobre a economia doméstica ainda que, no caso exemplificado, o país B não sofra um ataque especulativo como o sofrido pela economia A. Os vínculos (reais e/ou financeiros) existentes entre estas economias podem fazer com que a repercussão do choque seja sentida nos setores produtivos (quando há comércio direto entre os países, quando há competição em terceiros mercados ou quando se impõe barreiras tarifárias ou quotas sobre produtos comercializados entre eles a fim de beneficiar o setor exportador do país primeiramente atingido), e, no mercado financeiro (através da alteração dos preços dos títulos emitidos pelo governo, alteração da taxa de juros, perda de confiança, aumento do risco-país, desvalorização de ações das empresas que são diretamente atingidas pela crise ou fuga de capital do país), provocando, conseqüentemente, reação por parte do governo para tentar impedir que a situação se agrave ainda mais.

Como o país precisa se ajustar ao choque de qualquer forma, uma vez que, certamente sua economia sofrerá algum revés, sugere-se, a título de especulação, para que este impacto seja sentido em menor proporção, que: 1) uma vez detectada a interdependência econômica entre os mercados, os governos dos países envolvidos reconheçam esta inter-relação e busquem, através de ações conjuntas, o benefício mútuo (tentando se proteger); 2) nações interdependentes deveriam buscar ações multilaterais através de políticas macro e micro-econômicas que protejam seus sistemas domésticos, mas, que ao mesmo tempo gerem externalidades positivas para a outra economia envolvida. Desta forma, a tentativa de uma harmonização de políticas econômicas entre nações interdependentes seria uma sugestão para minimizar impactos de choques sofridos por uma delas. Ou melhor, tal harmonização poderia tornar estas economias mais fortes e, assim, menos suscetíveis a choques externos. Obviamente, pode-se pensar que a própria harmonização das políticas governamentais poderia gerar um laço mais forte ainda (aumentar a interdependência) e, uma vez que, um dos países fosse atingido, o outro automaticamente sofreria o mesmo impacto. Enfim, esta não é uma questão de fácil resolução. Mas, acredito que a utilização de políticas de cooperação e/ou políticas econômicas harmonizadas poderiam ser mais eficazes para se diminuir a vulnerabilidade ou exposição dos países a choques externos.

Sendo assim, alternativas como a formação de blocos econômicos com a harmonização de políticas macroeconômicas seria entendida como um modo de tornar menos vulneráveis as economias dos países envolvidos. Unir forças, sedimentar políticas econômicas consistentes, buscar fortalecer fundamentos econômicos das nações envolvidas, desenvolver o setor produtivo de modo que não haja dependência extrema de recursos externos ou mesmo endividamento em moeda estrangeira forte por parte das empresas locais, possuir algum nível de regulamentação nos mercados financeiros dentre outras, seriam posturas que, a meu ver, tornariam tais economias menos suscetíveis a crises vultosas ou menos vulneráveis a choques externos que pudessem se propagar de forma desastrosa atingindo os países interdependentes e mesmo outras economias.

Tabela 4.3.1: Estatísticas Sumárias para os Diversos Modelos MS⁷⁵

Modelo	Número de parâmetros (k)	Log-verossimilhança (L^*)	AIC	Schwartz	Graus de liberdade (GL)
MS c/ correlação regime-dependente Distrib. Normal Média					
regime-dependente	20	-1643.4479	-1663.4479	-1703.7788	-
Média regime-independente	17	-1647.6435	-1664.6435	-1698.9247	-
MS c/ correlação regime-dependente Distrib. t-Student Média					
regime-dependente	21	-1628.9350	-1649.935	-1692.2824	9.1720 (4.5592)
Média regime-independente	18	-1632.9640	-1650.964	-1687.2618	9.0638 (4.5611)
MS c/ correlação regime-independente Distrib. Normal Média					
regime-dependente	17	-1644.3397	-1661.3340	-1695.6209	-
Média regime-independente	14	-1648.2960	-1662.2960	-1690.5276	-
MS c/ correlação regime-independente Distrib. t-Student Média					
regime-dependente	18	-1629.8783	-1647.8783	-1684.1761	9.1566 (4.5444)
Média regime-independente	15	-1634.0387	-1649.0387	-1679.2868	9.0947 (4.5679)

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

⁷⁵ Os critérios AIC e Schwartz são calculados da seguinte forma: $AIC = (L^* - k)$ e $Schwartz = (L^* - 0,5k \cdot \ln(T))$, onde L^* é o valor da log-verossimilhança, k é o número de parâmetros e T é o tamanho total da amostra utilizada (aqui $T = 417$).

Tabela 4.3.2: Estatísticas Sumárias para os Diversos Modelos MS-GARCH

Modelo	Número de parâmetros (k)	Log-verossimilhança (L^*)	AIC	Schwartz	Graus de liberdade (GL)
MS-GARCH ^{c/} correlação regime-dependente Distrib. Normal Média					
regime-dependente	32	-1588.9613	-1620.9613	-1685.4907	-
Média regime-independente	29	-1564.9428	-1593.9428	-1652.4226	-
MS-GARCH ^{c/} correlação regime-dependente Distrib. t-Student Média					
regime-dependente	33	-1595.7101	-1628.7101	-1695.2560	9.9710
Média regime-independente	30	-1598.4947	-1628.4947	-1688.9910	(4.3542)
					9.4643
					(4.7225)
MS-GARCH ^{c/} correlação regime-independente Distrib. Normal Média					
regime-dependente	29	-1604.2161	-1633.2161	-1691.6959	-
Média regime-independente	26	-1607.7278	-1633.7278	-1686.1579	-
MS-GARCH ^{c/} correlação regime-independente Distrib. t-Student Média					
regime-dependente	30	-1588.9539	-1618.9539	-1679.4502	10.0634
Média regime-independente	27	-1592.6601	1619.6601	-1674.1068	(4.3526)
					9.9195
					(3.9204)

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Tabela 4.3.3: Teste LR⁷⁶ para Diversas Hipóteses Nulas para os Modelos MS e MS-GARCH

	Estatística do teste	Graus de Liberdade	p-valor
Teste para a distribuição das inovações			
Correlação dependente do regime			
Variância constante normal X t-Student	29.36	1	0.0000
Variância GARCH normal X t-Student	67.10	1	0.0000
Correlação independente do regime			
Variância constante normal X t-Student	28.51	1	0.0000
Variância GARCH normal X t-Student	30,14	1	0.0000
Teste para especificação da variância			
Correlação dependente do regime			
Variância constante normal X GARCH normal	165.40	12	0.0000
Variância constante t-Student X GARCH t-Student	68.94	12	0.0000
Correlação independente do regime			
Variância constante normal X GARCH normal	81.14	12	0.0000
Variância constante t-Student X GARCH t-Student	82.76	12	0.0000
Teste para correlação independente do regime			
Modelo de variância constante normal	1.31	3	0.7260
Modelo de variância constante t-Student	2.15	3	0.5418
Modelo de variância GARCH normal	85.57	3	0.0000
Modelo de variância GARCH t-Student	11.67	3	0.0086

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

⁷⁶ A estatística LR (Razão de Verossimilhança) é calculada da seguinte forma: $2(L^* - L_0^*)$ onde L^* é o valor da log-verossimilhança sob a hipótese alternativa (ou modelo irrestrito) e L_0^* é o valor da log-verossimilhança sob a hipótese nula (ou modelo restrito). A estatística LR segue uma distribuição qui-quadrado com os graus de liberdade igual ao número de restrições impostas. A hipótese nula é rejeitada se o valor calculado exceder o valor crítico apropriado da tabela de qui-quadrado. Para outros detalhes, ver Greene (1997) páginas 161-162.

CAPÍTULO 5 TESTANDO CONTÁGIO E INTERDEPENDÊNCIA EM MERCADOS DE AÇÕES DO LESTE ASIÁTICO

Neste capítulo será apresentada, primeiramente, uma síntese dos fatos ocorridos na crise asiática em 1997, com o intuito de dar um panorama que facilite a compreensão do comportamento exibido nos mercados de ações que serão abordados mais adiante. Posteriormente, será feita uma análise análoga àquela apresentada no capítulo anterior. Portanto, mais uma vez o objetivo será estudar o comportamento das correlações entre alguns mercados de ações, que, neste caso, serão mercados de países do leste asiático que enfrentaram a crise em 1997. Sendo assim, será realizado um estudo para averiguar a ocorrência ou não de contágio entre os mercados de ações asiáticos escolhidos. O instrumental de análise utilizado é o mesmo apresentado nas seções 3.4 e 3.5 do capítulo três, consistindo, portanto, em dois modelos multivariados básicos, a saber, um modelo de mudança de regime markoviana considerando as variâncias constantes dentro dos regimes (modelo MS) e, um modelo de mudança de regime markoviana considerando que as variâncias dentro dos regimes tenham uma dinâmica comportamental descrita por um modelo GARCH (modelo MS-GARCH).

Deste modo, será feito, neste capítulo, um estudo empírico aplicando modelos MS e MS-GARCH multivariados a séries de retornos de ações de países do leste asiático, com o objetivo de ver as mudanças ocorridas nas correlações entre os países da amostra, dada a passagem de um período tranquilo para um turbulento. Pretende-se, assim, verificar se o grau de interdependência de tais mercados nestes períodos muda significativamente ou não após um choque sofrido. Em outras palavras, averiguar se ocorreu um aumento significativo nas correlações entre os mercados analisados após um choque ou se tais correlações são relativamente parecidas tanto em períodos calmos quanto em períodos turbulentos.

5.1 ASPECTOS GERAIS DA CRISE ASIÁTICA

Antes de fazermos a análise do comportamento dos mercados de ações tailandês, malaio e coreano que serão abordados na próxima seção, faremos uma recapitulação de alguns fatores ou características que estiveram presentes à época da crise asiática em 1997.

Devido aos países do leste asiático terem apresentado ao longo de vários anos (décadas) taxas de crescimento econômico bastante elevadas, dentre outras características como alto nível de consumo, altas taxas de investimento em capital fixo, taxas de desemprego bastante baixas, níveis de inflação razoavelmente baixos, dentre outras; fez com que a crise experimentada nessa região, em 1997, fosse em grande parte inesperada pelos agentes como um todo. De modo que, do ponto de vista dos fundamentos econômicos, não haveria grande evidência, ou mesmo, expectativa de que uma crise tão severa estivesse a caminho. Entretanto, países como Tailândia, Malásia, Indonésia, Filipinas e Coréia do Sul possuíam déficits em conta corrente (Tabela 5.1.8) durante os anos 1990 maiores do que outros países da região como Taiwan, Singapura e Hong Kong. Além disso, a taxa de câmbio da Tailândia, Malásia, Indonésia e Filipinas experimentaram em graus diferentes uma apreciação real. Em 1996, um ano antes da crise, os países dessa região continuavam apresentando alto crescimento econômico. Por exemplo, a Coréia do Sul apresentava uma taxa de crescimento econômico de 6,8%, a Indonésia, 8,0%, a Malásia, 10,0%, e, a Tailândia apresentava uma taxa de 5,5% de crescimento da sua economia (ver Tabela 5.1.4). Estes países também apresentavam taxa anual de inflação bastante baixas (4,9% na Coréia do Sul, 7,9% na Indonésia, 3,5% na Malásia, e, 5,9% na Tailândia). Além disso, esses países não possuíam grandes problemas em relação a déficit público (ver Tabela 5.1.9 e Tabela 5.1.10).

A tabela 5.1.1 mostra o comportamento de alguns indicadores econômicos para a Coréia do Sul, no período de 1995 a 1999. Observa-se nos dois anos que antecedem à crise uma alta taxa crescimento do PIB real, alto nível de consumo privado, altas taxas de investimento em capital fixo, altas taxas de crescimento das exportações e importações, baixas taxas de inflação, baixo nível de desemprego. No ano de 1997 observa-se ainda uma alta taxa de crescimento do PIB real (5%), um consumo privado mais tímido, queda no investimento fixo (-2,2%), grande aumento das exportações e menor crescimento das importações – tal comportamento é devido à desvalorização cambial que aumenta a competitividade das

exportações em detrimento das importações – a inflação continua baixa e a taxa de desemprego tem um pequeno crescimento. Em 1998, quando os efeitos da crise asiática são sentidos na economia como um todo, constata-se queda do PIB real, do consumo privado, do investimento fixo (grande diminuição, -21,1%) e das importações. Por outro lado, verifica-se aumento das exportações, da inflação e do desemprego. E, no ano de 1999, a economia do país parece entrar em franca recuperação, sendo que, em termos dos indicadores, apenas a taxa de desemprego continua elevada.

A Tabela 5.1.2 mostra o comportamento do IPC (Índice de Preços ao Consumidor) anual para a Coréia do Sul ao longo do período de 1980 a 2003. Verifica-se que, a partir de 1982, este país mantém uma taxa anual de inflação bastante estável e baixa ao longo dos anos. Se observarmos apenas o período 1995-2003, verifica-se, particularmente, que a inflação no ano de 1998 foi atipicamente mais alta. O que seria uma consequência da crise. Muito provavelmente, boa parte desta inflação pode ser devida à grande queda das importações o que diminui a concorrência entre os produtos vendidos internamente facilitando o aumento dos preços dos mesmos. Observe-se que, embora as importações embora tenham diminuído de 1996 para 1997, o saldo da balança comercial coreana permaneceu deficitário como pode ser visto na Tabela 5.1.7.

O Gráfico 5.1.1 mostra o comportamento do PIB coreano ao longo do período 1980 a 2003. Como pode ser visto, o ano de 1998 foi atípico, apresentando um forte declínio da economia coreana que, como dito anteriormente, foi reflexo da grave crise sofrida pela região da qual faz parte. Nota-se também a grande capacidade de recuperação desta economia nos anos subsequentes (com os piores desempenhos sendo apresentado nos anos de 2001 e 2003).

Tabela 5.1.1 – Coréia do Sul: Indicadores Seleccionados (em %):

	1995	1996	1997	1998	1999
PIB real	8.9	6.8	5	-5.8	9
Consumo privado	9.6	7.1	3.5	-9.6	10
Investimento fixo bruto	11.9	7.3	-2.2	-21.1	3.7
Exportações	24.6	11.2	21.4	13.3	18.1
Importações	22.4	14.2	3.2	-22	31
IPC	4.5	4.9	4.4	7.5	0.9
Taxa de desemprego	2	2	2.6	6.8	6.6

Fonte: FMI, *Public Information Notice* 99/115, 29 de dezembro de 1999.

Tabela 5.1.2: Índice de Preços ao Consumidor (em % a.a.) – Coréia do Sul:

Ano	IPC	Ano	IPC	Ano	IPC
1980	28.7	1988	7.2	1996	5.0
1981	21.3	1989	5.7	1997	4.4
1982	7.2	1990	8.6	1998	7.5
1983	3.4	1991	9.3	1999	0.8
1984	2.3	1992	6.3	2000	2.3
1985	2.5	1993	4.8	2001	4.1
1986	2.8	1994	6.2	2002	2.7
1987	3.1	1995	4.4	2003	3.6

Fonte: Fundo Monetário Internacional, *International Financial Statistics* (IMF/IFS).

Tabela 5.1.3: Taxa de Câmbio Nominal (% anual):

	Filipinas	Singapura	Tailândia	Malásia
1990	11.82	-7.18	-0.43	-0.37
1991	13.04	-4.42	-0.27	1.85
1992	-7.17	-5.78	-0.47	-7.27
1993	6.31	-0.61	-0.31	0.78
1994	-2.58	-5.56	-0.67	1.95
1995	-2.69	-7.19	-0.91	-4.58
1996	1.98	-0.70	1.69	0.80
1997	12.40	4.96	23.76	11.51
1998	38.75	12.84	31.89	39.50

Fonte: IMF/IFS.

Tabela 5.1.4: Produto Interno Bruto (% anual):

	Filipinas	Singapura	Coréia	Tailândia	Malásia
1990	3.04	8.97	8.98	11.16	9.00
1991	-0.57	7.13	9.23	8.56	9.54
1992	0.32	6.51	5.44	8.08	8.88
1993	2.12	12.72	5.49	8.70	9.90
1994	4.38	11.40	8.25	8.62	9.21
1995	4.68	7.96	8.92	8.84	9.83
1996	5.85	7.54	6.75	5.52	10.00
1997	5.15	-0.42	5.01	-0.43	7.33
1998	-0.54	9.28	-6.69	-10.17	-7.37

Fonte: IMF/IFS.

Tabela 5.1.5: Total de Reservas Internacionais menos Ouro (em US\$ milhões):

	Filipinas	Singapura	Coréia	Tailândia	Indonésia	Malásia
1989	1416.96	20345.1	15213.6	9515.33	5453.53	7782.96
1990	924.35	27748.4	14793	13305.1	7459.06	9754.08
1991	3245.95	34132.9	13701.1	17517.2	9257.94	10885.6
1992	4403.26	39885.3	17120.6	20358.6	10448.6	17227.5
1993	4675.69	48360.8	20228.2	24472.9	11262.7	27249.2
1994	6017.47	58177.2	25639.3	29332.2	12132.7	25422.9
1995	6372.44	68695.3	32677.7	35982	13708.2	23774.4
1996	10029.7	76846.8	34037.1	37731.2	18251.1	27009.4
1997	7266.26	71288.8	20367.9	26179.5	16586.9	20788.2
1998	9225.56	74928	51974.5	28825.1	22713.4	25559.4

Fonte: IMF/IFS.

Tabela 5.1.6: Total de Reservas Internacionais menos Ouro (% anual):

	Filipinas	Singapura	Coréia	Tailândia	Indonésia	Malásia
1990	-34.77	36.39	-2.76	39.83	36.77	25.33
1991	251.16	23.01	-7.38	31.66	24.12	11.60
1992	35.65	16.85	24.96	16.22	12.86	58.26
1993	6.19	21.25	18.15	20.21	7.79	58.17
1994	28.70	20.30	26.75	19.86	7.72	-6.70
1995	5.90	18.08	27.45	22.67	12.99	-6.48
1996	57.39	11.87	4.16	4.86	33.14	13.61
1997	-27.55	-7.23	-40.16	-30.62	-9.12	-23.03
1998	26.96	5.10	155.18	10.11	36.94	22.95

Fonte: IMF/IFS.

Tabela 5.1.7: Saldo da Balança Comercial (em US\$ milhões):

	Filipinas	Singapura	Coréia	Tailândia	Indonésia	Malásia
1989	-2598	-312.52	4361.4	-2916.11	6664	4277.47
1990	-4020	-1632.58	-2450.2	-6750.84	5352	2525.44
1991	-3211	-110.1	-6803.4	-5989.18	4801	390.9
1992	-4695	-1821.46	-1754.7	-4161.02	7022	3150.29
1993	-6222	-2723.99	2318.5	-4296.82	8231	3036.8
1994	-7850	1354.35	-2859.9	-3726.26	7901	1577.21
1995	-8944	976.59	-4444.2	-7968.27	6533	-103.42
1996	-11342	2224.12	-14964.7	-9488.16	5948	3848.26
1997	-11127	1117.92	-3179.1	1571.6	10075	3509.54
1998	-28	14810.8	41626.8	16238	18429	17505

Fonte: IMF/IFS.

Tabela 5.1.8: Saldo em Conta Corrente (em US\$ milhões):

	Filipinas	Singapura	Coréia	Tailândia	Indonésia	Malásia
1989	-1456	2964	5361	-2498	-1108	315
1990	-2695	3122	-2003	-7281	-2988	-870
1991	-1034	4880	-8317	-7571	-4260	-4183
1992	-1000	5915	-3944	-6303	-2780	-2167
1993	-3016	4211	990	-6364	-2106	-2991
1994	-2950	11400	-3867	-8085	-2792	-4520
1995	-1980	14436	-8507	-13554	-6431	-8644
1996	-3953	13898	-23006	-14692	-7663	-4462
1997	-4351	16912	-8167	-3021	-4889	-5935
1998	1546	21025	40358	14243	4096	9529

Fonte: IMF/IFS.

Tabela 5.1.9: Déficit Público (em moeda local milhões):

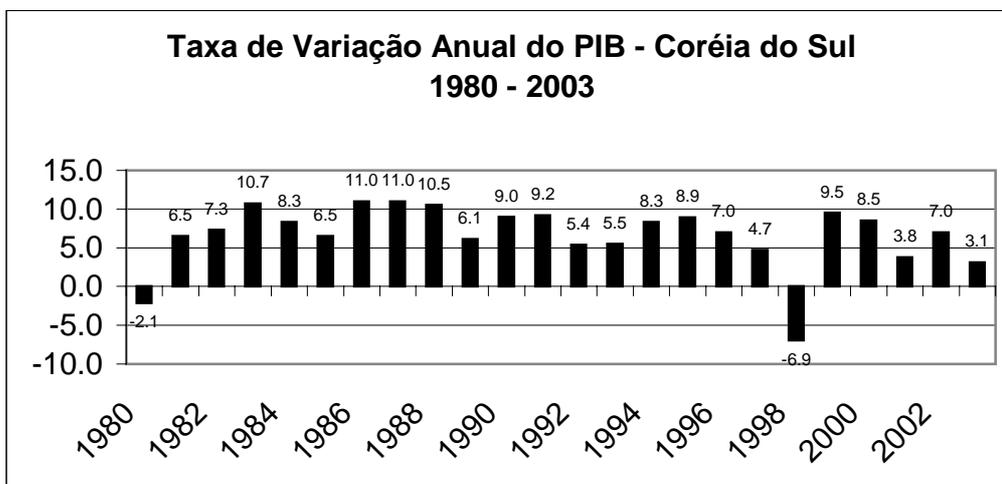
	Filipinas	Singapura	Coréia	Tailândia	Indonésia	Malásia
1989	-19568	689	285	65335	-3362	-3410
1990	-37194	6495	-1207	107049	798	-3437
1991	-26349	7591	-3494	100455	982	-2640
1992	-15965	9537	-1188	71793	-1096	-1243
1993	-21891	12998	1704	55618	2018	354
1994	18114	13086	984	101239	3581	4408
1995	11074	15870	1035	134965	10085	1861
1996	6256	18868	431	43303	6180	1815
1997	1564	13612	-5747	-15061	-4211	6627
1998	-49981	23163	-16954	-128951	-22494	-5002

Fonte: IMF/IFS.

Tabela 5.1.10: Déficit Público (em US\$ milhões):

	Filipinas	Singapura	Tailândia	Malásia
1989	-900.09	353.33	2542.22	-1258.30
1990	-1529.99	3588.40	4183.24	-1272.96
1991	-958.84	4387.86	3936.32	-960.00
1992	-625.83	5850.92	2826.50	-487.45
1993	-807.19	8023.46	2196.60	137.74
1994	685.62	8552.94	4025.41	1682.44
1995	430.73	11176.06	5415.93	744.40
1996	238.60	13381.56	1708.88	720.24
1997	53.07	9197.30	-480.26	2358.36
1998	-1222.33	13870.06	-3117.77	-1276.02

Fonte: IMF/IFS.

**Gráfico 5.1.1**

Fonte: Fundo Monetário Internacional, *International Financial Statistics* (IMF/IFS).

Posto isto, pode-se dizer que, apenas observando os anos que antecederam à crise, não se esperaria a ocorrência de uma tão forte turbulência como a verificada em 1997. A literatura aponta como problemas para os países do leste asiático a existência de sistemas financeiros fracos, empresas domésticas possuindo empréstimos em moeda estrangeira em excesso e falta de transparência. Quando as empresas tomam empréstimos de curto prazo em moeda estrangeira e seus retornos sobre os respectivos investimentos são de longo prazo, elas acabam ficando desprotegidas em caso de ocorrer uma desvalorização cambial. Entretanto, os problemas apontados (sistemas financeiros fracos, excesso de endividamento em moeda estrangeira e falta de transparência) poderiam não ser suficientes para explicar a grande queda na confiança dos investidores que ocorreu à época da crise. Aqui, não vamos entrar no mérito do que poderia ter causado efetivamente essa crise, pois, estaríamos adentrando numa abordagem árida e que poderia ser tema de uma outra tese.

A seguir, é apresentado um quadro (Quadro 5.1.1) com algumas datas referentes ao ano de 1997 e os respectivos acontecimentos que foram reportados em diversos jornais do mundo⁷⁷. Encontram-se reportados alguns dos fatos que marcaram o período conhecido como a crise do leste asiático em 1997.

⁷⁷ *Wall Street Journal*, *New York Times*, *Financial Times*, etc.

Quadro 5.1.1 Alguns Fatos que Marcaram o Ano de 1997 e Início de 1998:

Data	Acontecimento
01/1997	Abre falência a Hanbo Steel, uma das grandes <i>chaebol</i> coreanas, com uma dívida de cerca de US\$ 6 bilhões. Em dez anos, foi a primeira vez que uma das grandes empresas coreanas se viu obrigada a fechar.
05/02/1997	A Somprasong é a primeira empresa tailandesa a falhar um pagamento da sua dívida externa.
03/1997	Fale um conglomerado coreano, <i>Sammi Steel</i> , provocando temores de que ocorresse uma crise de dívida corporativa.
10/03/1997	As empresas financeiras tailandesas com forte exposição a dívidas do setor imobiliário recebem promessa de apoio do governo tailandês que volta atrás neste apoio posteriormente. O diretor do Fundo Monetário Internacional (FMI), Michel Camdessus, diz: “Não vejo razões para que esta crise se agrave”.
Início 05/1997	Autoridades japonesas, preocupadas com a queda do iene, declaram que talvez fosse necessário aumentar as taxas de juro. O que não ocorreu, porém, foi um dos primeiros indícios de que a crise estava muito próxima. Em consequência disso, muitos investidores começaram a vender moedas do sudeste asiático.
14-15/05/1997	A moeda tailandesa (o baht) sofre um ataque especulativo – esta moeda seria considerada a mais fraca da região devido ao fraco desempenho da economia tailandesa. O Banco Central tailandês, com a ajuda da Autoridade Monetária de Singapura, tenta resistir ao ataque, introduzindo-se controle de capital.
23/05/1997	A empresa financeira tailandesa mais importante, a <i>Finance One</i> , declara falência.
27/06/1997	O Banco Central tailandês suspende a atividade de 16 empresas financeiras do país por sofrerem de uma grave falta de liquidez; ordenando-as para fusão ou para consolidação.

Continua

Continuação

Data	Acontecimento
07/1997	A terceira maior fabricante de carros da Coreia, <i>Kia</i> , experimenta dificuldade de crédito e solicita empréstimos de emergência.
02/07/1997	O Banco Central da Tailândia anuncia um novo regime cambial para sua moeda, um regime de taxa flutuante administrada. O bath desvalorizou 15% <i>on-shore</i> e 20% <i>off-shore</i> . Ao mesmo tempo, pede “assistência técnica” ao FMI. Esta data é considerada como a data do real começo da crise asiática . O Banco Central das Filipinas é forçado a intervir pesadamente no mercado para defender sua moeda, o peso.
08/07/1997	O banco central malaio, <i>Bank Negara</i> , intervém agressivamente para defender a moeda local, o <i>ringgit</i> .
11/07/1997	Na Indonésia, a rúpia começa a ser afetada. Numa mudança inesperada, a banda de negociação da rúpia é aumentada de 8% para 12%.
14/07/1997	O FMI oferece apoio de cerca de US\$ 1,1 bilhão às Filipinas. O Banco Central da Malásia, <i>Bank Negara</i> , abandona a defesa da cotação do <i>ringgit</i> .
17/07/1997	A Autoridade Monetária de Singapura desvaloriza o dólar do país.
24/07/1997	Ocorre forte agitação dos mercados de câmbio. O <i>ringgit</i> atinge seu valor mais baixo dos últimos 38 meses e o primeiro ministro, Mahatir, culpa os especuladores. A Autoridade Monetária de Hong Kong perde cerca de US\$ 1 bilhão para manter a cotação do dólar de Hong Kong em relação à moeda americana à taxa corrente e que já durava há mais de dez anos.
28/07/1997	A Tailândia pede ajuda financeira ao FMI.
05/08/1997	A Tailândia expõe um plano de austeridade e conserto do setor financeiro com parte das políticas sugeridas pelo FMI para um pacote de salvamento. O banco central suspende 48 firmas financeiras.

Continua

Continuação

Data	Acontecimento
11/08/1997	O FMI expõe em Tóquio um pacote de ajuda financeira à Tailândia incluindo empréstimos totalizando US\$ 16 bilhões do FMI e de países asiáticos.
14/08/1997	A Indonésia abandona a banda rúpia.
15/08/1997	O dólar de Hong Kong sofre novo ataque especulativo. As taxas de juro do mercado <i>overnight</i> aumentam 150 pontos base num dia. A bolsa de valores cai significativamente.
20/08/1997	O FMI aprova um pacote de ajuda financeira à Tailândia de US\$ 17,2 bilhões.
23/08/1997	O primeiro ministro malaio acusa George Soros de estar por detrás dos ataques especulativos sofridos pelas moedas do sudeste asiático.
28/08/1997	A Malásia introduz controles na forma de uma proibição sobre venda a descoberto de ações.
20/09/1997	O primeiro ministro malaio, Mahatir, declara, no decurso das reuniões do Banco Mundial e do FMI em Hong Kong, que o comércio de divisas é imoral e que deveria ser banido; estas deveriam ser utilizadas apenas para as operações ligadas ao comércio internacional de bens e serviços.
21/09/1997	George Soros acusa Mahatir de ser uma ameaça para a Malásia.
08/10/1997	A Indonésia declara que irá pedir apoio financeiro ao FMI.
17/10/1997	A Malásia apresenta um orçamento arrochado para tentar parar o curso da economia em direção à recessão.

Continua

Continuação

Data	Acontecimento
20-23/10/1997	A bolsa de Hong Kong sofre sua maior queda em toda sua história, com o índice Hang Seng caindo, em quatro dias, 25%. A desvalorização do dólar de Taiwan na semana anterior põe em dúvida ainda mais a capacidade Hong Kong poder manter a paridade da taxa de câmbio relativamente ao dólar americano. À época a taxa era de <i>HKD7,7/US\$</i> . Para combater o ataque, a autoridade monetária de Hong Kong aumentou as taxas de juros e os preços das ações caíram, sendo esta queda transmitida para a Bolsa de Valores de Nova Iorque e para mercados de ações emergentes na Argentina, Brasil e México.
27/10/1997	Depois de recuperar 718 pontos no dia 24 de outubro, o índice Hang Seng perde outros 646,14 pontos ou 5,80% atingindo 10.498,20. A queda atingiu os mercados globais. Em Wall Street o índice Dow Jones caiu cerca de 7,18%. O Nasdaq caiu 115,43 ponto e o índice S&P 500 caiu 64,65 pontos. A queda foi tão abrupta que levou à suspensão das operações nas bolsas de valores. Os mercados de ações na América Latina sofreram perdas recordes para uma segunda-feira à medida que a crise nos mercados asiáticos respingou em outros mercados emergentes vulneráveis e os investidores venderam freneticamente seus ativos. Os preços das ações no Brasil, Argentina e México viram sua maior perda num único dia.
30/10/1997	A América Latina torna-se alvo dos especuladores, com o Brasil e a Argentina sofrendo grandes perdas. Receios em relação ao valor da moeda brasileira e um problema de liquidez no seu sistema bancário se espalhou rapidamente para a Argentina e atingiu os mercados voláteis mexicanos.
31/10/1997	O FMI aprova um pacote de ajuda financeira para a Indonésia estabilizar seu sistema financeiro, no valor de US\$ 23 bilhões.

Continua

Continuação

Data	Acontecimento
06/11/1997	Michel Camdessus diz estar convencido de que a Coréia do Sul seria poupada da crise que abalou os demais países da região.
08/11/1997	Preocupações acerca da estabilidade da moeda coreana, o won, faz com que os investidores estrangeiros vendam aproximadamente US\$ 71 bilhões em títulos coreanos na manhã deste dia (sábado). Vale dizer, a fraqueza, na Coréia, foi detectada nos setores corporativo e financeiro, com a falência de um importante <i>chaebol</i> .
17/11/1997	A defesa do won é abandonada pelo Banco Central coreano, levando a taxa de câmbio a ultrapassar a barreira psicológica de <i>won</i> 1.000/ <i>US\$</i> . O que fez ocorrer uma nova queda da maioria das moedas da região.
21/11/1997	A Coréia declara que vai pedir ajuda financeira ao FMI.
04/12/1997	O acordo entre o FMI e o governo coreano é assinado, com a concessão de um empréstimo de cerca de US\$ 57 bilhões.
08/12/1997	O governo malaio aprova um pacote de medidas de austeridade para o país, porém, continua declarando não precisar de ajuda do FMI.
23/12/1997	<p>Como a desvalorização do won continuou e a avaliação da Coréia estava piorando, começou-se, então, uma negociação entre os bancos estrangeiros e o governo coreano para rolagem da dívida de curto prazo coreana.</p> <p>A avaliação da Coréia por agências internacionais piora, a Standard & Poor's diminuiu a classificação de moeda estrangeira de curto e longo prazos retirando os títulos da grade de investimento.</p> <p>Negociantes disseram que a turbulência do won trazia à memória do mercado de dívida a possibilidade de não pagamento (inadimplência) das dívidas pela Coréia do Sul.</p> <p>O Banco Mundial aprovou um empréstimo de US\$ 3 bilhões para Coréia do Sul com parte de um pacote de socorro patrocinado pelo FMI.</p>

Continua

Continuação

Data	Acontecimento
24/12/1997	<p>Alguns bancos americanos parecem preocupados acerca da capacidade das empresas sul-coreanas pagarem seus empréstimos no rasto da crise financeira em andamento. Vários desses bancos estão considerando a reestruturação de seus empréstimos para clientes sul coreanos. Entre os bancos estão o BankAmerica com US\$ 613 milhões em empréstimos de curto prazo e US\$ 96 milhões em empréstimos de longo prazo.</p> <p>O FMI, os EUA e outros 12 países se comprometeram a ajudar com US\$ 10 bilhões a Coréia do Sul para amparar sua economia em dificuldade. Porém, disseram que para haver recuperação da economia seria imprescindível que os bancos comerciais internacionais concordassem com uma reprogramação “significante” da dívida para socorrer instituições financeiras coreanas problemáticas. O FMI disse que em 30 de dezembro disponibilizaria US\$ 2 bilhões dos US\$ 21 bilhões que já tinha destinado ao país.</p> <p>O Secretário do Tesouro Americano, Robert Rubin, disse que os desembolsos eram necessários porque a estabilidade sul-coreana era muito importante para a economia americana e interesses de segurança nacional.</p> <p>A rúpia, moeda da Indonésia, caiu repentinamente para uma nova baixa recorde, à medida que a demanda doméstica por dólares atingiu novamente níveis de pânico sob rumores de que o encargo da dívida de curto prazo do país seja maior do que se havia pensado. Somando-se às preocupações sobre os encargos da dívida de curto prazo das empresas indonésias, a rúpia foi atingida pelos rebaixamentos recentes da dívida indonésia pelas maiores agências de classificação. O rebaixamento intensificou receios de que bancos internacionais estariam relutantes em rolar seus empréstimos para o setor corporativo. Segundo os analistas seria necessária uma maior evidência de que o governo esteja preparado para dar passos importantes para controlar a crise, como, por exemplo,</p>

	tomar medidas para criar maior competitividade no setor financeiro e tornar acessível o mercado de propriedade (<i>property market</i>) para investimento estrangeiro.
29/12/1997	Um grupo de bancos americanos concordou em dar um pouco mais de tempo às instituições sul-coreanas para pagarem seus empréstimos. Diversos bancos sul-coreanos defrontam-se com cerca de US\$ 30 bilhões em pagamentos de empréstimos ao longo dos próximos dois meses.
30/12/1997	Os maiores bancos do mundo mostram-se dispostos a unir esforços para a rolagem de uma grande dívida sul-coreana de curto prazo que deveria ser paga no dia 31 de dezembro. Espera-se que o esforço iniciado no dia 29 com o anúncio de um grupo de bancos chaves americanos e alemães ajude à Coréia a administrar sua dívida de curto prazo estimada em cerca de US\$ 100 bilhões, da qual US\$ 15 bilhões venceriam no dia 31 de dezembro e outros US\$ 15 bilhões venceriam em janeiro de 1998.
16/01/1998	Obtém-se um acordo entre os bancos estrangeiros e o governo coreano. Os bancos privados foram praticamente forçados a negociar seus créditos junto à Coréia pelo Departamento de Tesouro Americano. As muitíssimas negociações comandadas pelas autoridades coreanas repercutiram no <i>Euromoney</i> , em março de 1998.

Fonte: Prof. Nouriel Roubini, da Stern School of Business / New York University (<http://www.stern.nyu.edu/~nroubini/asia/AsiaChronology1.html>).

5.2 RESULTADOS EMPÍRICOS OBTIDOS A PARTIR DA APLICAÇÃO DOS MODELOS MS E MS-GARCH A SÉRIES DE RETORNOS DE AÇÕES DE PAÍSES DO LESTE ASIÁTICO

Nesta seção, será feita uma investigação sobre o comportamento das séries de retornos médios semanais para os mercados de ações da Tailândia, da Malásia e da Coreia do Sul. O objetivo é averiguar a possível ocorrência de contágio entre estes mercados nos períodos de crise contidos na amostra utilizada – cobrindo o mesmo período de análise utilizado no capítulo anterior, ou seja, as crises mexicana (1994-1995), asiática (1997), russa (1998) e brasileira (1999). Primeiramente, serão apresentadas as características dos dados em questão, a partir da análise de suas estatísticas descritivas, testes de raiz unitária (estacionaridade), bem como o comportamento das correlações incondicionais entre os respectivos retornos. Posteriormente, serão mostrados os resultados das estimativas para os modelos MS e MS-GARCH multivariados, vistos no capítulo três (seções 3.4 e 3.5). Finalmente, será apresentada a análise acerca do comportamento das correlações ao longo do tempo entre os mercados em questão. Sendo reportados, portanto, os resultados para o teste de contágio. Os resultados, como veremos, indicarão a ocorrência de contágio entre os mercados de ações tailandês e coreano e entre os mercados malaio e coreano, e, interdependência entre os mercados tailandês e malaio.

5.2.1 CARACTERÍSTICAS DAS SÉRIES

Foram utilizadas, como dito anteriormente, séries de ações das bolsas de valores da Tailândia, da Malásia e da Coreia. As três séries utilizadas, cujas fontes são *Financial Forecast Center, EconStats: Stock Markets e CBS Market Watch* (para os dados da Tailândia – *Thailand SET*), *EconStats: Stock Markets* (para os dados da Malásia – *Malaysi KLSE Composite*) e *Financial Forecast Center e CBS Market Watch* (para os dados da Coreia – *South Korea Seoul Composite (Korea KOSPI Composite)*), cobrem o período de 03 de janeiro de 1994 a 04 de janeiro de 2002. A construção da série de retornos semanais se procedeu da seguinte forma: a partir dos dados de fechamento diário das respectivas bolsas de valores, foram calculados os retornos diários, a saber, $R_{it} = (\ln x_{it} - \ln x_{it-1}) \times 100$,

$t = 1, \dots, T$, $i = \text{Tailândia, Malásia, Coréia}$ onde R_{it} é o retorno da bolsa i no instante t , x_{it} e x_{it-1} correspondem ao fechamento das respectivas bolsas nos instantes t e $t-1$, respectivamente. De posse dos retornos diários, foram calculadas as médias semanais desses retornos⁷⁸. Assim, foram obtidas séries com períodos compatíveis. Não ocorrendo, portanto, qualquer problema em termos de periodicidade, pois, ao fazermos uma média semanal dos retornos diários eliminamos o problema de incompatibilidade de datas entre os países. Como salientado no capítulo anterior, devemos observar também que, ao serem feitas médias semanais dos retornos diários, ocorre uma diminuição da volatilidade das séries, ao compararmos com a volatilidade observada para os dados diários.

A Tabela 5.2.1 apresenta as estatísticas descritivas para as três séries da amostra. Como pode ser visto, o retorno médio semanal é positivo apenas para a bolsa coreana, 0,0182% e, negativo para as bolsas da Tailândia e da Malásia, -0.0668% e -0.0334%, respectivamente. Os desvios-padrão para os retornos médios semanais das bolsas tailandesa, malaia e coreana, são respectivamente, 1,10%, 1,04% e 1,21%. A análise das estatísticas preliminares mostra que as três séries são assimétricas, sendo que os retornos das ações tailandesas e coreanas são positivamente assimétricos enquanto os retornos das ações malaias se mostraram negativamente assimétricos. Vê-se também que existe excesso de curtose para as três séries, isto é, possuem caudas mais pesadas (espessas) do que a distribuição normal – são leptocúrticas. E, o teste Jarque-Bera rejeita a hipótese nula de normalidade para as três séries de retornos semanais das respectivas bolsas de valores.

⁷⁸ Aqui, novamente foi utilizada a média aritmética em vez da geométrica, fato que não altera a trajetória das séries em termos comportamentais. Em termos práticos, o estudo para a constatação de contágio ou interdependência entre os mercados não é alterado independentemente de se utilizar uma ou outra média.

Tabela 5.2.1 Estatísticas Sumárias sobre os Retornos Semanais das Ações Asiáticas

	Tailândia	Malásia	Coréia
Média	-0.0668	-0.0334	0.0182
Mediana	-0.1001	-0.0132	-0.0218
Máximo	5.8290	6.1446	6.5507
Mínimo	-3.6980	-7.9859	-4.8205
Desvio-padrão	1.1029	1.0375	1.2132
Assimetria ⁷⁹	0.8619	-0.6728	0.4682
Curtose ⁸⁰	6.6429	15.2052	7.8088
Jarque-Bera ⁸¹	282.8884	2626.037	418.0278
Probabilidade	0.0000	0.0000	0.0000

Observação: O período amostral é de 03 de janeiro de 1994 a 04 de janeiro de 2002, num total de 417 observações. Os valores dos retornos estão multiplicados por 100.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Quanto à heterocedasticidade condicional, observando-se os correlogramas das séries de retornos ao quadrado – que são considerados como uma aproximação para a volatilidade das séries – mostrados nas figuras 5.2.I.b (Tailândia), 5.2.II.b (Malásia) e 5.2.III.b (Coréia), no Anexo II, verifica-se que existe um comportamento do tipo ARMA, particularmente para as séries da Malásia e da Coréia. O que seria uma indicação de que a volatilidade das séries não é constante ao longo do tempo.⁸²

⁷⁹ O coeficiente de assimetria da distribuição é dado por $\frac{E[(x - \mu)^3]}{(Var[x])^{3/2}}$. Para uma distribuição simétrica, como a normal, o grau de assimetria é zero.

⁸⁰ O coeficiente de curtose de uma distribuição é dado por $\frac{E[(x - \mu)^4]}{(Var[x])^2}$. A curtose da distribuição normal é 3. Se a curtose for maior que 3, a distribuição é leptocúrtica relativamente à normal; se a curtose for menor que 3, a distribuição é platocúrtica em relação à normal.

⁸¹ Jarque-Bera é um teste estatístico que testa se a série é normalmente distribuída. Ele mede a diferença de assimetria e curtose da série com essas mesmas medidas da distribuição normal. O teste Jarque-Bera é computado da seguinte forma $JB = \frac{N - k}{6} \left(S^2 + \frac{1}{4} (K - 3)^2 \right)$, onde S é o coeficiente de assimetria, K é a curtose e k é o número de coeficientes estimados usados para criar a série. Sob a hipótese nula de uma distribuição normal, JB é distribuído como χ_2^2 (qui-quadrado com 2 graus de liberdade). A probabilidade reportada é a probabilidade que uma estatística exceda (em módulo) o valor observado sob a hipótese nula, de modo que, um valor pequeno da probabilidade (mais próximo de zero) leva à rejeição da hipótese de distribuição normal para a série de dados.

⁸² Ao se regredir os retornos ao quadrado em função de termos autorregressivos observou-se significância estatística de tais termos.

Para se testar a presença ou não de correlação serial nos retornos foi utilizada a estatística Ljung-Box que aparece na penúltima coluna dos correlogramas dos retornos, mostrados nas figuras 5.2.I.a (Tailândia), 5.2.II.a (Malásia) e 5.2.III.a (Coréia), no Anexo II. Os resultados mostram, para os retornos das três bolsas consideradas, que não existe dependência linear significativa.

Os gráficos 5.2.Ia, 5.2.Ib e 5.2.Ic, no Anexo II, mostram, respectivamente, as séries de fechamento médio semanal, dos retornos semanais e do quadrado dos retornos para os retornos médios semanais da bolsa de valores tailandesa (*Thailand SET*). Olhando para o gráfico 5.2.Ia, nota-se que a série de fechamentos do *Thailand SET* é aparentemente estacionária, o que é comprovado ao se fazer o teste ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) para raiz unitária, como mostra a Tabela 5.2.Ia, no Anexo II. Ao nível de significância de 5%, a hipótese nula de existência de raiz unitária nesta série é rejeitada. Para a série dos retornos do *Thailand SET* nota-se o mesmo comportamento, ou seja, pode-se ver que a mesma é claramente estacionária. Este fato fica comprovado ao se fazer o teste ADF e o teste Phillips-Perron para esta série, como é mostrado nas tabelas 5.2.Ib e 5.2.Ic, respectivamente. Ao nível de significância de 5%, rejeita-se a hipótese nula de existência de raiz unitária nesta série. O que já seria esperado, uma vez que, esta série é simplesmente a primeira diferença do logaritmo neperiano (\ln) da série original (fechamento médio semanal do índice).

Observando-se o comportamento ao longo do tempo para a série de fechamentos médios semanais do *Thailand SET*, pode-se notar uma queda acentuada no índice (Gráfico 5.2.Ia) verificada a partir de meados de 1996, continuando a cair em 1997 – quando ocorre a crise asiática – atingindo seu ponto mais baixo no segundo semestre de 1998 – quando ocorre a crise russa – quando então sofre uma pequena elevação mantendo-se num patamar um pouco mais alto e sofrendo algumas oscilações a partir dessa época. Este comportamento pode ser visto através dos gráficos 5.2.Ia, 5.2.Ib e 5.2.Ic. Um ponto interessante a se destacar é o fato de se constatar um aumento da volatilidade desta série a partir da crise asiática. Vê-se, particularmente através do gráfico dos retornos ao quadrado, Gráfico 5.2.Ic, o aumento da volatilidade dos retornos nos períodos das crises asiática, russa e brasileira. Ficando de fora, portanto, a crise mexicana em 1994/1995. O que sugere que à época desta crise os mercados latino-americanos e asiáticos não possuíam um maior grau de inter-relação ou interdependência.

Posto isto, uma afirmação que poderia ser feita é a de que houve, a partir da crise asiática (que seria o ponto culminante), uma mudança no comportamento do mercado de ações tailandês. Vê-se que, para este mercado, a queda apresentada pelo índice não mostrou recuperação no sentido de voltar a patamares de um ano antes da crise mencionada. É como se tivesse ocorrido uma quebra estrutural na série em questão.

Ainda, no que diz respeito ao comportamento dos retornos da bolsa tailandesa, o chamado efeito *leverage* (alavancagem), apresentado na literatura, ou seja, a existência de uma assimetria quanto ao impacto dos choques sobre a volatilidade do ativo, não fica tão perceptível ou evidenciado, olhando-se apenas para os gráficos. Isto porque esta série não apresenta muita “oscilação” ao longo do tempo. Vale dizer, este mercado possui um comportamento relativamente estável, não apresentando como características subidas e descidas muito acentuadas. Este fato, de certa forma, faz com que seja mais “difícil” se perceber a assimetria existente no impacto de choques sobre a volatilidade do retorno.⁸³

Observando-se os gráficos para os retornos médios semanais para as três séries analisadas – gráficos 5.2.I(a, b, c), 5.2.II(a, b, c) e 5.2.III(a, b, c), constata-se a existência de *volatility clusterings* ou agrupamentos com diferentes níveis de volatilidade, isto é, mudanças de preços grandes (pequenas) sendo seguidas por outras mudanças de preços grandes (pequenas), o que condiz com a literatura.

Os gráficos 5.2.IIa, 5.2.IIb e 5.2.IIc, no Anexo II, mostram, respectivamente, as séries de fechamento médio semanal, dos retornos semanais e do quadrado dos retornos para a bolsa de valores da Malásia – *Malaysi KLSE Composite*. Analisando apenas o gráfico 5.2.IIa, não se pode afirmar nada acerca da estacionaridade da série de fechamento do *Malaysi KLSE Composite*. Porém, ao se fazer o teste estatístico ADF para raiz unitária, conclui-se que esta série é não estacionária, o que é visto na Tabela 5.2.IIa. Ao nível de significância de 5%, não se rejeita a hipótese nula de existência de raiz unitária nesta série. Quanto à série dos retornos do *Malaysi KLSE Composite* pode-se dizer que é aparentemente estacionária, o que fica comprovado ao se fazer o teste ADF e o teste Phillips-Perron para esta série, como é mostrado nas tabelas 5.2.IIb e 5.2.IIc, respectivamente. Ao nível de significância de 5%, rejeita-se a hipótese nula de existência de raiz unitária nesta série.

⁸³ Como dito no capítulo anterior, a assimetria se dá da seguinte forma: o efeito de uma variação negativa no preço de um ativo aumentaria mais a volatilidade do que no caso de uma variação positiva no seu preço, de igual magnitude.

Seria interessante notar que o comportamento da série *Malaysi KLSE Composite* ao longo do tempo se mostra diferente daquele observado para o *Thailand SET*. Aqui se observa que, embora o índice malaio tenha sofrido uma grande queda no período 1997-1998, houve uma recuperação do mesmo. Perfazendo uma trajetória com níveis, ainda que abaixo dos registrados antes da crise de 1997, mais parecidos com os verificados antes da crise mencionada. Portanto, comparando-se os dois mercados poderíamos dizer que o mercado de ações malaio teve um poder de recuperação superior ao experimentado pelo mercado de ações tailandês. Se compararmos o comportamento dos retornos médios semanais desses dois mercados, poderemos ver que o mercado tailandês apresenta uma trajetória mais volátil do que o malaio. O que poderíamos citar como característica comum a eles é o fato de se ter um aumento da volatilidade apresentada depois da crise de 1997. Isto pode ser constatado através dos gráficos 5.2.Ia, 5.2.Ib, 5.2.Ic, 5.1.IIa, 5.2.IIb e 5.2.IIc. Sendo assim, pode-se dizer que a crise asiática, de certa forma, se tornou um divisor de águas para estes mercados. Muito provavelmente, isto seja um reflexo do comportamento dos investidores em geral, que podem ter passado a ser mais cautelosos nos seus investimentos nestes mercados asiáticos.

Como visto na seção anterior, países como Tailândia, Malásia e Coréia do Sul, bem como Indonésia e Filipinas apresentavam ao longo dos anos 1990 um baixo nível de reservas internacionais (Tabela 5.1.5) fato que diminuiria a possibilidade de resistência a ataques especulativos. Além disso, apresentavam déficits em conta corrente ao longo deste período com recuperação apenas em 1998 (Tabela 5.8.1). Estas duas variantes (baixo nível de reservas e déficit em conta corrente) contribuiriam para previsões pessimistas para esses países. Por outro lado, estas economias apresentavam taxas de crescimento do Produto Interno Bruto (PIB) muito altas (Tabela 5.1.4) e isto seria um dos motivos pelos quais seriam feitas previsões super otimistas para investimentos realizados nesses países, ainda que tais investimentos não fossem tão seguros assim. Em virtude de fatores diversos como os citados, além de outros, o comportamento dos investidores pode ter mudado após a ocorrência da crise em questão.

Ainda relacionado à série de retornos do *Malaysi KLSE Composite*, pode-se dizer que o chamado efeito *leverage*, apresentado na literatura, estaria presente nesta série.

Finalmente, os gráficos 5.2.IIIa, 5.2.IIIb e 5.2.IIIc, no Anexo II, mostram as séries de fechamento médio semanal, dos retornos semanais e do quadrado dos retornos para a bolsa de

valores coreana (*Korea KOSPI Composite*), respectivamente. Ao visualizar-se o Gráfico 5.2.IIIa (fechamento médio semanal) não se pode afirmar se esta série é ou não estacionária. O teste estatístico ADF para esta série mostrou não estacionariedade da mesma. Ao nível de significância de 5%, não se rejeita a hipótese nula de existência de raiz unitária nesta série (ver Tabela 5.2.IIIa). Já a série de retornos do *Korea KOSPI Composite*, Gráfico 5.2.IIIb, é claramente estacionária. O que fica comprovado ao se realizar os testes de raiz unitária ADF e Phillips-Perron, mostrados nas tabelas 5.2.IIIb e 5.2.IIIc, respectivamente. Sendo rejeitada a hipótese nula de raiz unitária, ao nível de significância de 5%.

Além disso, como observado para as séries das bolsas tailandesa e malaia, também ocorre o efeito *leverage* na série da bolsa coreana.

Este índice, bem como o índice malaio, apresentou uma recuperação em seu nível após a crise de 1997. Porém, como nos dois outros casos, o comportamento da volatilidade mudou após essa crise. Sendo que, o mercado de ações coreano apresenta um comportamento mais volátil quando comparado ao comportamento dos outros dois mercados asiáticos considerados. De qualquer modo, nos três casos, a crise asiática parece ter sido realmente um ponto crucial (ou um divisor de águas) para a mudança de comportamento nos mercados analisados. Como dito anteriormente, os investidores parecem ter adotado uma postura diferente daquela que vinha sendo adotada no período que antecedeu a crise de 1997.

5.2.2 ANÁLISE PRELIMINAR DAS CORRELAÇÕES

De forma análoga ao capítulo anterior, nesta seção será feita uma análise preliminar das correlações entre estes mercados. Verificando-se o comportamento das correlações incondicionais entre os mesmos. De modo que, antes de partirmos para os resultados dos modelos, vamos fazer uma breve análise acerca das variâncias e correlações incondicionais para as séries dos retornos analisados aqui. A Tabela 5.2.2.1 mostra a variância incondicional para diversos períodos da amostra. Estes períodos foram escolhidos de forma *ad hoc*, sem a realização de qualquer teste para sua escolha (como realizado na análise dos mercados latino-americanos). Observa-se que, nos três casos, os períodos que cobrem os anos de 1996-1999 são os que apresentam maior variância – sendo que para o mercado coreano os dois períodos de maior variância incondicional seriam aqueles que cobrem os anos de 1997 a 2001 – estes

períodos cobrem, justamente, a crise asiática (1997), a crise russa (agosto de 1998) e a brasileira (início de 1999). Por outro lado, o período entre janeiro de 1994 e dezembro de 1995 apresenta a menor variância incondicional e, portanto, menor turbulência nos mercados. Conseqüentemente, confirma-se o que foi dito anteriormente acerca da crise mexicana (1994/1995), vale dizer, esta crise não teve impacto sobre os mercados de ações asiáticos em análise. Este fato será evidenciado novamente na análise dos modelos MS e MS-GARCH que será realizada na próxima seção.

Tabela 5.2.2.1: Variância Incondicional dos Retornos Semanais em Diversos Períodos

	<i>Thailand SET</i>	<i>Malaysi KLSE Composite</i>	<i>Korea KOSPI Composite</i>
1^a. sem. Jan.1994 a 1^a. sem. Jan. 2002⁸⁴	1.2165	1.0764	1.4718
1^a. sem. Jan.1994 a 4^a. sem. Dez. 1995	0.5460	0.4454	0.2643
1^a. sem. Jan.1996 a 4^a. sem. Dez. 1997	1.1275	1.1745	1.0258
5^a. sem. Dez.1997 a 4^a. sem. Dez. 1999	2.1561	1.9895	2.6672
5^a. sem. Dez.1999 a 3^a. sem. Dez. 2001	0.9901	0.7071	1.7951

Para as séries dos retornos multiplicadas por 100.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Utilizando-se os mesmos intervalos de tempo, calculou-se as correlações incondicionais entre as séries analisadas. Os resultados são reportados na Tabela 5.2.2.2.

Vê-se que, para o intervalo que cobre toda a amostra, isto é, da primeira semana de janeiro de 1994 à primeira semana de janeiro de 2002, as correlações incondicionais entre o *Thailand SET* e o *Malaysi KLSE Composite*, entre o *Thailand SET* e o *Korea KOSPI Composite* e entre o *Malaysi KLSE Composite* e o *Korea KOSPI Composite* são, respectivamente, 0,45, 0,41 e 0,21. Portanto, a menor correlação incondicional para o período se dá entre as bolsas malaia e coreana. Quando a amostra é dividida em subperíodos, observa-se que a maior correlação incondicional ocorre no período da primeira semana de janeiro de 1994 à quarta semana de dezembro de 1995 entre os retornos tailandês e malaio, 0,65. Sendo que, neste período, as correlações entre os retornos das bolsas tailandesa e coreana e entre os

⁸⁴ Como para o teste de Jennrich que será realizado posteriormente, é necessário que a amostra seja dividida em tamanhos iguais, optou-se por utilizar os mesmos períodos de tempo que serão usados no teste para ver as variâncias e correlações incondicionais das séries dos retornos médios dos mercados em questão. Por isso, ficam

retornos malaio e coreano são, respectivamente, 0,13 e 0,09. Portanto, muito inferiores às correlações observadas entre os retornos tailandês e malaio. Como pode ser observado na Tabela 5.2.2.1, este sub-período (que comporta o período da crise mexicana) é o que apresenta menor variância incondicional para os mercados em questão.

Quando se observa o próximo sub-período, da primeira semana de janeiro de 1996 a primeira semana de dezembro de 1997 (período que engloba a crise asiática), constata-se que há uma diminuição na correlação entre os retornos tailandês e malaio, passando de 0,65 para 0,40. Por outro lado, a correlação entre os retornos coreano e tailandês apresenta um pequeno aumento em relação ao período anterior (passando de 0,13 para 0,24) e a correlação entre os retornos malaio e coreano ficam basicamente estável (indo de 0,09 para 0,08).

O sub-período seguinte, abrangendo da quinta semana de dezembro de 1997 à quarta semana de dezembro de 1999, apresenta uma variância incondicional maior que aquela do período anterior (Tabela 5.2.2.1) e as correlações incondicionais mostram um aumento para todos os pares de retornos. Vale dizer, as correlações entre os retornos tailandês e malaio, entre os retornos tailandês e coreano e entre os retornos malaio e coreano passam para 0,44, 0,50 e 0,32, respectivamente. Nota-se, particularmente, um aumento mais acentuado nas correlações entre o *Thailand SET* e o *Korea KOSPI Composite* (de 0,24 para 0,50) e entre o *Malaysi KLSE Composite* e o *Korea KOSPI Composite* (de 0,08 para 0,32). Neste caso, observa-se, portanto, um aumento das variâncias incondicionais (Tabela 5.2.2.1) concomitantemente a um aumento das correlações o que estaria sinalizando a possibilidade de ocorrência de contágio de um mercado para o outro.

Para o último sub-período considerado (da quinta semana de dezembro 1999 à terceira semana de dezembro de 2001) observa-se uma diminuição da variância incondicional (Tabela 5.2.2.1) em relação ao período anterior. Quanto às correlações, tem-se uma pequena diminuição das mesmas entre os mercados tailandês e malaio (passando de 0,44 para 0,41) e entre os mercados tailandês e coreano (de 0,50 para 0,45). Para as correlações entre os mercados malaio e coreano observa-se uma queda maior nas correlações, passando de 0,32 para 0,13.

de fora duas observações que compõem o período amostral utilizado. Lembrando que, a forma como as sub-amostras são selecionadas é completamente *ad hoc*.

De modo geral, pode-se dizer que o comportamento apresentado pelas correlações incondicionais indica que não se pode relacionar sistematicamente aumentos na correlação a aumentos na variância. Como vimos, este padrão não se susteve para o caso analisado: em alguns casos, observou-se aumento da variância concomitante a aumento da correlação, porém em outros casos, observou-se aumento da variância com diminuição da correlação.

Tabela 5.2.2.2: Matrizes de Correlação Incondicional dos Retornos Semanais em Diversos Períodos

	<i>Thailand SET</i>	<i>Malaysi KLSE Composite</i>	<i>Korea KOSPI Composite</i>
1ª. sem. Jan.1994 a 1ª. sem. Jan. 2002			
<i>Thailand SET</i>	1.0000	0.4522	0.4136
<i>Malaysi KLSE Composite</i>	0.4522	1.0000	0.2103
<i>Korea KOSPI Composite</i>	0.4136	0.2103	1.0000
1ª. sem. Jan.1994 a 4ª. sem. Dez. 1995			
<i>Thailand SET</i>	1.0000	0.6454	0.1301
<i>Malaysi KLSE Composite</i>	0.6454	1.0000	0.0863
<i>Korea KOSPI Composite</i>	0.1301	0.0863	1.0000
1ª. sem. Jan.1996 a 4ª. sem. Dez. 1997			
<i>Thailand SET</i>	1.0000	0.4036	0.2393
<i>Malaysi KLSE Composite</i>	0.4036	1.0000	0.0842
<i>Korea KOSPI Composite</i>	0.2393	0.0842	1.0000
5ª. sem. Dez.1997 a 4ª. sem. Dez. 1999			
<i>Thailand SET</i>	1.0000	0.4387	0.5035
<i>Malaysi KLSE Composite</i>	0.4387	1.0000	0.3196
<i>Korea KOSPI Composite</i>	0.5035	0.3196	1.0000
5ª. sem. Dez.1999 a 3ª. sem. Dez. 2001			
<i>Thailand SET</i>	1.0000	0.4098	0.4450
<i>Malaysi KLSE Composite</i>	0.4098	1.0000	0.1250
<i>Korea KOSPI Composite</i>	0.4450	0.1250	1.0000

Para as séries dos retornos multiplicadas por 100.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Os gráficos 5.2.2.1 e 5.2.2.2 mostram o comportamento das variâncias e correlações incondicionais ao longo do tempo⁸⁵. A variância incondicional das séries em questão (Gráfico 5.2.2.1) apresenta um comportamento, no período que antecede a crise asiática, completamente distinto daquele mostrado após esta crise. Observa-se que no período pré-crise asiática, as séries dos retornos médios semanais para os três mercados são pouco voláteis. Este padrão de comportamento torna-se totalmente diferente quando ocorre a crise mencionada. A partir de 1997, as séries tornam-se bastante voláteis, sendo o período mais crítico aquele entre 1997 e 1998, quando se tem efetivamente a ocorrência da crise do leste asiático e também a crise russa (agosto de 1998). Ainda com respeito à variância incondicional, parece que, para a série coreana, houve uma mudança de caráter estrutural no seu mercado. Uma vez que, embora a volatilidade após o período de crise tenha diminuído, este mercado continuou apresentando um comportamento muito mais instável do que aquele apresentado no período que antecede as crises do final da década de 1990. Desta forma, pode-se dizer que o comportamento dos investidores no mercado coreano, em particular, sofreu uma mudança após tais crises. Muito provavelmente, os investidores, de um modo geral, tornaram-se mais cautelosos ao investirem em ações negociadas neste mercado. Por outro lado, as séries dos retornos das bolsas tailandesa e malaia, embora tenham apresentado um comportamento muito parecido com aquele do mercado coreano nos anos de 1997 a 1999, mostraram, após este período, uma diminuição na sua volatilidade para níveis bastante próximos daqueles observados no período que antecedeu a crise asiática.

Quando se observa o comportamento das correlações incondicionais (Gráfico 5.2.2.2), vê-se que, as correlações entre os retornos tailandês e malaio e entre os retornos tailandês e coreano apresentam um comportamento similar ao longo do tempo. Com períodos alternados de correlações incondicionais positivas e negativas. Em especial, observa-se que, no período da crise asiática, quando se tem um aumento da volatilidade das séries, ocorre também um aumento das correlações incondicionais entre estes mercados. Todavia, deve-se notar que, existe uma grande oscilação no comportamento destas correlações ao longo de todo o período em análise. Quando nos voltamos para o comportamento das correlações incondicionais entre os mercados malaio e coreano, notamos que, estes dois mercados apresentam uma correlação

⁸⁵ Estes gráficos foram construídos a partir de uma “janela móvel” de um ano ou 52 semanas e, portanto, mostram um comportamento alisado (suavizado) para as variâncias e correlações ao longo do tempo.

muito forte para o período entre 1994 e 1996 quando o comportamento das variâncias incondicionais mostra-se bastante estável. Entre 1996 e 1997, observa-se uma queda grande nestas correlações, porém, elas tornam a subir para os níveis anteriores a 1996 à época da crise que ocorreu na região. A partir de 1998, observa-se uma trajetória oscilando em torno 0,2 a 0,4.

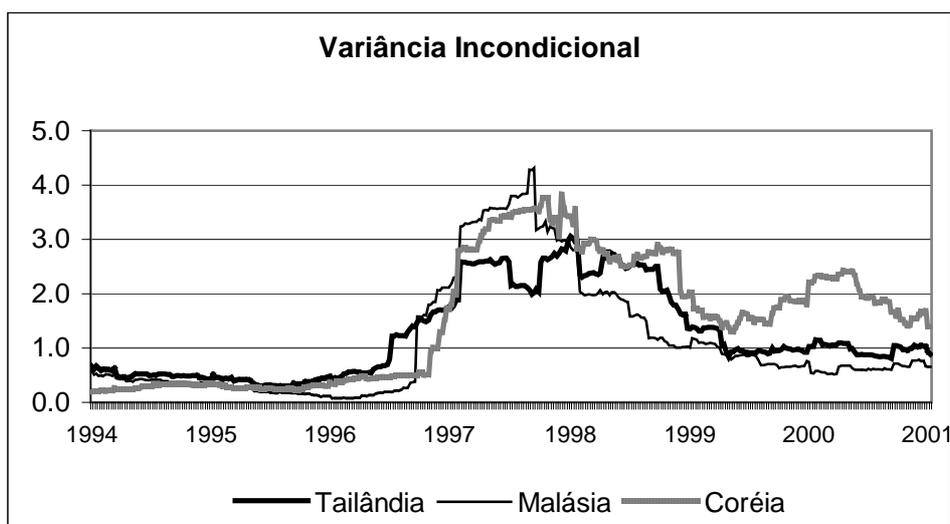


Gráfico 5.2.2.1

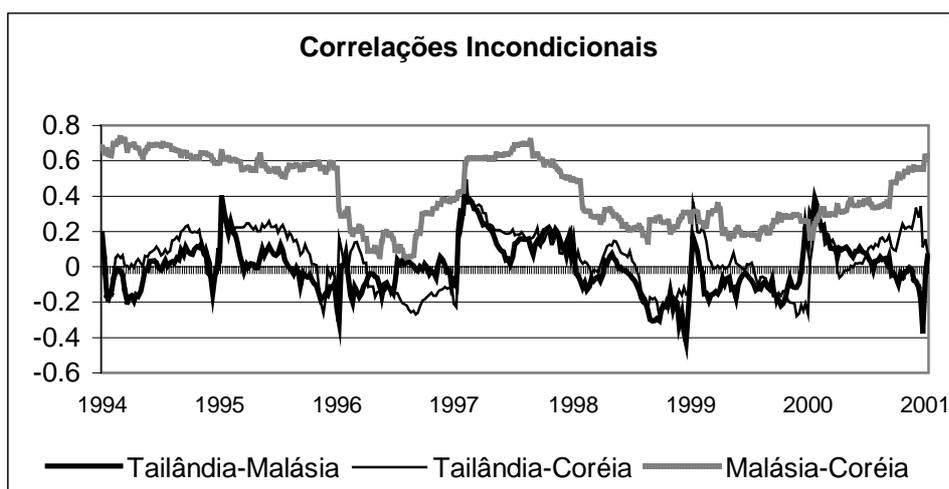


Gráfico 5.2.2.2

Para averiguarmos se existe ligação entre um aumento na correlação incondicional e turbulência ou nervosismo no mercado de ações desses países, o que significaria testar se a correlação incondicional é constante ao longo de sub-períodos da amostra⁸⁶, pode-se realizar um teste de igualdade entre duas matrizes de correlação computadas através de sub-amostras independentes, como é o caso do teste desenvolvido por Jennrich (1970). Como para a realização deste teste é preciso que os tamanhos das sub-amostras sejam iguais, foi feita uma subdivisão da amostra em quatro sub-períodos, cada um contendo 104 observações.⁸⁷

A Tabela 5.2.2.3 apresenta os resultados obtidos com o teste de Jennrich. Como pode ser observado, o teste indica que a hipótese nula de correlações constantes pode ser rejeitada apenas ao nível de significância de 8,52% para as correlações entre os três mercados nos períodos que abrangem da primeira semana de janeiro/94 à quarta semana de dezembro/95 e da primeira semana de janeiro/96 à quarta semana de dezembro/97. Ao se considerar separadamente as correlações, isto é, aos pares, o teste revela que somente a correlação entre os mercados tailandês e malaio mudou significativamente entre estes dois intervalos. Ao compararmos estes resultados com o comportamento das variâncias e correlações incondicionais reportados nas tabelas 5.2.2.1 e 5.2.2.2, respectivamente, para estes dois intervalos, vemos que a variância dos retornos destes mercados experimentou um aumento de um intervalo para o outro. E as correlações incondicionais entre os mercados tailandês e malaio diminuíram, enquanto as correlações entre os mercados tailandês e coreano aumentaram e as correlações entre os mercados malaio e coreano diminuíram muito pouco. Desta forma, como mostra o teste de Jennrich para estes dois períodos houve mudança significativa apenas entre os mercados tailandês e malaio e, como houve aumento nas variâncias incondicionais concomitantemente a uma diminuição nas correlações entre estes dois mercados, não há evidência de contágio de um mercado para o outro neste caso.

Na comparação entre os dois intervalos de tempo seguintes, isto é, entre os períodos que cobrem da primeira semana de janeiro/96 a quarta semana de dezembro/97 e da quinta

⁸⁶ Como ressaltado no capítulo anterior, se os resultados mostrarem, concomitantemente, a ocorrência de aumento da volatilidade e aumento das correlações incondicionais, e, o teste constatar que tais correlações não são constantes ao longo dos períodos analisados, então, haverá evidência a favor da existência de contágio. Se, por outro lado, houver diminuição da volatilidade juntamente com aumento das correlações e o teste mostrar que as correlações não são constantes ao longo tempo, isto indicará a não ocorrência de contágio de um mercado para o outro.

semana de dezembro/97 à quarta semana de dezembro/99, o teste de Jennrich mostra que ao nível de significância de 2,71% houve mudança nas correlações incondicionais entre os mercados tailandês e coreano. E, ao nível de significância de 7,67% pode-se dizer que houve mudança nas correlações incondicionais entre os mercados malaio e coreano. Observa-se na Tabela 5.2.2.1 que ocorreu um aumento expressivo nas variâncias incondicionais entre estes dois períodos. Quando nos voltamos para as correlações incondicionais mostradas na Tabela 5.2.2.2, vemos que também houve aumento nas mesmas. Portanto, neste caso, existe evidência a favor da ocorrência de contágio entre os mercados tailandês e coreano e entre os mercados malaio e coreano.

Para a última comparação realizada – entre os períodos da quinta semana de dezembro/97 à quarta semana de dezembro/99 e a quinta semana de dezembro/99 à terceira semana de dezembro/01 – o teste de Jennrich não rejeita que as correlações incondicionais sejam constantes em todos os casos. Portanto, as diminuições ocorridas nas correlações incondicionais entre estes dois períodos (Tabela 5.2.2.2) não se mostraram significativas estatisticamente. Conseqüentemente, não há evidência de contágio, pois, embora tenha ocorrido diminuição nas variâncias incondicionais ao mesmo tempo em que houve diminuição nas correlações incondicionais, o teste de Jennrich não pôde rejeitar a hipótese de correlações constantes ao longo do tempo.

Tabela 5.2.2.3: Teste de Igualdade de Matrizes de Correlação Incondicional de Jennrich

Mercados	Graus de Liberdade $k(k-1)/2$	1-01-1994 a 4-12-1995		1-01-1996 a 4-12-1997		5-12-1997 a 4-12-1999	
		X		X		X	
		1-01-1996 a 4-12-1997	5-12-1997 a 4-12-1999	5-12-1997 a 4-12-1999	5-12-1999 a 3-12-2001	Estatística	p-valor
		Estatística	p-valor	Estatística	p-valor	Estatística	p-valor
Tailândia-Malásia-Coréia	3	6.6155	0.0852	5.9417	0.1145	2.3685	0.4995
Tailândia-Malásia	1	5.7861	0.0162	0.0947	0.7583	0.0644	0.7996
Tailândia-Coréia	1	0.6652	0.4147	4.8819	0.0271	0.2960	0.5864
Malásia-Coréia	1	0.0002	0.9879	3.1331	0.0767	2.1795	0.1399

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

⁸⁷ Desta forma, as duas últimas observações da amostra ficaram de fora, o que não prejudica esta análise. Note-se que, estes subperíodos são os mesmos utilizados na construção das tabelas 5.2.2.1 e 5.2.2.2 para as variâncias e correlações incondicionais, respectivamente.

A Tabela 5.2.2.4 mostra um resumo dos resultados obtidos até aqui para os mercados de ações asiáticos sob investigação. De forma análoga aos resultados obtidos na avaliação feita para os mercados latino-americanos analisados no capítulo anterior, o teste de Jennrich mostra que a possível relação entre aumento da correlação internacional e turbulência no mercado de ações seria apenas parcialmente confirmada. Vale dizer, houve aumento nas variâncias incondicionais ao mesmo tempo em que havia diminuição das correlações incondicionais (primeira comparação feita, caso dos mercados tailandês e malaio), e, aumento das correlações incondicionais concomitantemente ao aumento da variância incondicional, que ocorreu na segunda comparação realizada entre os mercados tailandês e coreano e entre os mercados malaio e coreano.

Como argumentado no capítulo anterior, quando há mudança na variância no período em análise, a estimativa da correlação incondicional é viesada. Por isso, o coeficiente de correlação deveria ser ajustado. De acordo com a literatura, quando há esse ajuste no coeficiente de correlação, haveria não apenas alteração das estimativas das correlações através dos mercados, mas também redução significativa das estimativas de contágio nos mercados sob investigação. Dessa forma, o teste realizado para correlações incondicionais constantes (teste de Jennrich), não seria ideal para averiguar a ocorrência ou não de contágio entre os mercados de ações.

Um outro problema que poderia ser apontado com o teste realizado anteriormente seria o fato de ser escolher *a priori*, de forma *ad hoc*, os intervalos em que serão analisadas as correlações. Em outras palavras, os limiares ou as fronteiras das sub-amostras são escolhidas sem base em um processo de geração de dados que permita, por exemplo, a identificação segura de quebras estruturais ou mudanças de regime na volatilidade. Sendo assim, uma forma de se evitar tais dificuldades para testar mudança na correlação seria utilizar um processo de geração de dados permitindo a possibilidade de mudanças de regime (sem se determinar de forma exógena tais períodos de mudança), estimar os parâmetros do modelo e, finalmente, testar para mudança nas correlações.

Tabela 5.2.2.4: Resumo dos Resultados Obtidos para os Mercados Asiáticos

1-01-94 a 4-12-95 X 1-01-96 a 4-12-97			
Mercados	Variância incondicional	Correlações incondicionais	Conclusão do teste de Jennrich
Tailândia-Malásia	0.5460 X 1.1275 (Tai) e 0.4454 X 1.1745 (Mal)	0.6454 X 0.4036	Rejeita correlações constantes (Não ocorrência de contágio)
Tailândia-Coréia	0.5460 X 1.1275 (Tai) e 0.2643 X 1.0258 (Cor)	0.1301 X 0.2393	Não rejeita correlações constantes (Não ocorrência de contágio)
Malásia-Coréia	0.4454 X 1.1745 (Mal) e 0.2643 X 1.0258 (Cor)	0.0863 X 0.0842	Não rejeita correlações constantes (Não ocorrência de contágio)
1-01-1996 a 4-12-1997 X 5-12-1997 a 4-12-1999			
Mercados	Variância incondicional	Correlações incondicionais	Conclusão do teste de Jennrich
Tailândia-Malásia	1.1275 X 2.1561 (Tai) e 1.1745 X 1.9895 (Mal)	0.4036 X 0.4387	Não rejeita correlações constantes (Não ocorrência de contágio)
Tailândia-Coréia	1.1275 X 2.1561 (Tai) e 1.0258 X 2.6672 (Cor)	0.2393 X 0.5035	Rejeita correlações constantes (Possível ocorrência de contágio)
Malásia-Coréia	1.1745 X 1.9895 (Mal) e 1.0258 X 2.6672 (Cor)	0.0842 X 0.3196	Rejeita correlações constantes (Possível ocorrência de contágio)
5-12-1997 a 4-12-1999 X 5-12-1999 a 3-12-2001			
Mercados	Variância incondicional	Correlações incondicionais	Conclusão do teste de Jennrich
Tailândia-Malásia	2.1561 X 0.9901 (Tai) e 1.9895 X 0.7071 (Mal)	0.4387 X 0.4098	Não rejeita correlações constantes (Não ocorrência de contágio)
Tailândia-Coréia	2.1561 X 0.9901 (Tai) e 2.6672 X 1.7951 (Cor)	0.5035 X 0.4450	Não rejeita correlações constantes (Não ocorrência de contágio)
Malásia-Coréia	1.9895 X 0.7071 (Mal) e 2.6672 X 1.7951 (Cor)	0.3196 X 0.1250	Não rejeita correlações constantes (Não ocorrência de contágio)

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Sendo assim, analogamente ao exercício realizado para os mercados latino-americanos, neste capítulo será utilizada a mesma metodologia do capítulo anterior com a finalidade de averiguar a ocorrência ou não de contágio entre os mercados asiáticos sob investigação. De

modo que, serão analisados, a seguir, os resultados obtidos para os modelos com mudança de regime markoviana multivariados (MS) e os modelos com mudança de regime markoviana com variância GARCH multivariados (MS-GARCH) apresentados no final do capítulo três.

5.2.3 RESULTADOS DOS MODELOS

A seguir, serão apresentados os resultados obtidos para cada um dos diversos modelos estimados para a série de retornos médios semanais das bolsas de valores da Tailândia, da Malásia e da Coreia para o período em análise, bem como as características de cada modelo.

A primeira classe de modelos estimados se refere aos modelos multivariados com mudança de regime markoviana (MS) considerando que a variância condicional seja constante dentro de cada regime, esta característica tenta capturar a heterocedasticidade apenas com a mudança do regime. Supõe-se, portanto, que dentro do regime a variância não mude. Especificamente, estes são os modelos apresentados na seção 3.4 do capítulo três. Para esta classe foram estimadas várias especificações que são reportadas a seguir.

a) modelo MS com média dependente do regime e distribuição condicional Normal

Primeiramente, foi estimado um modelo MS multivariado, com a média dependente do regime para cada série, ou seja, $R_{it} = \mu_i^0 S_t + \mu_i^1 (1 - S_t) + \sqrt{h_i^0 S_t + h_i^1 (1 - S_t)} \varepsilon_{it}$; variância constante dentro de cada regime; e **distribuição condicional normal**, ou seja,

$$R_{it} | I_{t-1} \sim \begin{cases} N(\mu_i^0, h_i^0) \text{ com probabilidade } \pi_t \\ N(\mu_i^1, h_i^1) \text{ com probabilidade } 1 - \pi_t \end{cases}$$

Para este modelo foram obtidos os resultados mostrados na Tabela 5.2.3.1. Como pode ser observado através dos resultados reportados nesta tabela, são considerados dois regimes ou estados para a volatilidade: o regime 0 que é o regime de baixa volatilidade, representando períodos de maior calma nos mercados, e, o regime 1 que é o de alta volatilidade que, por sua vez, representa os momentos de maior nervosismo ou turbulência nos mercados. Pode-se observar que, para este modelo, as médias,

μ_i^k , $k = 0, 1$; $i = 1, 2, 3$ (Tailândia, Malásia, Coréia), só se mostram estatisticamente significativas para os retornos médios do mercado de ações tailandês no regime 0. Sendo assim, foi estimado o mesmo modelo, porém, com as médias ou valores esperados dos retornos em cada país sendo independentes do regime (ver Tabela 5.2.3.2).

Nota-se também que, as variâncias em cada regime para os respectivos retornos se mostram estatisticamente significativas, o que indica que realmente a variância não é constante ao longo do tempo, existindo, portanto, heterocedasticidade. Ao analisar-se as correlações entre os países, onde, por exemplo, ρ_{12}^0 representa a correlação entre os retornos médios semanais da bolsa de valores da Tailândia (1) e da Malásia (2) no regime 0⁸⁸, vê-se que as correlações tiveram um aumento ao se passar do regime calmo para o turbulento. Isto revela, neste caso, que existe evidência a favor da ocorrência de contágio de um mercado para o outro. Tal evidência precisaria ser confirmada para se saber se o aumento nas correlações entre estes mercados foi ou não significativo. Vale dizer que, as correlações no regime 0 entre Tailândia e Coréia (0,089), e entre Malásia e Coréia (0,0636), não se mostraram estatisticamente diferentes de zero. E, a correlação entre os mercados malaio e coreano, no regime 1, se mostrou significativa apenas ao nível de significância de 12,21%.

Quanto às probabilidades de transição, $p = \Pr[S_t = 0 | S_{t-1} = 0]$ e $q = \Pr[S_t = 1 | S_{t-1} = 1]$, temos a seguinte matriz:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9336 & 0.0664 \\ 0.1047 & 0.8953 \end{pmatrix}$$

A partir da matriz de probabilidades de transição acima, podemos calcular a duração média de cada regime ou estado de volatilidade. Foram obtidos os seguintes resultados: no regime de baixa volatilidade a duração média seria de $(1-p)^{-1} = 15.06 \cong 15$ semanas, e, no caso do regime de alta volatilidade, $(1-q)^{-1} = 9.55 \cong 9$ semanas. Observa-se, portanto, pelos resultados deste modelo, que os períodos de calmaria nos mercados têm uma persistência maior do que aqueles mais nervosos, durando, em média, quase 2 vezes mais do que os períodos de maior turbulência.

Tabela 5.2.3.1: Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	-0.1087**	-2.3002	h_1^1	2.3249***	8.3493
μ_2^0	-0.0026	-0.0634	h_2^1	2.2507***	8.2045
μ_3^0	-0.0274	-0.6150	h_3^1	3.1527***	8.2341
h_1^0	0.4806***	8.2789	ρ_{12}^0	0.4187***	2.7193
h_2^0	0.2958***	9.1424	ρ_{12}^1	0.4618***	2.9071
h_3^0	0.3730***	8.5585	ρ_{13}^0	0.0890	0.5753
μ_1^1	0.0071	0.1412	ρ_{13}^1	0.4961***	3.1240
μ_2^1	-0.0689	-0.5753	ρ_{23}^0	0.0636	0.4055
μ_3^1	0.0857	0.6762	ρ_{23}^1	0.2436	1.5492
P	0.9336**	2.4030	Q	0.8953**	2.1661

Log-verossimilhança: -1634.3087

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Ainda com relação às probabilidades de transição, para visualizarmos o seu comportamento ao longo do tempo, vamos observar o gráfico das “probabilidades filtradas”, $P(s_t, s_{t-1} | R_t, R_{t-1}, \dots, R_{-3})$, que denotam a probabilidade condicional que o estado ou regime no instante t seja s_t , e que no instante $t-1$ fosse s_{t-1} , isto é, probabilidades condicionais aos valores de R observados através do tempo, t (Gráfico 5.2.3.1a, no Anexo II); e o gráfico das “probabilidades alisadas”, $P(s_t | R_T, R_{T-1}, \dots, R_{-3})$, que, por sua vez, são inferências sobre o estado no instante t baseadas nos dados disponíveis na amostra, de tamanho T (Gráfico 5.2.3.1b, no Anexo II).

Como pode ser visto através destes gráficos e como dito anteriormente, a crise mexicana (1994-1995) não afetou os mercados de ações asiáticos. Desta forma, este período inicial da amostra apresenta-se como sendo um período de calma nestes mercados, fazendo parte, portanto, do regime de baixa volatilidade (regime 0). Fato este, diametralmente distinto do ocorrido com os mercados latino-americanos analisados no capítulo anterior. A partir de

⁸⁸ Em todas as estimativas dos diversos modelos analisados, neste capítulo, os supra-índices representam os regimes 0 (baixa volatilidade) e 1 (alta volatilidade); e os sub-índices representam os respectivos países, sendo o

meados de 1997 ao final deste mesmo ano e num longo período que se estende pelos anos de 1998 e 1999 observa-se um comportamento mais volátil, mais turbulento para estas séries, constatando-se um regime de alta volatilidade (regime 1). É justamente durante este período que ocorrem as crises asiática (1997), russa (1998) e brasileira (1999). No restante do período amostral (após 2000), verifica-se a alternância entre períodos de baixa e alta volatilidade. Como já comentado em outra oportunidade, o comportamento destas séries após a ocorrência da crise asiática mudou sensivelmente apresentando-se mais volátil. Por isso, não é de se estranhar que após os períodos marcados pelas crises mencionadas tenha havido esta maior alternância entre os regimes de volatilidade. É como se as crises, particularmente a asiática, tenham exercido um efeito forte o suficiente sobre o comportamento dos investidores destes mercados, afetando sua confiança numa dada estabilidade nos rendimentos obtidos em tais mercados de ações.

Como dito acima, os resultados deste modelo que considera valores esperados dos retornos das ações dependentes do regime de volatilidade, mostraram que as médias só se apresentaram estatisticamente significativas para o mercado tailandês no regime 0. Devido a isso, foi estimado o mesmo modelo, porém, com as médias ou valores esperados dos retornos em cada país sendo independentes do regime de volatilidade. Ou seja, foi estimada a especificação (b), a seguir.

b) modelo MS com média independente do regime e distribuição condicional Normal

Modelo MS multivariado, com a média independente do regime para cada série, ou seja, $R_{it} = \mu_i + \sqrt{h_i^0 S_t + h_i^1 (1 - S_t)} \varepsilon_{it}$; variância constante dentro de cada regime; e **distribuição condicional normal**, ou seja,

$$R_{it} | I_{t-1} \sim \begin{cases} N(\mu_i, h_i^0) \text{ com probabilidade } \pi_t \\ N(\mu_i, h_i^1) \text{ com probabilidade } 1 - \pi_t \end{cases}$$

Os resultados para esta especificação são reportados na Tabela 5.2.3.2. Observa-se através desta tabela que, mais uma vez, apenas o valor esperado para os retornos da bolsa

1 representando a Tailândia, o 2 a Malásia e o 3, a Coreia.

tailandesa é estatisticamente diferente de zero para o período em análise. As variâncias mostram-se estatisticamente significativas para os dois regimes de volatilidade, confirmando a existência de heterocedasticidade nas séries. Novamente, os resultados mostraram um dado aumento nas correlações entre os mercados analisados quando ocorre a mudança do regime de volatilidade baixa para o de alta volatilidade. Sendo que, as maiores alterações ocorrem nas correlações entre os mercados tailandês e coreano (passando de 0.0896 para 0,4955) e entre os mercados malaio e coreano (de 0.0598 para 0.2409). Embora, como pode ser visto pelos resultados, as correlações entre os mercados tailandês e coreano e entre os mercados malaio e coreano no regime 0 não tenham se mostrado estatisticamente significativos.⁸⁹ Quanto à matriz de probabilidades de transição, para este modelo estimado, tem-se:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9292 & 0.0708 \\ 0.1100 & 0.8900 \end{pmatrix}$$

Tabela 5.2.3.2: Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	-0.0897**	-2.2347	ρ_{12}^0	0.4238***	2.7084
μ_2	-0.0096	-0.3580	ρ_{12}^1	0.4561***	2.9015
μ_3	-0.0178	-0.5317	ρ_{13}^0	0.0896	0.5822
h_1^0	0.4694***	8.0146	ρ_{13}^1	0.4955***	3.1262
h_2^0	0.2935***	9.2424	ρ_{23}^0	0.0598	0.4124
h_3^0	0.3707***	8.4173	ρ_{23}^1	0.2409	1.5441
h_1^1	2.3376***	8.3670	P	0.9292***	11.8458
h_2^1	2.2433***	8.1683	Q	0.8900***	10.4148
h_3^1	3.1457***	8.2393	Log-verossimilhança: -1635.2403		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Ao ser efetuado o cálculo para a duração média de cada regime de volatilidade, a partir da matriz de probabilidades de transição estimada, foram obtidos os seguintes resultados: no

⁸⁹ Para a correlação entre os mercados malaio e coreano no regime 1, verifica-se a significância estatística apenas ao nível de 12,34%.

regime de baixa volatilidade a duração média seria de $(1-p)^{-1} = 14.12 \cong 14$ semanas, e, no caso do regime de alta volatilidade, $(1-q)^{-1} = 9.09 \cong 9$ semanas. Outra vez observa-se que os períodos de maior tranqüilidade nos mercados têm uma persistência maior do que aqueles mais nervosos. No Anexo II encontram-se os gráficos mostrando as probabilidades filtradas (Gráfico 5.2.3.2a) e as probabilidades alisadas (Gráfico 5.2.3.2b) estimadas para este modelo.

c) modelo MS com média dependente do regime, correlações independentes do regime e distribuição condicional Normal:

Uma outra especificação para este modelo foi estimada, agora, considerando, o modelo MS com média dependente do regime para cada série, $R_{it} = \mu_i^0 S_t + \mu_i^1 (1 - S_t) + \sqrt{h_i^0 S_t + h_i^1 (1 - S_t)} \varepsilon_{it}$; variância constante dentro de cada regime; mas com correlação constante entre os regimes, $h_{ijt}^0 = \rho_{ij} (h_{it}^0 h_{jt}^0)^{1/2}$, $h_{ijt}^1 = \rho_{ij} (h_{it}^1 h_{jt}^1)^{1/2}$ com $i, j = 1, 2, 3, j \neq i$, isto é, supondo que ao mudar de um regime para outro as correlações entre os mercados fiquem inalteradas; e **distribuição condicional normal**. Os resultados obtidos para este modelo são reportados na Tabela 5.2.3.3.

Como se pode observar, os valores esperados dos retornos não se mostraram significativos estatisticamente em nenhum dos casos.

As variâncias para os dois regimes se mostraram estatisticamente significativas, confirmando a existência de heterocedasticidade nas séries analisadas. Note-se que, as variâncias no regime de baixa volatilidade são realmente muito inferiores àquelas observadas nos regime de alta volatilidade.

A igualdade das correlações nos dois regimes também se mostrou significativa estatisticamente. De forma que, não podemos descartar tal hipótese. Neste caso, como pode ser visto, as maiores correlações se dão entre os mercados tailandês e malaio (0.4398).

Quanto à matriz de probabilidades de transição, as estimativas foram as seguintes:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.8947 & 0.1053 \\ 0.1589 & 0.8411 \end{pmatrix}$$

Portanto, a duração média dos regimes seria, no caso do regime 0, $(1-p)^{-1} = 9.5 \cong 9$ semanas e, para o regime 1, $(1-q)^{-1} = 6.29 \cong 6$ semanas. Vê-se que, para este modelo os resultados mostram que a duração média dos dois regimes é bastante semelhante.

Tabela 5.2.3.3: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	-0.0851	-1.2587	h_1^1	2.2638***	7.9216
μ_2^0	-0.0112	-0.1637	h_2^1	2.1997***	6.5003
μ_3^0	-0.0270	-0.5374	h_3^1	2.9385***	7.0203
h_1^0	0.4332***	5.2981	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.4398***	4.0755
h_2^0	0.2835***	8.2822	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.3217***	2.7537
h_3^0	0.3884***	5.1959	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.1645	1.5084
μ_1^1	-0.0303	-0.2816	P	0.8947***	2.5124
μ_2^1	-0.0547	-0.3455	Q	0.8411**	2.0656
μ_3^1	0.0826	0.5253	Log-verossimilhança: -1641.3236		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Como as médias para este modelo não se mostraram significativas para ambos os regimes de volatilidade, o mesmo modelo foi estimado, porém, considerando que os retornos esperados sejam independentes do regime de volatilidade. Ou seja, foi estimada a seguinte especificação:

d) modelo MS com média e correlações independentes do regime de volatilidade e distribuição condicional Normal

Modelo MS multivariado, com a média independente do regime para cada série, $R_{it} = \mu_i + \sqrt{h_i^0 S_t + h_i^1 (1 - S_t)} \varepsilon_{it}$; variância constante dentro de cada regime; correlação constante entre os regimes; e **distribuição condicional normal**. Seus resultados encontram-se na Tabela 5.2.3.4.

Os resultados mostram que somente a média dos retornos tailandeses é estatisticamente significativa (ao nível de significância de 7,73%), sendo a mesma negativa. Note-se, ainda, que este padrão de média dos retornos sendo negativa vem se repetindo ao longo dos modelos. O que evidenciaria que, ao longo do tempo, tais mercados não seriam um investimento muito atrativo. De fato, se retornarmos à tabela que mostra as estatísticas descritivas dos dados (Tabela 5.2.1) veremos que apenas a média dos retornos para o mercado coreano não é negativa.

Tabela 5.2.3.4: Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	-0.0757*	-1.7708	h_1^1	2.2794***	8.0652
μ_2	-0.0157	-0.4742	h_2^1	2.2176***	6.9680
μ_3	-0.0125	-0.3177	h_3^1	2.9618***	7.4562
h_1^0	0.4344***	6.1897	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.4391***	4.0822
h_2^0	0.2839***	8.9438	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.3234***	2.8466
h_3^0	0.3934***	5.5956	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.1614	1.4955
P	0.8942***	2.6956	q	0.8382**	2.0695

Log-verossimilhança: -1641.7852

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

As variâncias nos dois regimes continuaram estatisticamente significativas, e, a hipótese de igualdade das correlações nos dois regimes não pôde ser rejeitada ao nível de significância de 1% apenas entre os mercados tailandês e malaio e entre os mercados tailandês e coreano.

Para este modelo, a matriz de probabilidades de transição estimada foi:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.8942 & 0.1058 \\ 0.1618 & 0.8382 \end{pmatrix}$$

Mostrando uma duração média para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 9.45 \cong 9$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 6.18 \cong 6$ semanas. O comportamento das probabilidades

filtradas e alisadas ao longo do tempo para este modelo aparece nos gráficos 5.2.3.4a e 5.2.3.4b, respectivamente, no Anexo II.

De modo análogo ao realizado na análise dos mercados latino-americanos, a partir de agora, serão reportadas as reestimativas destes mesmos modelos, porém, com a utilização da distribuição condicional t-Student para as inovações ao invés da distribuição normal como veio sendo utilizada nas formulações anteriores. Este recurso é utilizado com o objetivo de capturar o excesso de curtose dos resíduos.

e) modelo MS com média dependente do regime e distribuição condicional t-Student

O primeiro modelo estimado foi o modelo MS multivariado, com média dependente do regime para cada série; variância constante dentro de cada regime; **distribuição condicional t-Student**. Como dito anteriormente, para os casos em que se utiliza a distribuição t-Student, acrescenta-se ao vetor de parâmetros a ser estimado, os graus de liberdade desta função de distribuição.

Para este modelo foram obtidos os resultados mostrados na Tabela 5.2.3.5. Neste caso, os valores esperados para os retornos médios só se mostraram significativos estatisticamente para o mercado de ações tailandês no regime 0.

As variâncias continuaram mostrando-se significativas estatisticamente, confirmando a existência de heterocedasticidade. A mesma observação feita a respeito do comportamento das variâncias no caso dos mercados latino-americanos pode ser feita para os mercados asiáticos sob investigação. Ou seja, pode-se observar ao comparar todos os modelos reportados até o momento que, no regime 0, as variâncias do modelo que considera distribuição condicional t-Student são maiores que aquelas quando se considera a distribuição condicional normal. Por outro lado, no regime de alta volatilidade, as variâncias, quando se considera a distribuição t-Student são menores que no caso da distribuição normal.

Os graus de liberdade estimados por quase-verossimilhança também se mostraram significativos.

As correlações entre os mercados tailandês e malaio diminuíram um pouco ao se passar do regime de baixa volatilidade para o de alta volatilidade (de 0.4760 para 0.3959), sendo as mesmas significativas estatisticamente. Observa-se um forte aumento para as correlações entre os mercados tailandês e coreano (de 0.1025 para 0.5178). E, no caso das correlações entre os

mercados malaio e coreano tem-se um aumento das mesmas, porém, um pouco mais modesto do que o verificado no caso anterior (de 0.0849 para 0.2626). Sendo assim, estes resultados indicariam a possibilidade de ter ocorrido contágio entre os mercados tailandês e coreano (principalmente) e entre os mercados malaio e coreano. Por outro lado, os resultados indicariam a existência de interdependência entre os mercados tailandês e malaio.

Tabela 5.2.3.5: Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	-0.0966*	-1.9575	h_3^1	2.4284***	8.8269
μ_2^0	0.0111	0.3283	GL	5.0174***	9.0057
μ_3^0	-0.0397	-0.9657	ρ_{12}^0	0.4760***	3.2132
h_1^0	0.6718***	9.0016	ρ_{12}^1	0.3959***	2.6777
h_2^0	0.3644***	9.3963	ρ_{13}^0	0.1025	0.5721
h_3^0	0.4011***	7.5504	ρ_{13}^1	0.5178***	3.4915
μ_1^1	-0.0729	-0.9896	ρ_{23}^0	0.0849	0.5105
μ_2^1	-0.0774	-1.1402	ρ_{23}^1	0.2626*	1.7528
μ_3^1	0.0569	0.5594	p	0.9990	0.0670
h_1^1	1.5592***	8.7547	q	0.9990	0.0202
h_2^1	1.3238***	8.6550	Log-verossimilhança: -1598.3989		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente, os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Quanto às probabilidades de transição, para este modelo não se obteve estimativas significativas estatisticamente. Para os mercados asiáticos, basicamente todos os modelos que consideram a distribuição t-Student ao invés da normal, apresentam dificuldade na estimativa das probabilidades de transição. Observa-se, uma convergência para valores muito altos para as probabilidades de se permanecer em um estado de volatilidade uma vez que o mercado tenha atingido tal estado. Portanto, a duração média de cada regime de volatilidade é alta demais para fazer sentido econômico (cerca de 1000 semanas!). Infelizmente, mesmo após

serem feitas muitas tentativas para estimar tais modelos utilizando-se outros valores iniciais para os parâmetros, tal resultado ainda persistiu.

Vale dizer que, a significância estatística das probabilidades de transição é dada relativamente a 50%. Como vimos no capítulo três, a probabilidade condicional converge, assintoticamente, para o limite da probabilidade incondicional. Ou seja, a probabilidade de estar no regime 0, $P[S_t = 0]$, é dada por $P[S_t = 0] = \pi = \frac{1-q}{2-p-q}$, onde $1-q = \Pr[S_t = 0 | S_{t-1} = 1]$, $p = \Pr[S_t = 0 | S_{t-1} = 0]$ e $q = \Pr[S_t = 1 | S_{t-1} = 1]$. Logo, quando $p = 0.50$ e $q = 0.50$, a probabilidade de estar no regime 0, π , será de 50%. O mesmo ocorrendo com a probabilidade de estar no regime 1, isto é, $(1-\pi) = 0.50$. Conseqüentemente, não se consegue uma definição mais precisa de qual seria o estado ou regime que está ocorrendo. Neste caso, portanto, não se consegue distinguir claramente entre regimes calmo e turbulento.

Os gráficos 5.2.3.5a e 5.2.3.5b no Anexo II mostram, respectivamente, o comportamento das probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo. Como pode ser observado, tal comportamento mostra o período que antecede a crise asiática em 1997 como sendo todo ele de baixa volatilidade e o período que inclui a crise e os anos subseqüentes (até meados de 2001) sendo de alta volatilidade. É como se as estimativas mostrassem que tais mercados estivessem em constante crise após 1997, o que, obviamente, não faz sentido. Este fato poderia ser um indicativo de que a inclusão de um terceiro regime de volatilidade, isto é, utilizar-se três regimes (baixa, média e alta volatilidades) traria resultados com maior sentido econômico. Porém, devido às dificuldades nas estimativas, esta tentativa não foi feita. A inclusão de três regimes de volatilidade para a análise destes mercados, em particular, é uma sugestão dada aqui para algum trabalho a ser realizado posteriormente.

Como, para este modelo, as médias no regime de alta volatilidade se mostraram não significativas estatisticamente, foi estimado o mesmo modelo, porém, considerando as médias independentes do regime de volatilidade. Sendo assim, foi estimada a seguinte especificação:

f) modelo MS com média independente do regime e distribuição condicional t-Student

Modelo MS multivariado, com média independente do regime para cada série; variância constante dentro de cada regime; **distribuição condicional t-Student**. Os resultados obtidos aparecem na Tabela 5.2.3.6.

Para este modelo com médias constantes, isto é, independentes do regime de volatilidade, apenas o retorno esperado para as ações do mercado tailandês se mostrou estatisticamente diferente de zero. Observe-se, entretanto, que o valor esperado é negativo.

As variâncias, mais uma vez mostraram-se estatisticamente significativas nos dois regimes.

Tabela 5.2.3.6: Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	-0.0997**	-2.4604	GL	5.0973***	8.8977
μ_2	-0.0115	-0.3390	ρ_{12}^0	0.4694***	3.1838
μ_3	-0.0233	-0.6617	ρ_{12}^1	0.3921***	2.6526
h_1^0	0.6632***	9.0952	ρ_{13}^0	0.1028	0.6318
h_2^0	0.3593***	9.1764	ρ_{13}^1	0.5174***	3.4851
h_3^0	0.3981***	7.6479	ρ_{23}^0	0.0838	0.5061
h_1^1	1.5542***	8.7776	ρ_{23}^1	0.2564*	1.7332
h_2^1	1.3270***	8.6986	P	0.9990	0.1328
h_3^1	2.4337***	8.7979	Q	0.9990	0.0795

Log-verossimilhança: -1599.9300

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente, os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Quanto às correlações entre os retornos dos diferentes mercados, o comportamento observado no modelo anterior, repete-se aqui também. Ou seja, ocorre uma pequena queda na correlação entre os mercados de ações tailandês e malaio (de 0.4694 para 0.3921), um aumento grande na correlação entre os mercados tailandês e coreano (de 0.1028 para 0.5174) e um aumento menor para a correlação entre os mercados malaio e coreano (de 0.0838 para 0.2564). Note-se que os resultados para as correlações abaixo de 0.10 não se mostraram

estatisticamente diferentes de zero. Novamente, há indícios de ocorrência de contágio entre os mercados tailandês e coreano e entre os mercados malaio e coreano. A confirmação da ocorrência de contágio, ou então, a existência de interdependência entre estes mercados será feita posteriormente, ao se fazer o teste LR (Razão de Verossimilhança) como realizado no caso dos mercados latino-americanos analisados no capítulo anterior.

Os graus de liberdade estimados para a distribuição t-Student também se mostraram significativos.

Como comentado anteriormente, as probabilidades de transição estimadas foram muito altas e, portanto, a duração média dos regimes de volatilidade torna-se alta demais para fazer sentido econômico. O comportamento das probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo aparece nos gráficos 5.2.3.6a e 5.2.3.6b, respectivamente, no Anexo II. Tais probabilidades mostram uma dinâmica semelhante àquela obtida para o modelo estimado anteriormente.

Ao se supor correlações constantes entre os regimes foram estimados dois modelos: um com as médias dependentes do regime de volatilidade (especificação “g”) e outro com as mesmas independentes do regime (especificação “h”).

g) modelo MS com média dependente do regime, correlações constantes e distribuição condicional t-Student

Modelo MS multivariado, com média dependente do regime para cada série; variância constante dentro de cada regime; correlações constantes entre os regimes de volatilidade; e, **distribuição condicional t-Student**. Para esta especificação, que considera as médias dependentes do regime, mais uma vez, só se mostraram significativos os retornos esperados para o *Thailand SET* no regime 0. O que pode ser observado na Tabela 5.2.3.7.

As variâncias mostraram-se significativas nos dois regimes. Os graus de liberdade também se mostraram significativos.

A hipótese de igualdade das correlações entre os regimes não pôde ser rejeitada ao nível de significância de 1%, à exceção das correlações entre os mercados malaio e coreano, onde a igualdade entre as correlações nos dois regimes é significativa ao nível de 7,93%.

**Tabela 5.2.3.7: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações
Constantes e Distribuição Condicional t-Student:**

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	-0.1003**	-1.9917	h_1^1	1.5173***	9.2281
μ_2^0	0.0049	0.1584	h_2^1	1.3306***	8.8317
μ_3^0	-0.0407	-0.9548	h_3^1	2.2536***	9.2163
h_1^0	0.6765***	10.1362	GL	5.0196***	9.4242
h_2^0	0.3605***	9.3356	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.4336***	4.0969
h_3^0	0.4115***	8.7319	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.3388***	3.1209
μ_1^1	-0.0660	-0.8392	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.1875*	1.7594
μ_2^1	-0.0715	-1.0472	ρ	0.9990	0.0665
μ_3^1	0.0608	0.6203	σ	0.9990	0.0817

Log-verossimilhança: -1608.8466

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente, os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Como nos demais casos onde se utiliza a distribuição t-Student, a matriz de probabilidades de transição mostra valores altos demais para as probabilidades de se permanecer em um estado uma vez que ele foi atingido, e, conseqüentemente, probabilidades baixas demais para se passar de um estado para o outro.

O comportamento das probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo é mostrado nos gráficos 5.2.3.7a e 5.2.3.7b, respectivamente, no Anexo II.

Como dito anteriormente, também foi estimada uma outra especificação para o mesmo modelo, porém, considerando-se as médias independentes do regime, que é a especificação “h”, a seguir:

h) modelo MS com média e correlações independentes do regime e distribuição condicional t-Student

Modelo MS multivariado, com média independente do regime para cada série; variância constante dentro de cada regime; correlações constantes entre os regimes de volatilidade; e, **distribuição condicional t-Student**. As estimativas para este modelo são reportadas na Tabela 5.2.3.8.

Tabela 5.2.3.8: Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	-0.0910**	-2.2143	h_3^1	2.2597***	9.2598
μ_2	-0.0127	-0.3848	GL	5.0845***	9.3605
μ_3	-0.0228	-0.5220	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.4297***	4.0614
h_1^0	0.6697***	10.3413	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.3388***	3.1181
h_2^0	0.3583***	9.3793	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.1841*	1.7230
h_3^0	0.4094***	8.6217	P	0.9990	0.0828
h_1^1	1.5117***	9.2857	Q	0.9990	0.0114
h_2^1	1.3312***	8.8693	Log-verossimilhança: -1610.2673		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente, os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Novamente, apenas o valor esperado do retorno do *Thailand SET* mostrou-se significativamente diferente de zero. As variâncias também se mostraram significativas para os dois regimes e a hipótese de correlações constantes entre os regimes mais uma vez não pôde ser rejeitada ao nível de 1% de significância para os mercados tailandês e malaio e para os mercados tailandês e coreano, e, ao nível de 8,57% para os mercados malaio e coreano. Novamente, os vínculos mais fortes são aqueles apresentados entre os mercados tailandês e malaio (0.4297) e os mais fracos se dão entre os mercados malaio e coreano (0.1841).

O comportamento das probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo aparece nos gráficos 5.2.3.8a e 5.2.3.8b, respectivamente, no Anexo II.

Abrindo-se mão da hipótese de variância constante dentro dos regimes, como viemos considerando até aqui, e descrevendo seu comportamento de acordo com um processo GARCH(1,1), foram estimados alguns modelos que serão reportados a partir de agora.

i) modelo MS com média dependente do regime, variância GARCH(1,1) e distribuição condicional Normal

Modelo com mudança de regime markoviana, média dependente do regime para cada série, variância GARCH(1,1), isto é, $h_{it}^0 = \omega_i^0 + \alpha_i^0 \varepsilon_{it-1}^2 + \beta_i^0 h_{it-1}$ e $h_{it}^1 = \omega_i^1 + \alpha_i^1 \varepsilon_{it-1}^2 + \beta_i^1 h_{it-1}$, para $i = 1, \dots, n$, correlações dependentes do regime, porém constantes dentro de cada regime, como antes $h_{ijt}^0 = \rho_{ij}^0 (h_{it}^0 h_{jt}^0)^{1/2}$, $h_{ijt}^1 = \rho_{ij}^1 (h_{it}^1 h_{jt}^1)^{1/2}$ com $i, j = 1, 2, 3, j \neq i$ e

distribuição condicional normal, ou seja, $R_{it} | I_{t-1} \sim \begin{cases} N(\mu_i^0, h_i^0) \text{ com probabilidade } \pi_i, \\ N(\mu_i^1, h_i^1) \text{ com probabilidade } 1 - \pi_i. \end{cases}$

Para esta especificação, obteve-se as estimativas reportadas na Tabela 5.2.3.9.

Olhando-se para as estimativas obtidas, vê-se que, para o regime 0, apenas o retorno esperado para as ações malaias é estatisticamente significativo. Já para o regime 1, verifica-se que os valores esperados para as três séries mostraram-se estatisticamente significativos, porém, negativos. Ou seja, estes resultados estão indicando que em momentos de maior turbulência destes mercados, um investidor que tenha em seu portfólio estas ações, em média terá uma perda de dinheiro.

Quanto aos parâmetros referentes ao comportamento da variância das séries em análise, verifica-se que em sua grande maioria não podem ser considerados estatisticamente diferentes de zero. As exceções seriam o termo constante para a variância da Tailândia e da Malásia, no regime de alta volatilidade, ω_1^1 e ω_2^1 ; os coeficientes β_2^0 , β_3^0 – isto é, os coeficientes relativos ao termo autorregressivo, h_{it-1} , no regime de baixa volatilidade. Portanto, assim como no caso dos mercados latino-americanos analisados no capítulo anterior, não se obteve estimativas robustas para os parâmetros que descrevem o comportamento da variância para os mercados asiáticos aqui considerados. O que pode ser consequência do

grande número de parâmetros a serem estimados combinado com uma amostra não muito grande.

Tabela 5.2.3.9: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	-0.0408	-0.8281	ϖ_2^1	0.2317**	2.5053
μ_2^0	0.0682**	2.0981	ϖ_3^1	-0.0101	-0.6150
μ_3^0	0.0269	0.5995	α_1^1	0.5195	1.0660
ϖ_1^0	0.0000	0.0000	α_2^1	0.0010	0.0000
ϖ_2^0	0.0000	0.0000	α_3^1	0.0333	0.0571
ϖ_3^0	-0.0014	-0.2324	β_1^1	0.0651	0.0343
α_1^0	0.0290	0.0162	β_2^1	0.9635	1.3639
α_2^0	0.0010	0.0000	β_3^1	0.9990	0.0030
α_3^0	0.0437	0.0603	ρ_{12}^0	0.4856***	4.4617
β_1^0	0.9110	0.5344	ρ_{12}^1	0.2616	1.4207
β_2^0	0.8570***	2.9408	ρ_{13}^0	0.2315*	1.9569
β_3^0	0.9139**	2.1995	ρ_{13}^1	0.5109**	2.1714
μ_1^1	-0.5262***	-4.7994	ρ_{23}^0	0.0989	0.8479
μ_2^1	-0.6048***	-3.6152	ρ_{23}^1	0.1076	0.6676
μ_3^1	-0.5261***	-5.8926	p	0.9767***	3.1887
ϖ_1^1	0.7673***	4.2134	q	0.9176***	2.8763

Log-verossimilhança: -1625.5390

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente, os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Quanto às correlações entre os três mercados, apenas as correlações entre os mercados tailandês e malaio, ρ_{12}^0 , tailandês e coreano, ρ_{13}^0 , no regime de baixa volatilidade; e entre os mercados tailandês e coreano no regime de alta volatilidade, ρ_{13}^1 , se mostraram significativos estatisticamente.

Vê-se uma diminuição nas correlações entre os mercados de ações tailandês e malaio ao se passar do regime 0 para o regime 1 (de 0.4856 para 0.2616). Um aumento nas correlações entre os mercados tailandês e coreano (de 0.2315 para 0.5109) e um pequeno aumento nas correlações entre os mercados malaio e coreano. É preciso investigar se as variações ocorridas nas correlações ao se passar do estado de baixa volatilidade para o de alta volatilidade foram ou não significativas. Particularmente, como já vimos, se ocorrer um aumento significativo das correlações ao se passar do regime 0 para o 1, teremos evidência de contágio de um mercado para outro, caso contrário, apenas interdependência entre eles. Como já mencionado, para averiguar isto deve ser feito um teste LR⁹⁰ (teste Razão de Verossimilhança) para testar a hipótese nula de correlações independentes do regime. Os resultados para este teste serão apresentados mais à frente.

A matriz de probabilidades de transição estimada foi a seguinte:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9767 & 0.0233 \\ 0.0824 & 0.9176 \end{pmatrix}$$

Observando-se esta matriz, verificamos que a probabilidade de ocorrência do regime de baixa volatilidade é maior do que a probabilidade no regime de alta volatilidade. Uma vez que os mercados estejam experimentando um período de calma, a probabilidade de se continuar neste estado é de 97,67%, e a probabilidade de se passar para uma situação de turbulência é de apenas 2,33%. E, uma vez estando em um período de turbulência, a probabilidade de se continuar nele é de 91,76% e a probabilidade de se passar para um regime de calma é de 8,24%. Calculando-se a duração média para cada regime obtém-se os seguintes resultados: para o regime 0, a duração média é cerca de $(1-p)^{-1} = 42.92 \cong 43$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 12.13 \cong 12$ semanas. Vê-se, assim, que o regime de turbulência tem uma duração cerca de três vezes e meia menor do que regime de calma.

O comportamento das probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo aparece nos gráficos 5.2.3.9a e 5.2.3.9b, respectivamente, no Anexo II. Este modelo conseguiu capturar de uma forma mais adequada os períodos de baixa e alta volatilidades, embora as

⁹⁰ O teste LR é calculado da seguinte forma: $2(L^* - L_0^*)$, onde L_0^* é o valor da log-verossimilhança sob a hipótese nula e L^* é o valor da log-verossimilhança sob a hipótese alternativa.

estimativas dos parâmetros não tenham sido muito animadoras. Vê-se que o período que se estende desde o início da amostra até meados de 1997 é detectado como sendo um período de calma nestes mercados. E, portanto, a crise mexicana (1995) não teria atingido tais mercados. Por outro lado, são identificados dois períodos de alta volatilidade que são justamente os períodos que comportam as crises asiática (1997) e russa (1998). Observa-se também alguns picos isolados de alta volatilidade em 1999 e em 2001.

Este mesmo modelo foi estimado, porém, considerando-se as médias independentes do regime de volatilidade, que é a especificação “j”, mostrada a seguir.

j) modelo MS com média independente do regime, variância GARCH(1,1) e distribuição condicional Normal

Modelo com mudança de regime markoviana, média independente do regime para cada série, variância GARCH(1,1), $h_{it}^0 = \omega_i^0 + \alpha_i^0 \varepsilon_{it-1}^2 + \beta_i^0 h_{it-1}$ e $h_{it}^1 = \omega_i^1 + \alpha_i^1 \varepsilon_{it-1}^2 + \beta_i^1 h_{it-1}$, para $i = 1, \dots, n$; correlações dependentes do regime, porém constantes dentro de cada regime, como antes $h_{ijt}^0 = \rho_{ij}^0 (h_{it}^0 h_{jt}^0)^{1/2}$, $h_{ijt}^1 = \rho_{ij}^1 (h_{it}^1 h_{jt}^1)^{1/2}$ com $i, j = 1, 2, 3, j \neq i$ e

distribuição condicional normal, ou seja, $R_{it} | I_{t-1} \sim \begin{cases} N(\mu_i, h_{it}^0) \text{ com probabilidade } \pi_i \\ N(\mu_i, h_{it}^1) \text{ com probabilidade } 1 - \pi_i \end{cases}$.

Suas estimativas estão reportadas na Tabela 5.2.3.10.

Observa-se que nenhum mercado apresentou o valor esperado para os retornos médios estatisticamente significativo. Quanto aos resultados relativos à equação da variância, vê-se que, outra vez, grande parte dos parâmetros não se mostrou significativamente diferente de zero. As exceções foram, no regime 0, o termo constante para cada série, ϖ_1^0 , ϖ_2^0 e ϖ_3^0 , respectivamente; o coeficiente β_2^0 – isto é, o coeficiente relativo ao termo autorregressivo, h_{2t-1} , no regime de baixa volatilidade, para a série malaia. E, no regime 1, os termos constantes ϖ_1^1 e ϖ_3^1 , relativos à variância das séries tailandesa e coreana; os coeficientes β_1^1 , β_2^1 e β_3^1 relativos ao termo autorregressivo, h_{it-1} , para as respectivas séries também se mostraram significativos estatisticamente.

Tabela 5.2.3.10: Modelo MS com Média Independente do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	-0.0594	-1.3825	α_1^1	0.0010	0.0000
μ_2	0.0427	1.3510	α_2^1	0.1599	0.4452
μ_3	0.0084	0.3105	α_3^1	0.0386	0.0414
ω_1^0	0.1382***	3.2764	β_1^1	0.7329*	1.7825
ω_2^0	0.1496***	3.5180	β_2^1	0.8279**	2.2989
ω_3^0	0.1948***	2.8156	β_3^1	0.8533**	2.2658
α_1^0	0.0010	0.0000	ρ_{12}^0	0.3772***	2.9014
α_2^0	0.0010	0.0000	ρ_{12}^1	0.5589***	4.8841
α_3^0	0.0327	0.0314	ρ_{13}^0	0.5510***	3.5682
β_1^0	0.9931	0.7054	ρ_{13}^1	0.0701	0.5454
β_2^0	0.9330**	2.0956	ρ_{23}^0	0.1684	1.2010
β_3^0	0.9305	1.3845	ρ_{23}^1	0.1228	0.9341
ω_1^1	0.1452***	2.7811	p	0.9760**	2.2479
ω_2^1	0.0070	1.1328	q	0.9966	0.6504
ω_3^1	0.0297**	2.0603	Log-verossimilhança: -1631.6750		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente, os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Quanto às correlações, no regime 0, aquelas referentes a Tailândia e Malásia, ρ_{12}^0 , e entre Tailândia e Coreia, ρ_{13}^0 , se mostraram estatisticamente significativas. E, no regime 1, apenas as correlações entre os mercados tailandês e o malaio, ρ_{12}^1 , foram significativas estatisticamente. Observou-se um aumento nas correlações entre a Tailândia e a Malásia (de 0.3772 para 0.5589) e uma diminuição nas correlações entre a Tailândia e a Coreia (de 0.5510 para 0.0701) e entre a Malásia e a Coreia (de 0.1684 para 0.1228) ao se passar do regime de baixa volatilidade para o de alta volatilidade.

A matriz de probabilidades de transição estimada foi:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9760 & 0.0240 \\ 0.0034 & 0.9966 \end{pmatrix}$$

Calculando-se a duração média para cada regime obtém-se os seguintes resultados: para o regime 0, a duração média é cerca de $(1-p)^{-1} = 41.66 \cong 42$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 294.12 \cong 294$ semanas. Esta última duração média calculada não faz sentido econômico, pois, espera-se que um período de grande nervosismo no mercado não dure tantas semanas. O comportamento das probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo encontram-se no Anexo II, gráficos 5.2.3.10a e 5.2.3.10b, respectivamente.

Para estes modelos, foram estimadas duas outras especificações, considerando-se as correlações constantes entre os regimes (especificações “k” e “l”, a seguir).

k) modelo MS com média dependente do regime, variância GARCH(1,1), correlações constantes e distribuição condicional Normal

Modelo com mudança de regime markoviana, média dependente do regime para cada série, variância GARCH(1,1), correlações constantes ou independentes do regime de volatilidade, $h_{ijt}^0 = \rho_{ij}(h_{it}^0 h_{jt}^0)^{1/2}$, $h_{ijt}^1 = \rho_{ij}(h_{it}^1 h_{jt}^1)^{1/2}$ com $i, j = 1, 2, 3, j \neq i$; e com **distribuição condicional normal**. Os resultados obtidos aparecem na Tabela 5.2.3.11.

Como pode ser visto, apenas a média estimada para o mercado tailandês no regime de alta volatilidade apresentou significância estatística. Em relação à equação da variância, os resultados mostram também que grande parte dos parâmetros estimados não é significativa estatisticamente. As exceções foram, no regime de baixa volatilidade, o termo constante para a variância dos retornos dos três mercados, ϖ_1^0 , ϖ_2^0 e ϖ_3^0 , respectivamente. E, no regime 1, apenas os termos constantes ϖ_1^1 e ϖ_3^1 , relativos à variância dos mercados tailandês e coreano, respectivamente, e, os coeficientes relativos ao termo autorregressivo, h_{it-1} , no regime de alta volatilidade, para as séries malaia e coreana, β_2^1 e β_3^1 , respectivamente, mostraram-se significantes estatisticamente.

Tabela 5.2.3.11: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	0.1927	1.0639	ϖ_1^1	-0.7095***	-10.9657
μ_2^0	-0.1491	-1.0884	ϖ_2^1	0.0000	0.0000
μ_3^0	0.2064	1.3687	ϖ_3^1	0.0324*	1.9339
ϖ_1^0	2.8033***	6.8793	α_1^1	0.0172	0.0069
ϖ_2^0	0.2737***	3.2491	α_2^1	0.0349	0.0566
ϖ_3^0	0.3527*	1.9364	α_3^1	0.1517	0.4524
α_1^0	0.001	0.0000	β_1^1	0.001	0.0000
α_2^0	0.001	0.0001	β_2^1	0.9343***	3.1793
α_3^0	0.001	0.0000	β_3^1	0.7984***	2.4957
β_1^0	0.001	0.0001	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.4652***	4.7556
β_2^0	0.9261	1.5322	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.3319***	3.4092
β_3^0	0.9256	1.1025	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.1513	1.5378
μ_1^1	-0.1131**	-2.4367	P	0.9201**	2.341
μ_2^1	0.0366	1.0573	Q	0.9919	1.5336
μ_3^1	-0.0164	-0.2699	Log-verossimilhança: -1640.302		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente, os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.
Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Quanto às correlações, a hipótese de igualdade das correlações entre os regimes não pode ser rejeitada ao nível de 1% de significância para as correlações entre os mercados tailandês e malaio e entre os mercados tailandês e coreano. Portanto, não se poderia rejeitar a hipótese de interdependência destes mercados em particular.

Para a matriz de probabilidades de transição, as estimativas foram:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9201 & 0.0799 \\ 0.0081 & 0.9919 \end{pmatrix}$$

Observe-se que, a probabilidade de transição relativa à permanência no estado de alta volatilidade uma vez que este tenha sido atingido, não se mostrou estatisticamente significativo.

A duração média dos regimes para este caso foi: para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 12.52 \cong 12$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 123.46 \cong 123$ semanas. As probabilidades filtradas e alisadas ao longo do tempo são mostradas nos gráficos 5.2.3.11a e 5.2.3.11b, respectivamente, no Anexo II. Este modelo capta dois períodos de crise, particularmente, a crise asiática em 1997, a crise russa (1998) e a crise brasileira (1999). Como dito anteriormente, a crise mexicana (1995) não afetou os mercados de ações asiáticos.

O mesmo modelo foi estimado, porém, supondo-se médias independentes dos regimes de volatilidade, que é a especificação “1”, a seguir.

l) modelo MS com média independente do regime, variância GARCH(1,1), correlações constantes e distribuição condicional Normal

Modelo com mudança de regime markoviana, média independente do regime para cada série, variância GARCH(1,1), correlações constantes ou independentes do regime de volatilidade, $h_{ijt}^0 = \rho_{ij} (h_{it}^0 h_{jt}^0)^{1/2}$, $h_{ijt}^1 = \rho_{ij} (h_{it}^1 h_{jt}^1)^{1/2}$ com $i, j = 1, 2, 3, j \neq i$; e com **distribuição condicional normal**. Seus resultados aparecem na Tabela 5.2.3.12.

Como pode ser observado, nenhum retorno esperado para as bolsas de valores em questão se mostrou estatisticamente significativo. Quanto aos parâmetros da equação da variância – que segue um processo GARCH(1,1) – novamente, os resultados não foram muito animadores, com grande parte dos parâmetros estimados não se mostrando significativos estatisticamente. À exceção do termo constante para as séries tailandesa e malaia, ϖ_1^0 e ϖ_2^0 , respectivamente, no regime 0. E, o coeficiente β_3^1 relativo ao termo autorregressivo, h_{3t-1} , no regime de alta volatilidade para a série coreana.

A hipótese de igualdade entre as correlações não pôde ser rejeitada ao nível de significância de 1% no caso das correlações entre os mercados tailandês e malaio e entre os mercados tailandês e coreano, e, ao nível de significância de 6,31% entre os mercados malaio e coreano. Indicando que tais mercados seriam interdependentes.

Tabela 5.2.3.12: Modelo MS com Média Independente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	-0.0776	-1.524	ϖ_2^1	-0.1531	-0.9621
μ_2	-0.013	-0.3756	ϖ_3^1	-0.0503	-0.1984
μ_3	-0.0198	-0.2908	α_1^1	0.2024	0.4792
ϖ_1^0	0.305**	2.3959	α_2^1	0.2093	0.4924
ϖ_2^0	-0.1466*	-1.7895	α_3^1	0.2333	0.7329
ϖ_3^0	0.0000	0.0000	β_1^1	0.3077	1.4793
α_1^0	0.0092	0.0035	β_2^1	0.3548	1.1064
α_2^0	0.001	0.0000	β_3^1	0.5153***	2.6452
α_3^0	0.0167	0.0038	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.4424***	3.9659
β_1^0	0.1487	0.1463	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.3934***	3.5204
β_2^0	0.1826	0.2500	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.2121*	1.8635
β_3^0	0.527	0.9309	p	0.8467***	2.8268
ϖ_1^1	-0.1981	-1.1605	q	0.6662*	1.9003

Log-verossimilhança: -1632.6276

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente, os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

A matriz de probabilidades de transição estimada para este modelo foi:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.8467 & 0.1533 \\ 0.3338 & 0.6662 \end{pmatrix}$$

Os resultados mostram uma duração média para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 6.52 \cong 6$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 2.99 \cong 3$ semanas. Note-se que, este modelo é o que mostrou a menor persistência dos regimes de volatilidade para as séries em questão. Os gráficos 5.2.3.12a e 5.2.3.12b, no Anexo II, mostram as probabilidades filtradas e alisadas, respectivamente. Estes gráficos revelam uma grande oscilação nas probabilidades ao longo do tempo, não conseguindo, portanto, captar de forma clara os momentos de crise vivenciados no período amostral.

Estes mesmos modelos, isto é, modelos MS-GARCH(1,1), foram estimados, porém, admitindo que as perturbações tenham distribuição condicional t-Student, incluindo, portanto, os graus de liberdade desta função no vetor de parâmetros a ser estimado. A seguir, serão reportados os resultados obtidos nas respectivas estimativas.

m) modelo MS com média e correlações dependentes do regime, variância GARCH(1,1) e distribuição condicional t-Student

Modelo com mudança de regime markoviana, média dependente do regime para cada série; variância GARCH(1,1); correlações dependentes do regime, porém constantes dentro de cada regime; e **distribuição condicional t-Student**. Para esta especificação, foram obtidos os resultados mostrados na Tabela 5.2.3.13.

Como pode ser visto nesta tabela, para os retornos esperados, tem-se que apenas o retorno esperado da série malaia, nos dois regimes de volatilidade, se mostrou estatisticamente significativo.

Quanto aos parâmetros da equação da variância, novamente, os resultados não foram bons, já que grande parte destes parâmetros não se mostrou significativa estatisticamente.⁹¹ Com exceção, no regime 0, para o termo constante ϖ_1^0 , e o coeficiente β_2^0 ; e, no regime 1, apenas os termos constantes para as séries tailandesa e malaia ϖ_1^1 e ϖ_2^1 e os coeficientes relativos ao termo autorregressivo, h_{it-1} , para as três séries, β_1^1 , β_2^1 , e β_3^1 respectivamente, mostraram-se significantes estatisticamente.

No que tange às correlações, elas se mostraram significativas estatisticamente apenas entre os mercados tailandês e malaio, entre os mercados tailandês e coreano e entre os mercados malaio e coreano, no regime de alta volatilidade. Constatou-se um aumento nas correlações entre os mercados ao se passar do regime de baixa volatilidade para o de alta volatilidade, sendo que ocorreu um pequeno aumento entre os mercados tailandês e malaio (de 0.4047 para 0.4286), um forte aumento nas correlações entre os mercados tailandês e coreano (de 0.0833 para 0.4312) e um aumento mais modesto entre os mercados malaio e coreano (de 0.1148 para 0.2369). Este comportamento indicaria a possibilidade de ter ocorrido contágio de

um mercado para outro. O que, como salientado anteriormente, só se confirmará através do teste LR.

Tabela 5.2.3.13: Modelo MS com Média e Correlações Dependentes do Regime, Variância GARCH(1,1) e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	-0.0913	-1.2516	ϖ_3^1	-0.0076	-0.7567
μ_2^0	0.086**	2.235	α_1^1	0.001	0.0000
μ_3^0	-0.0858	-1.436	α_2^1	0.0148	0.0303
ϖ_1^0	0.5707***	5.86	α_3^1	0.1188	0.513
ϖ_2^0	-0.036	-1.4966	β_1^1	0.9517***	3.3003
ϖ_3^0	-0.0232	-0.4868	β_2^1	0.9367***	5.1437
α_1^0	0.001	0.0000	β_3^1	0.8958***	5.225
α_2^0	0.0093	0.0039	GL	4.7539***	7.1615
α_3^0	0.0188	0.009	ρ_{12}^0	0.4047	1.573
β_1^0	0.001	0.0000	ρ_{12}^1	0.4286***	3.091
β_2^0	0.6385**	2.1456	ρ_{13}^0	0.0833	0.3281
β_3^0	0.9345	0.8437	ρ_{13}^1	0.4312***	3.2416
μ_1^1	-0.0837	-1.4704	ρ_{23}^0	0.1148	0.5296
μ_2^1	-0.1036*	-1.6955	ρ_{23}^1	0.2369*	1.8032
μ_3^1	0.0357	0.6747	P	0.9961***	10.2665
ϖ_1^1	0.1307*	1.9492	Q	0.9711***	14.5285
ϖ_2^1	0.0889***	2.9057	Log-verossimilhança: -1573.4665		

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente, os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

A matriz de probabilidades de transição estimada para este modelo foi a seguinte:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9961 & 0.0039 \\ 0.0289 & 0.9711 \end{pmatrix}$$

⁹¹ Em outras palavras, infelizmente não foi possível caracterizar a dinâmica do comportamento da variância intra-regime para os mercados asiáticos, bem como ocorrera no caso dos mercados latino-americanos.

Mostrando, novamente, uma forte persistência dos regimes com uma duração média para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 256.41 \cong 256$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 34.60 \cong 35$ semanas. Os gráficos 5.2.3.13a e 5.2.3.13b, Anexo II, mostram, respectivamente, as probabilidades filtradas e alisadas geradas por este modelo.

Este mesmo modelo foi estimado, porém, considerando-se as médias independentes do regime – especificação “n”, a seguir.

n) modelo MS com média independente do regime, variância GARCH(1,1), correlações dependentes do regime e distribuição condicional t-Student

Modelo com mudança de regime markoviana, média independente do regime para cada série; variância GARCH(1,1); correlações dependentes do regime, porém constantes dentro de cada regime; e **distribuição condicional t-Student**. As estimativas obtidas estão reportadas na Tabela 5.2.3.14.

Nota-se que somente o retorno esperado do *Thailand* SET se mostrou significativo estatisticamente. Quanto aos parâmetros da equação que descreve a variância, os valores estimados continuaram em sua grande maioria se mostrando estatisticamente não significativos. No caso do regime de baixa volatilidade, esta condição não se confirma apenas para o termo constante da série coreana, ϖ_3^0 e os coeficientes β_1^0 e β_2^0 relativos ao termo autorregressivo, h_{it-1} , para as séries dos retornos médios semanais tailandês e malaio. E, no regime de alta volatilidade, os termos constantes ϖ_2^1 e ϖ_3^1 , e os coeficientes relativos ao termo autorregressivo, h_{it-1} , para as séries dos retornos médios semanais das séries malaia e coreana, β_2^1 e β_3^1 , respectivamente, mostraram-se significantes estatisticamente.

Quanto às correlações, o resultados mostraram significância estatística para as correlações entre os mercados tailandês e malaio no regime 0, ρ_{12}^0 , e no regime 1, ρ_{12}^1 . Também mostraram-se significativas as correlações entre a Tailândia e a Coreia e entre a Malásia e a Coreia no regime de alta volatilidade, ρ_{13}^1 e ρ_{23}^1 , respectivamente. Como pode ser visto, houve aumento nas correlações entre os mercados ao se passar do regime 0 para o regime 1: entre os mercados tailandês e malaio (de 0.4927 para 0.3761), entre os mercados

tailandês e coreano (de 0.1500 para 0.4429) e entre os mercados de ações malaio e coreano (de 0.0818 para 0.2178). Caso ao se realizar o teste LR tais aumentos se mostrarem significativos estatisticamente, concluiremos em favor da ocorrência de contágio entre estes mercados de ações no período analisado.

Tabela 5.2.3.14: Modelo MS com Média Independente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Dependentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1	-0.0688*	-1.7407	α_1^1	0.0460	0.0597
μ_2	0.0093	0.313	α_2^1	0.0277	0.128
μ_3	-0.0133	-0.3635	α_3^1	0.0497	0.0904
ϖ_1^0	-0.0128	-0.4528	β_1^1	0.5713	0.3779
ϖ_2^0	0.0000	0.0000	β_2^1	0.9399***	6.0204
ϖ_3^0	0.2606***	8.3623	β_3^1	0.7592***	2.8595
α_1^0	0.0010	0.0001	GL	5.513***	7.0479
α_2^0	0.0010	0.0000	ρ_{12}^0	0.4927***	3.535
α_3^0	0.0010	0.0000	ρ_{12}^1	0.3761***	3.0405
β_1^0	0.9359**	2.2823	ρ_{13}^0	0.1500	0.6898
β_2^0	0.9776**	2.1182	ρ_{13}^1	0.4429***	3.0959
β_3^0	0.0010	0.0000	ρ_{23}^0	0.0818	0.2603
ϖ_1^1	0.5810	0.5178	ρ_{23}^1	0.2178*	1.8215
ϖ_2^1	0.0350*	1.8274	p	0.9953***	6.7185
ϖ_3^1	0.4504*	1.8956	q	0.9990	0.0868

Log-verossimilhança: -1575.6595

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente, os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Quanto às probabilidades de transição, a matriz estimada foi:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9953 & 0.0047 \\ 0.0001 & 0.9990 \end{pmatrix}$$

A probabilidade de se permanecer no estado de alta volatilidade uma vez que ele tenha sido atingido, q , não se mostrou estatisticamente significativa. Além disso, a sua estimativa é alta demais, o que mostraria uma duração média para uma crise que não faria sentido econômico (cerca de $(1 - q)^{-1} = 1000$ semanas!). Para o regime 0, a duração média seria cerca de $(1 - p)^{-1} = 212.77 \cong 213$ semanas, que também é uma forte persistência.

Sob a hipótese de correlações constantes ou independentes do regime, foram estimados os dois modelos mostrados a seguir.

o) modelo MS com média dependente do regime, variância GARCH(1,1), correlações independentes do regime e distribuição condicional t-Student

Modelo *Markov-Switching* considerando a média dependente do regime para cada série, com variância GARCH(1,1), correlações independentes do regime, e **distribuição condicional t-Student**. Os resultados para este modelo são mostrados na Tabela 5.2.3.15:

Pode-se ver que os retornos médios esperados, no regime de baixa volatilidade, apresentam-se significativos estatisticamente apenas para a série malaia, μ_2^0 . E, no regime de alta volatilidade, para as séries tailandesa e malaia, μ_1^1 e μ_2^1 , respectivamente.

Com respeito aos parâmetros estimados para a variância, outra vez, a maioria apresenta-se estatisticamente não significativa. As exceções são para, no regime 0, o coeficiente β_2^0 , e, no regime 1, o termo constante relacionado à série malaia, ϖ_2^1 , e os coeficientes relativos ao termo autorregressivo, h_{it-1} , para as séries dos retornos médios semanais dos três países, β_1^1 , β_2^1 e β_3^1 .

A hipótese de igualdade das correlações entre os regimes não pôde ser rejeitada ao nível de significância de 1% em todos os casos. Isto indicaria a interdependência entre estes mercados e, assim, a não ocorrência de contágio entre tais mercados no período em análise. Porém, como já comentado, a conclusão acerca da ocorrência ou não de contágio será mediante o teste LR que, posteriormente, será realizado.

Tabela 5.2.3.15: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Variância GARCH(1,1), Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student:

Parâmetros	Estimativas	t-Student	Parâmetros	Estimativas	t-Student
μ_1^0	-0.0379	-0.7062	ϖ_1^1	0.1672	1.4156
μ_2^0	0.0787**	2.5164	ϖ_2^1	0.0936**	2.3095
μ_3^0	-0.0626	-1.1899	ϖ_3^1	0.0086	0.8906
ϖ_1^0	-0.5519	-1.1746	α_1^1	0.0010	0.0000
ϖ_2^0	0.0126	1.2833	α_2^1	0.0163	0.0263
ϖ_3^0	0.0053	0.4995	α_3^1	0.1387	0.6604
α_1^0	0.0224	0.0097	β_1^1	0.9392**	2.2265
α_2^0	0.0010	0.0000	β_2^1	0.9316***	5.2579
α_3^0	0.0010	0.0000	β_3^1	0.877***	5.4742
β_1^0	0.2089	0.1368	GL	4.3573***	7.0209
β_2^0	0.8466***	3.9842	$\rho_{12}^0 = \rho_{12}^1$	0.4073***	3.5426
β_3^0	0.9940	0.6105	$\rho_{13}^0 = \rho_{13}^1$	0.3413***	3.0717
μ_1^1	-0.1146*	-1.6908	$\rho_{23}^0 = \rho_{23}^1$	0.2141***	1.9405
μ_2^1	-0.151**	-2.2581	P	0.9873***	14.2901
μ_3^1	0.0445	0.7879	q	0.9975***	5.4549

Log-verossimilhança: -1576.3949

Nota: ***, ** e * representam, respectivamente, os níveis de significância de 1%; 5% e 10%.

GL são os graus de liberdade calculados na maximização da função log-verossimilhança.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Para a matriz de probabilidades de transição, as estimativas foram as seguintes:

$$P = \begin{pmatrix} p & 1-p \\ 1-q & q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9873 & 0.0127 \\ 0.0025 & 0.9975 \end{pmatrix}$$

Revelando uma duração média para o regime 0 de $(1-p)^{-1} = 78.74 \cong 79$ semanas e para o regime 1, cerca de $(1-q)^{-1} = 400$ semanas. Novamente, este resultado para a persistência do regime de alta volatilidade não faz sentido econômico, pois, é alta demais. O comportamento das probabilidades filtradas e alisadas encontra-se no Anexo II, gráficos 5.2.3.15a e 5.2.3.15b, respectivamente.

Foram feitas muitas tentativas para se estimar um outro modelo que difere deste que acabamos de ver apenas pela hipótese adicional de médias independentes do regime. Porém, infelizmente, não se obteve sucesso nas estimativas, uma vez que, não se conseguiu convergência para os parâmetros do modelo.

Neste ponto, seria interessante abrir um parêntesis para fazer um comentário acerca das limitações encontradas na execução das diversas especificações apresentadas nesta tese. Particularmente, estas dificuldades se sobressaíram no momento de se estimar os modelos MS-GARCH, além das especificações que consideravam a distribuição condicional t-Student. Modelos multivariados acabam se tornando mais difíceis de serem estimados devido ao grande número de parâmetros envolvidos na estimação. Infelizmente, não foi possível, neste trabalho, obter um modelo capaz de descrever de forma razoável o comportamento da volatilidade presente nas séries analisadas, tanto para os mercados latino-americanos quanto para os asiáticos. Uma possível razão para isto poderia ser a restrição imposta às séries para que as mesmas mudem de regime no mesmo instante de tempo. Porém, como salientado, tal restrição é necessária para se obter, sem ambigüidade, os regimes de volatilidade.

Deve-se salientar também que o objetivo da tese é a análise do comportamento das correlações condicionais ao longo do tempo para a averiguação da ocorrência ou não de contágio entre os mercados. Desta forma, o fato de não se ter obtido estimativas significativas para grande parte dos parâmetros da equação da variância ao se estimar os modelos MS-GARCH torna-se menos importante ou menos relevante. Obviamente, esperava-se que, além de se obter o comportamento das correlações ao longo do tempo, os parâmetros dos diversos modelos também se mostrassem significativos. Porém, isto não foi possível.

Posto isto, dados os resultados de todos os modelos reportados anteriormente, vamos agora, comparar seus resultados para escolher qual o modelo, dentre os estimados, que melhor se aplica aos dados utilizados aqui.

5.3 CONCLUSÃO

Nesta seção terminaremos a análise feita neste capítulo, fazendo uma comparação entre os diversos modelos MS e MS-GARCH estimados na seção anterior. Desta forma, será feita a escolha do modelo mais adequado para descrever o comportamento das séries em questão. Além disto, serão apresentados testes LR (Razão de Verossimilhança) considerando várias hipóteses a serem testadas. Dentre os testes realizados, encontra-se o teste para a hipótese nula de correlações independentes do regime (correlações constantes). A partir deste teste, juntamente com as estimativas para as correlações nos dois regimes de volatilidade considerados, poderemos concluir se ocorreu ou não contágio entre os mercados de ações asiáticos aqui representados. Ou seja, será feita a mesma análise realizada para os mercados latino-americanos considerados no capítulo anterior.

As tabelas 5.3.1 e 5.3.2. mostram as estatísticas sumárias para os diversos modelos MS e MS-GARCH estimados anteriormente. Utilizando-se o critério de *Schwartz* para escolher o melhor modelo em cada categoria dos modelos estimados, a escolha do melhor modelo recai sempre sobre aquele que considera a média independente do regime. Como nas estimativas dos diversos modelos com as médias dependentes do regime de volatilidade as médias mostraram-se não significativas estatisticamente em pelo menos um dos regimes de volatilidade, este resultado do critério de *Schwartz* já seria esperado. Ao se comparar todos os modelos, o critério de *Schwartz* indica que o melhor modelo para descrever o comportamento das séries em questão seria o modelo MS com a média independente do regime e correlações dependentes do regime de volatilidade, com distribuição t-Student para as inovações, reportado na Tabela 5.2.3.6.

Foram realizados testes LR – Tabela 5.3.3 – para testar algumas hipóteses, a saber, sobre a distribuição das inovações (distribuição condicional normal versus t-Student), sobre a especificação da variância (variância constante dentro do regime versus variância GARCH) e sobre as correlações (correlações constantes versus correlações dependentes do regime).

O teste LR rejeita a distribuição gaussiana em favor da distribuição t-Student a qualquer nível usual de significância. Este resultado é confirmado pelo critério de *Schwartz* em todos os casos.

Quanto à especificação da variância, o teste LR não rejeita a hipótese de variância constante para os modelos que utilizam a distribuição condicional normal para as inovações. Sendo assim, o teste indicaria que, quando se utiliza a distribuição condicional normal para as inovações, um modelo com variância constante dentro dos estados seria mais adequado para descrever o comportamento das séries sob investigação. Já para os modelos que utilizam a distribuição t-Student, a hipótese de variância constante dentro dos regimes é rejeitada a qualquer nível de significância. Conseqüentemente, este teste indica que uma especificação GARCH seria mais apropriada para descrever o comportamento da variância condicional ao longo do tempo, quando se considera uma distribuição t-Student para as inovações. Porém, como mostraram os resultados das estimativas para os modelos MS-GARCH, em sua grande maioria, os parâmetros da equação da variância não se apresentaram significativos estatisticamente. Este fato pode ser devido ao grande número de parâmetros estimados a cada especificação.

Quanto ao teste LR para a correlação condicional, os resultados mostraram que, no caso dos modelos com variância constante dentro dos regimes de volatilidade (modelos MS), considerando-se tanto distribuição normal quanto distribuição t-Student para as inovações, a hipótese nula de correlação constante entre os regimes é rejeitada a qualquer nível usual de significância. Este resultado indicaria a ocorrência de contágio entre os mercados tailandês e coreano e entre os mercados malaio e coreano, pois, em todos os modelos MS com correlações dependentes do regime houve aumento nas correlações entre estes mercados ao se passar do regime calmo para o turbulento. Para as correlações entre os mercados tailandês e malaio, os resultados seriam um tanto inconclusivos. Dado que ocorrem em alguns modelos estimados pequenos aumentos nas correlações e em outros ocorrem quedas nas correlações entre estes dois mercados quando se passa do regime 0 para o regime 1.

Por outro lado, para os modelos MS-GARCH, a hipótese nula de correlações condicionais constantes ou independentes do regime de volatilidade não foi rejeitada tanto ao se considerar a distribuição normal quanto a t-Student para as inovações. Sendo assim, as variações ocorridas nas estimativas das correlações nos diversos modelos MS-GARCH não são consideradas estatisticamente significativas. Portanto, os mercados analisados seriam considerados apenas interdependentes. Todavia, ao se comparar os critérios de *Schwarz* apresentados nas tabelas 5.3.1 e 5.3.2 para os diversos modelos estimados, tal critério mostra

que o melhor modelo para descrever os dados sob investigação seria o modelo Markov Switching com médias independentes do regime e distribuição t-Student o qual revela diminuição nas correlações entre os mercados tailandês e malaio, aumento nas correlações entre os mercado tailandês e coreano e entre os mercados malaio e coreano. E, como vimos, o teste LR mostrou que tais variações nas correlações são significativas estatisticamente. Conseqüentemente, este resultado nos leva a concluir que houve contágio entre os mercados de ações tailandês e coreano e entre os mercados de ações malaio e coreano nos períodos de crise contemplados na amostra – particularmente, as crises asiática (1997), russa (1998) e brasileira (1999).

Portanto, contrariamente aos resultados obtidos para os mercados latino-americanos analisados no capítulo anterior onde se constatou apenas interdependência entre os mesmos, no caso dos mercados asiáticos aqui analisados constatou-se a ocorrência de contágio à exceção dos mercados tailandês e malaio. Desta forma, os possíveis mecanismos de transmissão de choques que foram reportados no capítulo dois desta tese (vínculos via comércio exterior, competição em terceiros mercados, etc.) além de outros possíveis mecanismos que podem ter existido apenas à época, teriam sido eficazes na transmissão das crises entre esses mercados asiáticos.

De acordo com a literatura, um país, preferencialmente de economia emergente, poderia ser atingido ou ameaçado por uma crise financeira em outro país de duas formas: ou através de mecanismos de transmissão que existem sempre ou, então, através de mecanismos temporários que existiriam apenas à época da crise.

Em termos das implicações de política econômica, como vimos no capítulo dois desta tese, segundo Forbes e Rigobon (2000), quando se constata a ocorrência de contágio, ele se deu através de canais temporários que existem somente depois de uma crise. Desta forma, segundo eles, estratégias de isolamento de curto prazo do tipo controle de capitais poderiam ser muito eficazes na redução do efeito causado por uma crise que esteja ocorrendo em outro país. Controle de curto prazo exercido sobre o fluxo de capitais, poderia evitar uma fuga em massa de recursos do país e, conseqüentemente, os efeitos de tal fuga não se repercutiriam na economia.

Quando a ameaça de fuga de capitais se dá por um período curto de tempo, a adoção de restrições sobre a entrada e saída de capitais pode se tornar uma medida eficaz e redutora de

perdas para, pelo menos, parte do mercado ou parte das empresas. Uma vez que os investidores não possam retirar seu dinheiro do país, uma possibilidade seria a reestruturação ou realocação da sua carteira de investimentos localmente. Podendo ocorrer, desta forma, uma venda excessiva de ativos de empresas que tivessem em piores condições devido à crise ocorrendo em outro país e uma compra de outros ativos de empresas consideradas mais saudáveis financeiramente e menos vulneráveis à crise externa. Havendo, portanto, uma desvalorização das ações das primeiras empresas e ganhos para as últimas que seriam consideradas mais sólidas no mercado. Entretanto, quando um governo adota medidas restritivas que venham a impedir a livre mobilidade de capitais, ele acaba inibindo, ainda que parcialmente, ingressos futuros de capitais externos.

Em períodos de crise, uma outra medida que seria apontada como eficaz para se evitar fuga de capitais do país ou estancá-la seria ajuda financeira ou socorro às empresas debilitadas, por parte do governo. Ou então, quando o problema é detectado nas próprias políticas econômicas adotadas pelo governo, levando a, por exemplo, uma desvalorização excessiva da moeda doméstica, também se poderia recorrer à ajuda financeira de organismos internacionais acompanhada por medidas de austeridade fiscal, metas para inflação, crescimento da economia, etc. Algumas vezes, apenas o comprometimento ou o propósito estabelecido com a promessa no sentido de se intervir com ajuda financeira pode ser apontado como um modo de se evitar que a crise se espraie ou de estancar a crise uma vez que ela aconteça.

Tabela 5.3.1: Estatísticas Sumárias para os Diversos Modelos MS⁹² Relativos aos Mercados de Ações Asiáticos

Modelo	Número de parâmetros (k)	Log-verossimilhança (L^*)	AIC	Schwartz	Graus de liberdade (GL)
MS $c/$ correlação regime-dependente Distrib. Normal Média					
regime-dependente Média	20	-1634.3087	-1654.3087	-1694.6396	-
regime-independente Média	17	-1635.2403	-1652.2403	-1686.5215	-
MS $c/$ correlação regime-dependente Distrib. t-Student Média					
regime-dependente Média	21	-1598.3989	-1619.3989	-1661.7463	5.0174 (9.0057)
regime-independente Média	18	-1599.9300	-1617.9300	-1654.2278	5.0973 (8.8977)
MS $c/$ correlação regime-independente Distrib. Normal Média					
regime-dependente Média	17	-1641.3236	-1658.3236	-1692.6048	-
regime-independente Média	14	-1641.7852	-1655.7852	-1684.0168	-
MS $c/$ correlação regime-independente Distrib. t-Student Média					
regime-dependente Média	18	-1608.8466	-1626.8466	-1663.1464	5.0196 (9.4242)
regime-independente Média	15	-1610.2673	-1625.2673	-1655.5154	5.0845 (9.3605)

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

⁹² Os critérios AIC e Schwartz são calculados da seguinte forma: $AIC = (L^* - k)$ e $Schwartz = (L^* - 0,5k \cdot \ln(T))$, onde L^* é o valor da log-verossimilhança, k é o número de parâmetros e T é o tamanho total da amostra utilizada (aqui $T = 417$).

**Tabela 5.3.2: Estatísticas Sumárias para os Diversos Modelos MS-GARCH
Relativos aos Mercados de Ações Asiáticos**

Modelo	Número de parâmetros (k)	Log-verossimilhança (L^*)	AIC	Schwartz	Graus de liberdade (GL)
MS-GARCH c/ correlação regime- dependente Distrib. Normal Média					
regime-dependente	32	-1625.5390	-1657.5390	-1722.0684	-
Média regime- independente	29	-1631.6750	-1660.6750	-1719.1548	-
MS-GARCH c/ correlação regime- dependente Distrib. t-Student Média					
regime-dependente	33	-1573.4665	-1606.4665	-1673.0124	4.7539 (7.1615)
Média regime- independente	30	-1575.6595	-1605.6595	-1666.1558	5.5130 (7.0479)
MS-GARCH c/ correlação regime- independente Distrib. Normal Média					
regime-dependente	29	-1640.3020	-1669.3020	-1727.7818	-
Média regime- independente	26	-1632.6276	-1658.6276	-1711.0577	-
MS-GARCH c/ correlação regime- independente Distrib. t-Student Média					
regime-dependente	30	-1576.3949	-1606.3949	-1666.8912	4.3573 (7.0209)
Média regime- independente	27	não disponível	-	-	-

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Tabela 5.3.3: Teste LR⁹³ para diversas hipóteses nulas para os modelos MS e MS-GARCH Relativos aos Mercados de Ações Asiáticos

	Estatística do teste	Graus de Liberdade	p-valor	Resultado
Teste para a distribuição das inovações				
Correlação dependente do regime				
Variância constante normal X t-Student	70.62	1	0.0000	Rejeita normal
Variância GARCH normal X t-Student	112.03	1	0.0000	Rejeita normal
Correlação independente do regime				
Variância constante normal X t-Student	63.04	1	0.0000	Rejeita normal
Variância GARCH normal X t-Student	112.47	1	0.0000	Rejeita normal
Teste para especificação da variância				
Correlação dependente do regime				
Variância constante normal X GARCH normal	7.13	12	0.8487	Não rej. Var. constante
Variância constante t-Student X GARCH t-Student	48.54	12	0.0000	Rejeita Var. constante
Correlação independente do regime				
Variância constante normal X GARCH normal	18.32	12	0.1061	Não rej. Var. constante
Variância constante t-Student X GARCH t-Student	67.74	12	0.0000	Rej. Variância constante
Teste para correlação independente do regime				
Modelo de variância constante normal	13.09	3	0.0044	Rej. Correlação constante
Modelo de variância constante t-Student	20.67	3	0.0001	Rej. Correlação constante
Modelo de variância GARCH normal	1.91	3	0.5901	Não rej. Correlação constante
Modelo de variância GARCH t-Student	1.47	3	0.6890	Não rej. Correlação constante

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

⁹³ A estatística LR (Razão de Verossimilhança) é calculada da seguinte forma: $2(L^* - L_0^*)$ onde L^* é o valor da log-verossimilhança sob a hipótese alternativa (ou modelo irrestrito) e L_0^* é o valor da log-verossimilhança sob a hipótese nula (ou modelo restrito). A estatística LR segue uma distribuição qui-quadrado com os graus de liberdade igual ao número de restrições impostas. A hipótese nula é rejeitada se o valor calculado exceder o valor crítico apropriado da tabela de qui-quadrado. Para outros detalhes, ver Greene (1997) páginas 161-162.

CAPÍTULO 6 – CONCLUSÃO

O trabalho desenvolvido nesta tese teve por objetivo a investigação da inter-relação existente entre alguns dos mercados de ações latino-americanos (do Brasil, Argentina e México) e entre alguns dos mercados de ações asiáticos (da Tailândia, Malásia e Coréia). Em particular, foi investigado o fenômeno conhecido na literatura econômica por contágio. A definição de contágio utilizada nesta tese é a de um aumento significativo nos vínculos entre os mercados (medido através das correlações) após um choque sobre um determinado país ou grupo de países, que é a definição dada por Forbes e Rigobon (2000). Desta forma, para se constatar o contágio não bastaria apenas ocorrer um aumento nas correlações entre os mercados após um choque, mas, este aumento deveria ser significativo. No caso de haver um aumento não significativo nas correlações após um choque a conclusão seria a favor da interdependência econômica entre os mercados. A interdependência significará que choques, globais ou locais, serão transmitidos através dos países por causa de seus vínculos reais e financeiros que existiriam tanto em tempos de crise quanto em tempos normais.

Para realizar a análise foi usado um arcabouço teórico, envolvendo a teoria sobre contágio e modelagem de séries econômicas, em particular a modelagem de séries do mercado financeiro. Foi testado empiricamente, utilizando-se modelos multivariados de mudança de regime markoviana, se a relação entre estes grupos mercadológicos poderia ser considerada, nos períodos de crise enfrentados por estes países ao longo da amostra, apenas uma relação de interdependência econômica ou se teria ocorrido contágio entre os mercados.

O estudo realizado contribui para a literatura econômica por utilizar modelos de mudança de regime markoviana multivariados como um instrumento de pesquisa para constatação da ocorrência ou não de contágio entre os mercados de ações aqui considerados. Até onde temos conhecimento, esta é a primeira vez que se utiliza esses modelos para dados brasileiros. Algo inclusive pouco feito na literatura internacional devido à dificuldade de se estimar tais modelos multivariados. Por se tratar de um grande número de parâmetros,

principalmente no caso dos modelos MS-GARCH, muitas vezes se torna uma tarefa árdua a obtenção da convergência dos mesmos.

Para os mercados de ações latino-americanos a conclusão foi que eles são interdependentes economicamente. Portanto, os transbordamentos de volatilidade entre eles nos períodos de crise ocorreriam graças à própria interdependência existente. Os canais de transmissão de choques entre estes países poderiam ser considerados permanentes. Uma vez que choques externos atinjam fortemente um deles, os demais têm que se ajustar a estes choques.

Foram feitas algumas sugestões para se diminuir a vulnerabilidade dos países a choques externos, tais como: fortalecer ou melhorar os fundamentos macroeconômicos do país; diminuir a dependência excessiva de capitais voláteis e procurar atrair mais capitais para investimentos diretos que fortaleçam os setores produtivos do país.

No caso dos mercados de ações asiáticos, os resultados mostraram a ocorrência de contágio entre os mercados tailandês e coreano e entre os mercados malaio e coreano. E, como salientado, em Forbes e Rigobon (2000), quando se constata a ocorrência de contágio, ele se deu através de canais temporários que existem somente depois de uma crise. Podem ocorrer, por exemplo, mudanças nos sentimentos dos investidores ou mudanças na interpretação dada à informação disponível, que poderiam levar a uma perda de confiança e a aumentos na aversão ao risco. Sendo assim, estratégias de isolamento de curto prazo do tipo controle de capitais poderiam se mostrar muito eficazes na redução do efeito causado por uma crise que esteja ocorrendo em outro país.

Sugeriu-se também que, em períodos de crise, uma outra medida eficaz para se evitar fuga de capitais do país ou estancá-la seria ajuda financeira ou socorro às empresas debilitadas, por parte do governo. Ou então, quando o problema fosse detectado nas próprias políticas econômicas adotadas pelo governo, levando a, por exemplo, uma desvalorização excessiva da moeda doméstica, também se poderia recorrer à ajuda financeira de organismos internacionais acompanhada por medidas de austeridade fiscal, metas para inflação e de crescimento da economia. Sendo que, algumas vezes, apenas a promessa de se intervir com ajuda financeira pode ser apontada como um modo de se evitar que a crise se espalhe ou uma forma de se estancar a crise uma vez que ela aconteça.

Além das relações entre os mercados de ações latino-americanos e entre os mercados asiáticos, foi feito estudo das relações existentes entre os mercados de ações brasileiro, tailandês e coreano que não foi reportado neste trabalho. Apenas a título de informação, os resultados dos modelos para este grupo de países não mostraram ocorrência de contágio entre os países asiáticos e o Brasil. Como claramente a crise asiática afetou o mercado de ações brasileiro aumentando sua volatilidade, um resultado como este não seria muito intuitivo. Isto muito provavelmente pode ter ocorrido devido à restrição imposta à própria rotina dos modelos MS e MS-GARCH utilizados, que faz com que a mudança de regime dos mercados ocorra no mesmo instante de tempo. Porém, como pode ser observado através do comportamento das séries dos retornos desses mercados de ações, o período que marca a crise mexicana é claramente um período de grande volatilidade para o mercado brasileiro, todavia, os mercados de ações tailandês e coreano não foram afetados em sua volatilidade por esta crise. Este fato cria uma dificuldade no momento de o modelo distinguir claramente os períodos de baixa e de alta volatilidade para os mercados conjuntamente. Uma possível solução para isto seria modificar o período de abrangência da amostra, focalizando o comportamento desses mercados após a crise mexicana. Estes mercados, particularmente, foram analisados de duas formas: uma idêntica àquela desenvolvida nos capítulos quatro e cinco e outra fazendo uma pré-filtragem para a série dos retornos e analisando apenas o comportamento da equação da variância. Os resultados, em termos da análise das correlações entre eles, foram semelhantes. Observa-se uma diminuição das correlações entre os mercados brasileiro e tailandês e entre os mercados brasileiro e coreano ao se passar do regime de baixa volatilidade para o de alta volatilidade. Como dito anteriormente, muito provavelmente, isto se deveu ao fato de a crise mexicana ter afetado bastante o comportamento da volatilidade do mercado acionário brasileiro e não ter tido grandes efeitos sobre os asiáticos. Isto dificultaria o discernimento entre momentos de alta e baixa volatilidade para o conjunto dos mercados.

Cabe ressaltar que o estudo do comportamento das correlações ao longo do tempo para a averiguação de contágio entre mercados tem sido realizado por vários autores utilizando-se de técnicas diferentes. Alguns deles desenvolveram testes específicos para a análise desse comportamento. Corsetti, Pericoli e Sbracia (2003) construíram uma medida teórica de interdependência que, segundo eles, captura os efeitos sobre a correlação de um aumento da volatilidade nos preços de ativos para um dado mecanismo de transmissão. A medida teórica

por eles construída se dá a partir de um modelo de fator de retornos sem a imposição de restrições sobre a variância dos fatores comuns relativamente à variância de riscos específicos do país.

Como possíveis limitações ou deficiências deste trabalho pode-se citar a restrição imposta sobre os modelos MS e MS-GARCH de se ter a mudança de regime ocorrendo no mesmo instante de tempo para todos os mercados (embora tal imposição seja feita com o intuito de se distinguir sem ambigüidade entre regimes calmo e turbulento) e a dificuldade de estimação dos parâmetros dos modelos MS-GARCH.

Podemos fazer algumas sugestões para trabalhos futuros, tais como: aumentar a abrangência da amostra para se tentar melhorar os resultados para as estimativas dos parâmetros dos modelos MS-GARCH; implementar modelos MS-GARCH multivariados com assimetria nos choques para detectar o efeito *leverage* nas volatilidades (vale dizer que, houve grande dificuldade para se obter a convergência dos parâmetros estimados, quando isto foi possível, e infelizmente, não se obteve significância estatística para as estimativas); estimar os modelos MS e MS-GARCH relaxando a hipótese de as probabilidades de transição serem constantes ao longo do tempo; fazer uma análise do comportamento dos mercados de câmbio, títulos do governo e outros ativos desses países utilizando o mesmo instrumental (foi feita uma tentativa para o caso do mercado cambial latino-americano, porém, sem sucesso); investigar quais foram efetivamente os mecanismos de transmissão das crises entre os mercados investigados; fazer uma investigação sobre contágio entre mercados de um mesmo país, como por exemplo, a inter-relação entre os mercados de ações, câmbio e taxa de juros; dentre outras possibilidades.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABRAMOVITZ, M. e N. STEGUN (1970), *Handbook of mathematical function*. .New York Dover Publications.

AHLUWALIA, P. (2000), Discriminating Contagion: An Alternative Explanation of Contagion Currency Crises in Emerging Markets, *IMF Working Paper* No. 00/14.

ALMEIDA, N. M.C. G. e PEREIRA, P. L. V. (2000), Mudança de regime em volatilidade: os modelos SWGARCH, *Revista Brasileira de Econometria*, p.39-58.

ARAÚJO, C. H. V. e SILVEIRA FILHO, G. B. (2002), Mudanças de Regime no Câmbio Brasileiro, Brasília. *Banco Central do Brasil*, (Trabalhos para Discussão no. 41).

BAIG, T. e GOLDFAJN, I. (1998). Financial Market Contagion in the Asian Crises, *IMF Working Paper* No. 98/155.

BAIG, T. e GOLDFAJN, I. (2000), The Russian Default and the Contagion to Brazil, *IMF Working Paper* No. 00/160.

BAZDRESCH, S. e WERNER, A. M. (2000), Contagion of International Financial Crises: the Case of Mexico, *Dirección General de Investigación Económica*. Banco de México. Documento preparado para a World Bank Conference. Contagion: How It Spreads and How It Can Be Stopped? Washington, D.C. 3-4 de fevereiro de 2000.

BERGMAN, U. M. e HANSON, J. (2000), Real Exchange Rates and Switching Regimes, *JEL* C22, C53, F31.

BERNDT, E.K., H.B. HALL, R.E. HALL e J.A. HAUSSMAN (1974), Estimation and Inference in Nonlinear Structural Models, *Annals of Economic and Social Measurement*, v. 4, p. 653-666.

BOLLERSLEV, T. (1986), Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, v. 31, p. 307-27.

BOLLERSLEV, T. (1987), A Conditionally Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return. *The Review of Economics and Statistics*, v. 69, n. 3, p. 542-547.

BOLLERSLEV, T., CHOU, R. Y. e KRONER, K. F. (1992), ARCH Modeling in Finance: A Review of the Theory and Empirical Evidence, *Journal of Econometrics*, v. 52, p. 5-59.

BORDO, M. D. e MURSHID, A. P. (2000), Are Financial Crises Becoming Increasingly more Contagious? What is the Historical Evidence on Contagion? *NBER Working Paper 7900*.

CAI, J. (1994), A Markov Model of Switching-Regime ARCH, *Journal of Business and Economic Statistics*, v. 12, p. 309-316.

CALVO, G. A. (1999), Contagion in Emerging Markets: When Wall Street is a Carrier, *University of Maryland* (Mimeo).

CALVO, G. A. e Mendoza, E. (1999), Rational Contagion and the Globalization of Security Markets, *University of Maryland* (Mimeo).

CALVO, S. e REINHART, C. (1995), Capital Flows to Latin America: Is There Evidence of Contagion Effects?, *Banco Mundial e Fundo Monetário Internacional* (manuscrito não publicado).

CAPORALE, G. M. e SPAGNOLO, N. (2001), Modelling East Asian Exchange Rates: a Markov-switching Approach, *Centre for Monetary and Financial Economics, South Bank University, London*. JEL C22, F31 (mimeo).

CHANG, R. e MAJNONI, G. (1999), International Contagion: Implications for Policy, paper preparado para a World Bank Conference on Contagion: How It Spreads and How It Can Be Stopped? Washington, D.C. 3-4 de fevereiro de 2000.

CHARI, V. V. e KEHOE, P. J. (1999), Herds of Hot Money . Minneapolis, *Federal Reserve Bank of Minneapolis Research Department* (mimeo).

CHARI, V. V. e KEHOE, P. J. (2003), Hot Money. Minneapolis, *Federal Reserve Bank of Minneapolis Research Department* (mimeo).

CHESNAY, F. e JONDEAU, E. (2000), Does Correlation between Stock Returns really Increase during Turbulent Period?, (*Notes D'Études et de Recherche*). Paris, Banque de France.

CHOU, R. Y. (1987), Volatility Persistence and Stock Returns – Some Empirical Evidence Using GARCH, *Journal of Applied Econometrics*, v. 3, p. 279-294.

CLEMENTS, M. P. e DROLZIG, H.M. (1998). A comparison of the forecast performance of Markov-switching and threshold autoregressive models of US GNP, *Econometrics Journal*, v. 1: p. C47-C75.

CORREA, M. M. R. L. e PEREIRA, P. L. V. (1998), Modelos não lineares em finanças: previsibilidade em mercados financeiros e aplicações a gestão de risco, In: ENCONTRO BRASILEIRO DE ECONOMETRIA, 20. Vitória, ES. *Anais...* v.1, 427-448.

CORSETTI, G., PERICOLI, M. e SBRACIA, M. (2003), Some Contagions, some Interdependence – More Pitfalls in Tests of Financial Contagion (Mimeo).

DAY, T. E. e LEWIS, C. M. (1992), Stock Market Volatility and the Information Content of Stock Index Options, *Journal of Econometrics*, v. 52, p. 267-287.

DE GREGORIO, J. e VALDÉS, R. O. (2000), Crisis Transmission: Evidence from the Debt, Tequila, and Asian Flu Crises. *Este paper é parte do projeto de pesquisa WIDER/Wold Bank “Contagion: How it Spreads and How it can be Stopped?”* (Mimeo).

DORNBUSCH, R., PARK, Y. C. e CLAESSENS, S. (2000), Contagion: How it Spreads and How it can be Stopped? *Paper preparado para a conferência Banco Mundial / FMI: Financial Contagion: How it Spreads and How it can be Stopped?* (mimeo).

DRAZEN, A. (1998), Political Contagion in Currency Crisis, *NBER Working Paper* n. 7211.

DROST, F. C. e NIJMAN, T. E. (1993), Temporal aggregation of GARCH processes, *Econometrica*, v. 61, p. 909-927.

DUEKER, M. J. (1997), Markov switching in GARCH processes and mean reverting stock-market volatility, *Journal of Business & Economics Statistics*, v. 15: p. 26-34.

EDWARDS, S. (2000), Contagion, *University of California and National Bureau of Economic Research* (mimeo).

EDWARDS, S. e SUSMEL, R. (2001), Volatility Dependence and Contagion in Emerging Equity Markets, *NBER Working Paper* 8506.

EICHENGREEN, B., ROSE, A. K. e WYPLOSZ, C. (1996), Contagious Currency Crises, *National Bureau of Economic Research, Working Paper* No. 5681.

EICHENGREEN, B. (2000), A Globalização do Capital – uma história do sistema monetário internacional, São Paulo, Editora 34.

ENDERS, W. (1995) *Applied Econometric Time Series*. New York : John Wiley, p. 211-267.

ENGLE, C. e HAMILTON, J. D. (1990), Long Swings in the Dollar: Are They in the data and Do Markets Know it?. *American Economic Review*, v.80, n. 4, p. 689-713.

ENGLE, R. F. e MUSTAFA, C. (1992), Implied ARCH Models from Options Prices. *Journal of Econometrics*, v. 52, p. 289-311.

ESPINOSA, M. e RUSSEL, S. (1996), The Mexican Economic Crisis: Alternative views, *Federal Reserve Bank of Atlanta, Economic Review*, v. 81, p. 21-44.

FAVERO, C. A. e GIAVAZZI, F. (2000), Looking for Contagion: Evidence from ERM, *NBER Working Paper 7797*.

FLOOD, R. e GARBER, P. (1984), Colapsing exchange rate regimes: Some linear examples, *Journal of International Economics* v. 17, p. 1-13.

FORBES, K. J. (2002), The Asian Flu and Russian Virus: Firm-Level Evidence on How Crises are Transmitted Internationally, *NBER Working Paper W 7807*.

FORBES, K. e RIGOBON, R. (2000), Contagion in Latin America: Definitions, Measurement, and Policy Implications. *NBER Working Paper 7885*.

FORBES, K. e RIGOBON, R. (1999), No Contagion, only Interdependence: Measuring Stock Market Co-Moviments. *NBER Working Paper 7267*.

FRANKEL, J. A. e SCHMUKLER, S. L. (1998), Crisis, Contagion, and Country Funds: Effects on East Asia and Latin America, In:GLICK, R.(ed.) *Managing Capital Flows and Exchange Rates*. Cambridge University Press.

FRENCH, K. R., SCHWERT, G. W. e STAMBAUGH, R. F. (1987), Expected Stock Returns and Volatility. *Journal of Financial Economics*, v. 19, p. 3-29.

GALVÃO, A. B. C., PORTUGAL, M. S. e RIBEIRO, E. P. (2000), Volatilidade e Causalidade: Evidência para o Mercado à Vista e Futuro de Índice de Ações no Brasil, *Revista Brasileira de Econometria*, v. 54, n.1, p. 37-56.

GIBBONS, M. R. e HESS, P. (1981), Day of the week effects and asset returns, *Journal of Business*, v.4, n.4, p. 579-596.

GLOSTEN, L. R., JAGANNATHAN, R. e RUNKLE, D. (1993). Relationship between the expected value and the volatility of the nominal excess of return on stocks, *Journal of Finance*, v. 48, p. 1779-1801.

GOLDFELD, S. M., e QUANDT, R. E. (1973). A Markov Model for Switching Regressions *Journal of Econometrics*, v. 1, p. 3-16.

GRANGER, C. W. J. e TERÄSVIRTA, T. (1993), Modelling Nonlinear Economic Relationships. Oxford, Oxford University Press.

GRAY, S.F. (1996), Modeling the Conditional Distribution of Interest Rates as a Regime-Switching Process. *Journal of Financial Economics*, v. 42, n. 1, p. 27-62.

GREENE, W. H. (1997), Econometric Analysis. *New York University, Prentice Hall, Inc.*, p.204-205, 424-427; 443-444.

HAMAOKA, Y., MASULIS, R.W. e NG, V. (1990), Correlations in Price Changes and Volatility Across International Stock Markets. *Review of Financial Studies*, v. 3, n. 2, p. 281-307.

HAMILTON, J.D. (1988), Rational Expectations Econometric Analysis of Changes in Regime: Na Investigation of the Term Structure of Interest Rates. *Journal of Economic and Dynamics and Control*, v. 12, n.2/3, p. 385-423.

HAMILTON, J.D. (1989), A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle, *Econometrica*, v. 57, n. 2, p. 357-384.

HAMILTON, J. D. e JORDA, O. (2000), A Model for the Federal Funds Rate Target, *NBER Working Paper No. 7847*.

HAMILTON, J.D. e SUSMEL, R. (1994), Autoregressive Conditional Heteroskedasticity and Changes in Regime, *Journal of Econometrics*, v. 64, p. 307-333.

HARVEY, A., RUIZ, E. e SHEPHARD, N. (1994), Multivariate Stochastic Variance Models, *Review of Economic Studies*, v. 61, p. 247-264.

HERENCIA, M. Z., HOTTA, L. K. e PEREIRA, P. L. V. (1998), Filtragem e Previsão com Modelos de volatilidade: Volatilidade Estocástica versus GARCH. *Revista Brasileira de Economia*, v. 52, n. 2, p. 241-278.

JAMES, B. R. (1996), Probabilidade: um curso em nível intermediário, Projeto Euclides, 2^o ed., IMPA.

JENNRICH, J.I. (1970), An Asymptotic Chi-square Test for the Equality of Two Correlation Matrices, *Journal of the American Statistical Association*, v. 65, n.330, p. 904-912.

KAMINSKY, G. L. e REINHART, C. M. (1998), On Crises, Contagion, and Confusion, paper apresentado em *The Duke University conference "Globalization, Capital Market Crises and Economic Reform"*.

KIM, C. J. (1994), Dynamic Linear Models with Markov Switching., *Journal of Econometrics*, Janeiro / Feb., 1994, p. 1-22.

KIM, C. J. e NELSON, C. R. (1999) State-Space Model with Regime Switching., Cambridge: *MIT Press, Cambridge*.

KONTOLEMIS, Z. G. (1999), Analysis of the U.S. Business Cycle with a Vector-Markov-Switching Model. *FMI Working Paper*, 107.

KRUGMAN, P. (1979), A model of balance of payments crises. *Journal of Money, Credit and Banking*, v. 11, p. 311-25

KRUGMAN, P. (1999), Currency Crises, in Martin Feldstein (ed.) *International Capital Flows*, Chicago: *The Chicago University Press*, p. 421-440.

MARCAL, E. F. (2004), Ensaio sobre Eficiência, Cointegração, Componentes Comuns, Não Linearidades na Variância nos Mercados Financeiros: uma Estrutura a Termo das Taxas de Juros e da Volatilidade de Títulos da Dívida Soberana, *USP, Tese de Doutorado*.

MATHUR, I., GLEASON, K. C., DIBOGLU, S. e SINGH, M. (2002), Contagion Effects from the 1994 Mexican Peso Crisis: Evidence from Chilean Stocks, *The Financial Review*, v. 37, p. 17-34.

MORAIS, I. A. C. e PORTUGAL, M. S. (1999), Modelagem e Previsão de Volatilidade Determinística e Estocástica para a Série do Ibovespa, *Estudos Econômicos – USP*, v.29, n. 3, p. 303-341.

MORAIS, I. A. C. e PORTUGAL, M. S. (2001), Uma Investigação sobre os Co-Movimentos na Volatilidade dos Par Bonds Latino-Americanos, *Revista Brasileira de Economia*, v.55, n. 2, p. 183-204.

NELSON, D. B. (1991), Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: a New Approach. *Econometrica*, v. 59, n. 2, p. 347-370.

NELSON, D. B. e CAO, C. Q. (1991), A note on the inequality constraints in the Univariate GARCH Model. *Journal of Business and Economic Statistics*, v. 10, p. 229-235.

NOH, J. ENGLE, R. F. e KANE, A (1994), Forecasting Volatility and Option Prices of the S&P 500 Index. *Journal of Derivatives*, v. 2, p. 17-30.

PAGAN, A. R., e HONG, Y. (1988), Non-Parametric Estimation and the Risk Premium, *forthcoming in Nonparametric and Semiparametric Methods in Econometrics*, ed. By W. Barnett, J. Powell and G. Tauchen. Cambridge: Cambridge University Press.

PAGAN, A. R. e SCHWERT, G. W. (1990), Alternative Models for Conditional Stock Volatility. *Journal of Econometrics*, v. 45, p. 267-290.

PESENTI, P. e TILLE, C. (2000) - The economics of Currency Crises and Contagion: An Introduction, *Economic Policy Review* v.3, p. 3-16

RAMCHAND, L., e SUSMEL, R. (1998), Volatility and Cross Correlation across Major Stock Markets, *Journal of Empirical Finance*, v. 5, p. 397-416.

RIGOBON, R. (1998), Informational Speculative Attacks: Good news is no news, *MIT*, (Mimeo).

RUIZ, E. (1994), Quasi-maximum Likelihood Estimation of Stochastic Volatility Models, *Journal of Econometrics*, v. 63, p. 289-306.

SALANT, S. e D. HENDERSON. (1978). Market anticipation of government policy and the price of gold. *Journal of Political Economy*, v. 86, p. 627-48.

SARANTIS, N. (1999), Modelling Non-linearities in Real Effective Exchange Rates. *Journal of International Money and Finance*, v. 18, p. 27-45.

SCHINASI, G. J., e SMITH, R. T. (1999), Portfolio Diversification, Leverage, and Financial Contagion. , *IMF, Working Paper* No. 99/136.

SOLA, M.; TIMMERMANN, A. (1994), Fitting the Moments: A Comparison of ARCH and Regime Switching Models for Daily Stock Returns, *Discussion Paper in Financial Economics*, FE 1/94, Birkbeck College.

SUSMEL, R. (1999), Switching Volatility in International Equity Markets. *University of Houston, Department of Finance. Journal of Economic Literature* C53, G15.

TERÄSVIRTA, T. e ANDERSON, H. M. (1992). Characterizing nonlinearities in business cycles using smooth transition autoregressive models. *Journal of Applied Econometrics*, v.7, p. S119-S136.

TRAIN, K. (2001). *Discrete Choice Methods with Simulation. Cambridge University Press.*

TSAY, R.S. (1998). Testing and modeling multivariate threshold models. *Journal of American Statistical Association*, v. 93: p. 1188-1202.

VAN DIJK, D.; TERÄSVIRTA, T. e FRANSES, P.H. (2001). Smooth Transition Autoregressive Models – A survey of recent developments. *Econometric Reviews*, forthcoming.

VAN RIJCKEGHEM, C. e WEDER, B. (1999), Financial Contagion: Spillovers Through Banking Centers, paper preparado como parte de um projeto sobre contágio apoiado pelo WIDE e o World Bank e dirigido por Rudiger Dornbush, Yung Chul Park e Stijn Claessens.

ZHANG, Z. (2001), Speculative Attacks in the Asian Crisis. *IMF, Working Paper* No. 01/189.

ZIEGELMANN, F. A. e PEREIRA, P. L. V. (1997), Modelos de Volatilidade Estocástica com Deformação Temporal: um estudo empírico para o índice Ibovespa. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, v. 27, n. 2, p. 353-376.

ANEXO A

A1 Demonstração para se chegar ao resultado da equação (3.4.3):

Suponha que exista apenas um único regime, de modo que:

$$\begin{aligned} R_{it} &= \mu_i + \sqrt{h_i} \varepsilon_{it} \\ R_{it}^2 &= \mu_i^2 + h_i \varepsilon_{it}^2 + 2\mu_i \sqrt{h_i} \varepsilon_{it} \\ E[R_{it}^2 | I_{t-1}] &= \mu_i^2 + h_i \\ [E[R_{it} | I_{t-1}]]^2 &= \mu_i^2 \end{aligned}$$

Os resultados acima são devidos a $E[\varepsilon_{it}] = 0$ e $E[\varepsilon_{it}^2] = 1$.

Agora, suponha que existam dois regimes, sendo que:

$$R_{it} | I_{t-1} \sim \begin{cases} N(\mu_i^0, h_i^0); & \text{com probabilidade } \pi_t \\ N(\mu_i^1, h_i^1); & \text{com probabilidade } 1 - \pi_t \end{cases}$$

onde $\pi_t = \Pr[S_t = 0 | I_{t-1}]$.

Tem-se que, a variância condicional de R_{it} é dada por:

$$h_{it} = E[R_{it}^2 | I_{t-1}] - [E[R_{it} | I_{t-1}]]^2$$

Fazendo as substituições devidas, ou seja, $E[R_{it}^2 | I_{t-1}] = \mu_i^2 + h_i$ e $[E[R_{it} | I_{t-1}]]^2 = \mu_i^2$

obtem-se:

$$h_{it} = \pi_t [(\mu_i^0)^2 + h_i^0] + (1 - \pi_t) [(\mu_i^1)^2 + h_i^1] - [\pi_t \mu_i^0 + (1 - \pi_t) \mu_i^1]^2$$

que é a equação 3.4.3.

A2 Construção da função log-verossimilhança¹³⁶

Primeiro, observe que quando o retorno, R_t , está sujeito a mudanças entre dois regimes, tem-se que:

¹³⁶ Conforme Gray (1996).

$$f(R_t | I_{t-1}) = \sum_{k=0}^1 f(R_t, S_t = k | I_{t-1}) = \sum_{k=0}^1 f(R_t | S_t = k, I_{t-1}) \Pr(S_t = k | I_{t-1})$$

$$f(R_t | I_{t-1}) = \sum_{k=0}^1 f(R_t | S_t = k, I_{t-1}) p_{kt}$$

onde p_{kt} é $\Pr(S_t = k | I_{t-1})$, e I_{t-1} é o conjunto de informações disponíveis até o instante t-1. Assim, a distribuição de R_t condicional ao conjunto de informações disponíveis pode ser escrita como:

$$R_t | I_{t-1} \sim \begin{cases} f(R_t | S_t = 0, I_{t-1}) & \text{com probabilidade } p_{0t} \text{ ou } \pi_t \\ f(R_t | S_t = 1, I_{t-1}) & \text{com probabilidade } p_{1t} \text{ ou } 1 - \pi_t \end{cases}$$

Assumindo normalidade condicional ao conjunto de informações disponíveis em t-1 e ao regime, obtém-se:

$$f(R_t | S_t = k, I_{t-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi H_t^k}} \exp\left\{-\frac{(R_t - \mu_t^k)^2}{2H_t^k}\right\}$$

Além disto, observe que o modelo do Hamilton (Markov de primeira ordem) pode ser reformulado como um processo recursivo simples ao reescrevê-lo em termos da estrutura recursiva de $p_{0t} = \Pr(S_t = 0 | I_{t-1})$, i.e., a probabilidade do processo estar no regime 0 no instante t condicional à informação disponível. De modo que, o enfoque passa a ser a probabilidade de se estar em determinado regime ao invés da probabilidade de mudança de um determinado regime para outro. Se a única informação usada como informação condicional para p_{0t} forem valores defasados da variável dependente, tem-se que

$$p_{0t} = \Pr\left(S_t = 0 \mid \tilde{R}_{t-1}\right) \text{ onde } \tilde{R}_{t-1} = \{R_{t-1}, R_{t-2}, \dots\}.$$

A propriedade de Markov diz que:

$$\Pr(X_{n+1} = j | X_0 = i_0, X_1 = i_1, \dots, X_n = i) = \Pr(X_{n+1} = j | X_n = i) \quad \forall i, j, i_0, \dots, i_{t-1} \in S, n \in \mathbb{N}$$

sempre que $\Pr(X_0 = i_0, X_1 = i_1, \dots, X_n = i) > 0$

onde $(X_n)_{n \geq 0}$ é um processo estocástico¹³⁷.

¹³⁷ Chama-se cadeia de Markov a um processo estocástico $(X_n)_{n \geq 0}$ que obedece a propriedade de Markov.

Ou seja, por esta propriedade, $p_{0t} = \Pr\left(S_t = 0 \mid \tilde{R}_{t-1}\right)$ depende apenas do regime em que o processo esteja no instante imediatamente anterior, no caso, em t-1. Condicionando ao regime em t-1, obtém-se:

$$\Pr\left(S_t = 0 \mid \tilde{R}_{t-1}\right) = \sum_{k=0}^1 \Pr\left(S_t = 0 \mid S_{t-1} = k, \tilde{R}_{t-1}\right) \Pr\left(S_{t-1} = k \mid \tilde{R}_{t-1}\right).$$

Como visto no texto (capítulo 3), na estrutura do Hamilton as probabilidades de mudança ou de transição obedecem a uma estrutura de Markov (conhecida como matriz de probabilidades de transição):

$$\begin{aligned} \Pr[S_t = 0 \mid S_{t-1} = 0] &= p \\ \Pr[S_t = 1 \mid S_{t-1} = 0] &= 1 - p \\ \Pr[S_t = 1 \mid S_{t-1} = 1] &= q \\ \Pr[S_t = 0 \mid S_{t-1} = 1] &= 1 - q \end{aligned}$$

Em cada caso tendo-se:

$$\Pr\left(S_t = 0 \mid S_{t-1} = k, \tilde{R}_{t-1}\right) = \Pr(S_t = 0 \mid S_{t-1} = k)$$

De modo que,

$$\Pr\left(S_t = 0 \mid \tilde{R}_{t-1}\right) = p \cdot \Pr\left(S_{t-1} = 0 \mid \tilde{R}_{t-1}\right) + (1 - q) \cdot \left[1 - \Pr\left(S_{t-1} = 0 \mid \tilde{R}_{t-1}\right)\right]$$

Pelo teorema de Bayes $\Pr\left(S_{t-1} = 0 \mid \tilde{R}_{t-1}\right)$ pode ser escrita como uma função de

$$\Pr\left(S_{t-1} = 0 \mid \tilde{R}_{t-2}\right):$$

$$\Pr\left(S_{t-1} = 0 \mid \tilde{R}_{t-1}\right) = \Pr\left(S_{t-1} = 0 \mid R_{t-1}, \tilde{R}_{t-2}\right) = \frac{f\left(R_{t-1} \mid S_{t-1} = 0, \tilde{R}_{t-2}\right) \Pr\left(S_{t-1} = 0 \mid \tilde{R}_{t-2}\right)}{\sum_{k=0}^1 f\left(R_{t-1} \mid S_{t-1} = k, \tilde{R}_{t-2}\right) \Pr\left(S_{t-1} = k \mid \tilde{R}_{t-2}\right)}$$

onde

$$\begin{aligned} f\left(R_{t-1} \mid S_{t-1} = k, \tilde{R}_{t-2}\right) &= f\left(R_{t-1} \mid S_{t-1} = k\right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left|H_t^k\right|^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(R_t - \mu^k\right)' \left(H_t^k\right)^{-1} \left(R_t - \mu^k\right)\right) \quad k = 0, 1. \end{aligned}$$

Portanto, $\pi_t \equiv p_{0t} = \Pr\left(S_t = 0 \mid \tilde{R}_{t-1}\right)$ pode ser escrito de um modo recursivo não-

linear:

$$\pi_t \equiv p_{0t} = (1-q) \frac{g_{t-1}^1(1-\pi_{t-1})}{g_{t-1}^0\pi_{t-1} + g_{t-1}^1(1-\pi_{t-1})} + p \frac{g_{t-1}^0\pi_{t-1}}{g_{t-1}^0\pi_{t-1} + g_{t-1}^1(1-\pi_{t-1})}$$

onde

$$\pi_t \equiv p_{0t} = \Pr\left(S_t = 0 \mid \tilde{R}_{t-1}\right)$$

$$g_t^k = f\left(R_t \mid S_t = k, I_{t-1}\right) \quad , \quad k = 0, 1.$$

Tendo especificado as funções das médias condicionais (μ_t^k) , as funções das variâncias condicionais (h_t^k) e a dinâmica da mudanças entre os regimes, a função log-verossimilhança pode ser escrita como:

$$\begin{aligned} \ln L(\theta) &= \sum_{t=1}^T \ln(f(R_t \mid I_{t-1})) \\ &= \sum_{t=1}^T \ln \left[\begin{aligned} &\pi_t \frac{1}{\sqrt{2\pi}} |H_t^0|^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2}(R_t - \mu^0)'(H_t^0)^{-1}(R_t - \mu^0)\right) \\ &+ (1-\pi_t) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} |H_t^1|^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2}(R_t - \mu^1)'(H_t^1)^{-1}(R_t - \mu^1)\right) \end{aligned} \right] \end{aligned}$$

A3 Forma da função log-verossimilhança para o modelo Markov-switching quando supõe-se distribuição t-Student para os resíduos:

Ao relaxar a hipótese de normalidade da distribuição dos resíduos em favor de uma distribuição t-Student, pode se responder pelo excesso de curtose nos resíduos. Para o caso de assumir uma distribuição t-Student, a função log-verossimilhança passa a ter a seguinte forma:

$$\ln L(\theta) = \sum_{t=1}^T \ln(f(r_t \mid I_{t-1})) = \sum_{t=1}^T \ln \left(\sum_{k=0}^1 f(r_t \mid S_t = k, I_{t-1}) \Pr[S_t = k \mid I_{t-1}] \right)$$

$$\ln L(\theta) = \sum_{t=1}^T \ln \left(\pi_t * \left(\Gamma\left(\frac{v+n}{2}\right) \left[\sqrt{\pi(v-2)} \Gamma\left(\frac{v}{2}\right) \right]^{-n} \left(1 + \frac{\varepsilon_t' (H_t^0)^{-1} \varepsilon_t}{(v-2)} \right)^{-\frac{v+n}{2}} |H_t^0|^{-\frac{1}{2}} \right) + \right. \\ \left. + (1-\pi_t) * \left(\Gamma\left(\frac{v+n}{2}\right) \left[\sqrt{\pi(v-2)} \Gamma\left(\frac{v}{2}\right) \right]^{-n} \left(1 + \frac{\varepsilon_t' (H_t^1)^{-1} \varepsilon_t}{(v-2)} \right)^{-\frac{v+n}{2}} |H_t^1|^{-\frac{1}{2}} \right) \right)$$

onde $\pi_t = \Pr[S_t = 0 | I_{t-1}]$ é a probabilidade condicional de estar no regime 0 e Γ é a função Gama.

A4 Algoritmos¹³⁸

Aqui serão descritos, de modo simplificado, alguns algoritmos utilizados para maximização de funções, em particular a função log-verossimilhança dada por $\ln L(\theta) = \sum_{n=1}^N \ln P_n(\theta) / N$. Na verdade, esta seria a forma da função log-verossimilhança média na amostra; onde $P_n(\theta)$ é a probabilidade do resultado observado para o tomador de decisão n , N é o tamanho da amostra, e θ é um vetor $K \times 1$ de parâmetros.

O objetivo consistirá em localizar o valor de θ que maximize $\ln L(\theta)$. Como a verossimilhança é uma probabilidade entre 0 e 1 e o logaritmo de qualquer número entre 0 e 1 é negativo, tem-se que $\ln L(\theta)$ é sempre negativo. Numericamente, pode-se encontrar o ponto de máximo “caminhando” ao longo da função log-verossimilhança, dá-se valores iniciais ao vetor de parâmetros θ , e, cada iteração leva a um novo valor dos parâmetros ao qual $\ln L(\theta)$ é maior do que o valor anterior.

Seja g_t o vetor das primeiras derivadas de $\ln L(\theta)$ avaliada em θ_t , – ou seja, o gradiente em θ_t – onde θ_t é o valor corrente de θ :

$$g_t = \left(\frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \theta} \right)_{\theta_t}.$$

Seja H_t a matriz das segundas derivadas, i.e., a matriz hessiana:

¹³⁸ Conforme Train (2001).

$$g_t = \left(\frac{\partial g_t}{\partial \theta'} \right)_{\theta_t} = \left(\frac{\partial^2 \ln L(\theta)}{\partial \theta \partial \theta'} \right)_{\theta_t}$$

A dimensão do gradiente é $K \times 1$ e a do hessiano é $K \times K$. Enquanto o gradiente informa em que direção o passo deve ser dado, o hessiano vai dizer o tamanho do passo.

A4.1 Algoritmo BHHH

O escore de uma observação é a derivada da log-verossimilhança dessa observação em relação aos parâmetros: $s_n(\theta_t) = \partial \ln P_n(\theta) / \partial \theta$, avaliada em θ_t . O gradiente, definido acima, é o escore médio: $g_t = \sum_n s_n(\theta_t) / N$. O produto interno do escore da observação n é a matriz $K \times K$:

$$s_n(\theta_t) s_n(\theta_t)' = \begin{pmatrix} s_n^1 s_n^1 & s_n^1 s_n^2 & \cdots & s_n^1 s_n^k \\ s_n^1 s_n^2 & s_n^2 s_n^2 & \cdots & s_n^2 s_n^k \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ s_n^1 s_n^k & s_n^2 s_n^k & \cdots & s_n^k s_n^k \end{pmatrix}$$

onde s_n^k é o k -ésimo elemento de $s_n(\theta_t)$. O produto interno médio na amostra, $\Theta_t = \sum_n s_n(\theta_t) s_n(\theta_t)' / N$, está relacionado à matriz de covariância: se o escore médio for zero, então Θ seria a matriz de covariância dos escores na amostra.

Aos parâmetros que maximizam a função de verossimilhança o escore médio é zero. O ponto de máximo ocorre onde a inclinação é zero, o que significa que o gradiente (ou escore médio) é zero. Desde que o escore médio seja zero, o produto interno dos escores, Θ_t , torna-se a variância dos escores. Ou seja, aos valores máximos dos parâmetros, Θ_t é a variância dos escores na amostra.

A variância dos escores dá informação importante para a localização do máximo da função de verossimilhança. Particularmente, ela provê uma medida da curvatura da função log-verossimilhança, de forma similar ao hessiano.

A “Matriz de Informação” estabelece que a covariância dos escores aos parâmetros verdadeiros é igual a menos o valor esperado do Hessiano – a variância dos escores fornece informação sobre a curvatura da função log-verossimilhança.

Berndt, Hall, Hall e Hausman (1974) – BHHH – propuseram o uso desta relação na busca numérica para o máximo da função log-verossimilhança. O procedimento BHHH usa Θ_t na rotina de otimização ao invés de usar $-H_t$. Cada iteração é definida por:

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \lambda \Theta_t^{-1} g_t.$$

Duas vantagens do procedimento BHHH: (1) Θ_t é calculado mais rapidamente do que H_t . Os escores devem ser calculados para se obter o gradiente e o cálculo de Θ_t como o produto interno médio dos escores não requer muito tempo computacional. Já o cálculo de H_t requer calcular as segundas derivadas da função log-verossimilhança. (2) Θ_t é necessariamente positiva definida. O procedimento BHHH garante prover um aumento na $\ln L(\theta)$ a cada iteração, mesmo em partes convexas da função. O passo $\lambda \Theta_t^{-1} g_t$ do BHHH aumenta $\ln L(\theta)$ para um valor pequeno o suficiente de λ .¹³⁹

Para um modelo corretamente especificado aos parâmetros verdadeiros tem-se que $\Theta \rightarrow -H$ quando $N \rightarrow \infty$. Esta relação entre as duas matrizes é uma implicação da matriz de informação. Esta convergência sugere que Θ_t pode ser considerado uma aproximação para $-H_t$. Espera-se que a aproximação seja melhor à medida que o tamanho da amostra aumenta. E pode-se esperar que a aproximação seja melhor próximo aos parâmetros verdadeiros, onde o escore esperado é zero e a matriz de informação se mantém, do que para valores de θ mais distantes de seus verdadeiros valores. Ou seja, pode-se esperar que Θ_t seja uma aproximação melhor próximo ao máximo de $\ln L(\theta)$ do que longe do máximo.

Existem algumas desvantagens do BHHH. O procedimento pode dar pequenos passos que aumentam muito pouco a $\ln L(\theta)$, especificamente quando o processo iterativo estiver distante do máximo. Este comportamento pode surgir porque Θ_t não é uma boa aproximação de $-H_t$ quando distante do valor verdadeiro. Ou poderia surgir devido a $\ln L(\theta)$ ser altamente não-quadrática na área onde o problema esteja ocorrendo; de modo

¹³⁹ Para detalhes, ver Train (2001).

que o procedimento BHHH não teria uma boa performance mesmo se Θ_t fosse uma boa aproximação para $-H_t$.

A4.2 Algoritmo BHHH-2

O procedimento BHHH fia-se na matriz Θ_t que, como foi visto, captura a covariância dos escores quando o escore médio é zero (ou seja, no valor máximo de θ). Quando o processo iterativo não está no máximo, os escores médios não são zero e Θ_t não representa a covariância dos escores.

Uma variante do procedimento BHHH é obtido pela subtração do escore médio antes de tomar o produto interno. Para qualquer nível do escore médio, a covariância dos escores é

$$W_t = \sum_n (s_n(\theta_t) - g_t)(s_n(\theta_t) - g_t)' / N$$

onde o gradiente g_t é o escore médio. W_t é a covariância dos escores em torno da sua média, e Θ_t é o produto interno médio dos escores. W_t e Θ_t são iguais quando o gradiente médio é zero (i.e., no valor máximo de θ), mas diferentes em caso contrário.

O procedimento de maximização pode utilizar W_t ao invés de Θ_t :

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \lambda W_t^{-1} g_t.$$

Este procedimento que Train (2001) chama de BHHH-2, tem as mesmas vantagens que o BHHH. W_t é necessariamente positiva definida, já que é proporcional a uma matriz de covariância, e assim garante-se que o procedimento forneça, a cada iteração, um aumento em $\ln L(\theta)$. Também, para um modelo corretamente especificado aos parâmetros verdadeiros, $W \rightarrow -H$ quando $N \rightarrow \infty$, de modo que W_t pode ser considerada uma aproximação para $-H_t$. A matriz de informação estabelece esta equivalência, como no caso de Θ .

Para θ 's que estejam próximos ao valor máximo, os procedimentos BHHH e BHHH-2 dão aproximadamente os mesmos valores. Eles podem diferir muito em valores distantes do máximo. A experiência tem mostrado, segundo Train (2001), que os dois métodos são muito similares no sentido de que ou ambos trabalham efetivamente para uma

dada função de verossimilhança, ou os dois falham. A principal contribuição do BHHH-2 seria pedagógica, no sentido de elucidar a relação entre a covariância dos escores e o produto interno médio dos escores.

A4.3 Algoritmos DFP e BFGS

Os métodos de Davidon-Fletcher-Powell (DFP) e Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) calculam o hessiano aproximado de um modo que usa a informação em mais de um ponto sobre a função de verossimilhança. Os métodos vistos anteriormente, BHHH e BHHH-2, usam a matriz gradiente em θ_t para aproximar o hessiano. Apenas a informação em θ_t está sendo usada para determinar o passo nesses procedimentos. Se a função for quadrática, então a informação em um ponto sobre a função fornece toda a informação que é necessária sobre a forma da função. Assim, esses métodos trabalham bem quando a função log-verossimilhança é aproximadamente quadrática. De modo contrário, os procedimentos DFP e BFGS usam informação em vários pontos para obter uma percepção da curvatura da função log-verossimilhança.

O hessiano é a matriz das segundas derivadas, é definido para movimentos infinitesimalmente pequenos. Ele diz o quanto a inclinação da curva muda à medida que se move ao longo da curva. Como o objetivo é dar passos maiores, é conveniente saber como a inclinação muda para movimentos não infinitesimais. Um “arco” hessiano pode ser definido com base em como o gradiente muda de um ponto para outro, ou seja, a mudança na inclinação de uma determinada função, $f(x)$, à medida que um passo é dado de um valor de x para outro.

Os procedimentos de DFP e BFGS utilizam estes conceitos para aproximarem o hessiano. O gradiente é calculado a cada passo no processo iterativo. A diferença no gradiente entre os vários pontos que foram atingidos é usada para calcular um arco hessiano sobre estes pontos. Este arco hessiano reflete a mudança efetiva no gradiente que ocorre para um movimento efetivo sobre a curva, em oposição ao hessiano que simplesmente reflete a mudança na inclinação para passos infinitesimalmente pequenos entorno do ponto. Quando a função log-verossimilhança é não-quadrática, o hessiano em qualquer ponto reflete fornece pouca informação sobre o formato da função. O arco hessiano dá uma informação melhor sobre a forma função em questão.

A cada iteração, os procedimentos DFP e BFGS processam o arco hessiano usando a informação que é obtida no novo ponto, i.e., usando o novo gradiente. Os dois procedimentos são diferentes na forma em que o processamento é feito, para detalhes sobre como é feito o processamento do arco hessiano, ver Greene (1997). Segundo Train (2001), os dois métodos são muito efetivos, na verdade são bem mais eficientes que métodos como Newton-Raphson (N-R), BHHH ou BHHH-2. O procedimento BFGS refina o DFP e quase sempre trabalha melhor.

A5 Teste de Jennrich (1970)

Conforme Chesnay e Jondeau (2000), o teste de Jennrich (1970) para matriz de correlação condicional constante é baseado na diferença normalizada entre as duas matrizes de correlação. O teste para a igualdade das matrizes de correlação, denotadas por A_1 e A_2 , ao longo de duas sub-amostras independentes de igual tamanho $n_1 = n_2 = n$ é baseado nas estatísticas:

$$\chi^2 = \frac{1}{2} \text{tr}(Z^2) - \text{diag}(Z)' S^{-1} \text{diag}(Z)$$

onde $Z = \sqrt{\frac{n}{2}} A^{-1} (A_1 - A_2)$; $A = \frac{1}{2} (A_1 + A_2)$ é a matriz de correlação média através das duas sub-amostras; $S = (\delta_{ij} + a_{ij} a^{ij})$ com $A = (a_{ij})$, $A^{-1} = (a^{ij})$ e

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{se } i = j \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

e $\text{diag}(Z)$ denota a diagonal da matriz quadrática Z na forma de coluna. A estatística de teste de Jennrich tem uma distribuição assintótica Qui-quadrado com $k(k-1)/2$ graus de liberdade, se a matriz de correlação é computada para k variáveis.

A estatística de teste para correlação constante entre duas variáveis ($p=2$) é simplesmente:

$$\chi^2 = \frac{n (a_1 - a_2)^2}{2 (1 - a^2)^2}$$

onde a_1 e a_2 são as correlações estimadas ao longo das duas sub-amostras e

$$a = \frac{1}{2} (a_1 + a_2).$$

Tabela 4.2.2.1b: Variância Incondicional dos Retornos Semanais em Diversos Períodos

	IBOVESPA	MERVAL	MEXBOL
1ª. sem. Jan.1994 a 1ª. sem. Jan. 2002	1.8369	1.4157	0.8440
1ª. sem. Jan.1994 a 4ª. sem. Dez. 1995	3.4121	1.0970	0.8716
1ª. sem. Jan.1996 a 4ª. sem. Dez. 1997	1.0801	0.6414	0.4265
5ª. sem. Dez.1997 a 4ª. sem. Dez. 1999	1.8158	1.4219	1.1122
5ª. sem. Dez.1999 a 3ª. sem. Dez. 2001	0.9973	1.6769	0.9888

Para as séries dos retornos multiplicadas por 100.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

Tabela 4.2.2.2b: Matrizes de Correlação Incondicional dos Retornos Semanais em Diversos Períodos

	IBOVESPA	MERVAL	MEXBOL
1ª. sem. Jan.1994 a 1ª. sem. Jan. 2002			
IBOVESPA	1.0000	0,4877	0,4881
MERVAL	0,4877	1.0000	0,5396
MEXBOL	0,4881	0,5396	1.0000
1ª. sem. Jan.1994 a 4ª. sem. Dez. 1995			
IBOVESPA	1.0000	0,4023	0,2982
MERVAL	0,4023	1.0000	0,5524
MEXBOL	0,2982	0,5524	1.0000
1ª. sem. Jan.1996 a 4ª. sem. Dez. 1997			
IBOVESPA	1.0000	0.6646	0.4990
MERVAL	0.6646	1.0000	0.5739
MEXBOL	0.4990	0.5739	1.0000
5ª. sem. Dez.1997 a 4ª. sem. Dez. 1999			
IBOVESPA	1.0000	0.6698	0.7072
MERVAL	0.6698	1.0000	0.6712
MEXBOL	0.7072	0.6712	1.0000
5ª. sem. Dez.1999 a 3ª. sem. Dez. 2001			
IBOVESPA	1.0000	0.5521	0.5919
MERVAL	0.5521	1.0000	0.5364
MEXBOL	0.5919	0.5364	1.0000

Para as séries dos retornos multiplicadas por 100.

Fonte: Elaborada pela autora baseada na pesquisa.

A6 GRÁFICOS

Gráfico 4.2.Ia

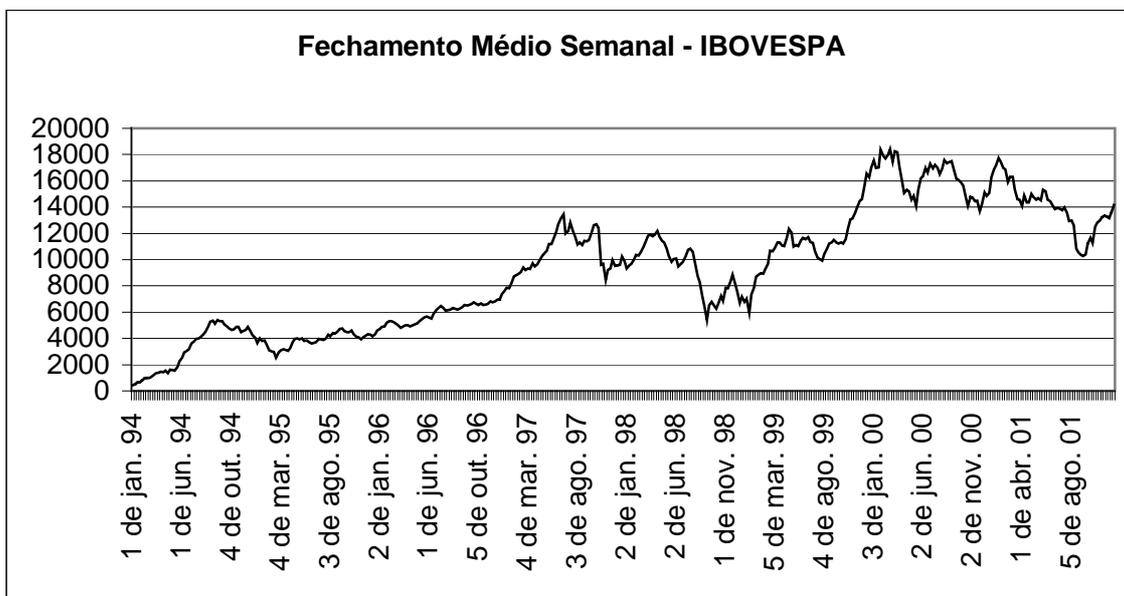


Gráfico 4.2.Ib

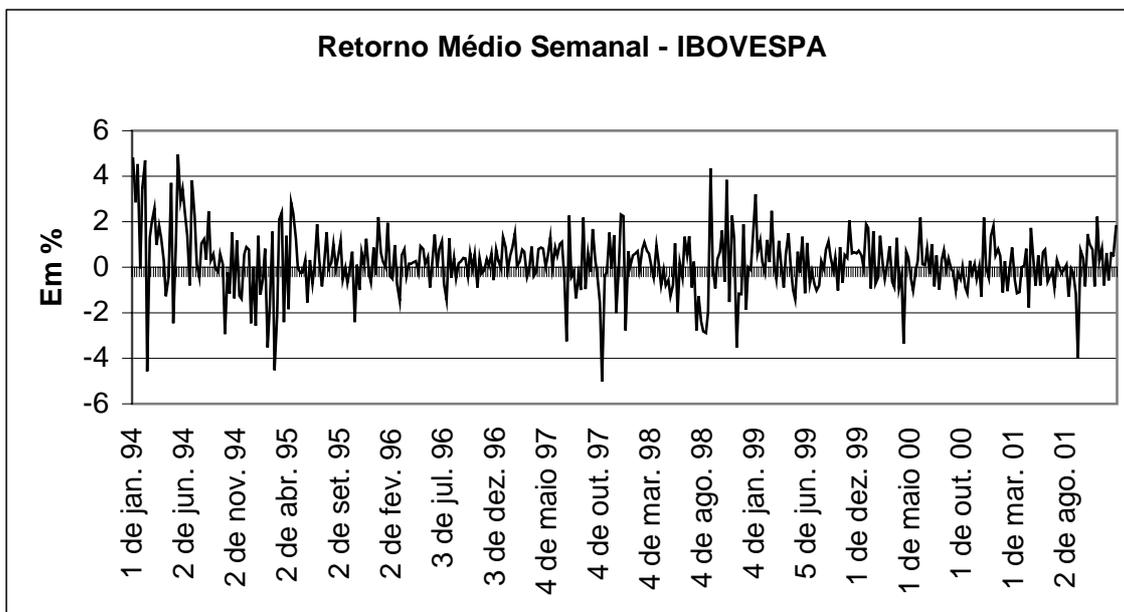


Gráfico 4.2.Ic

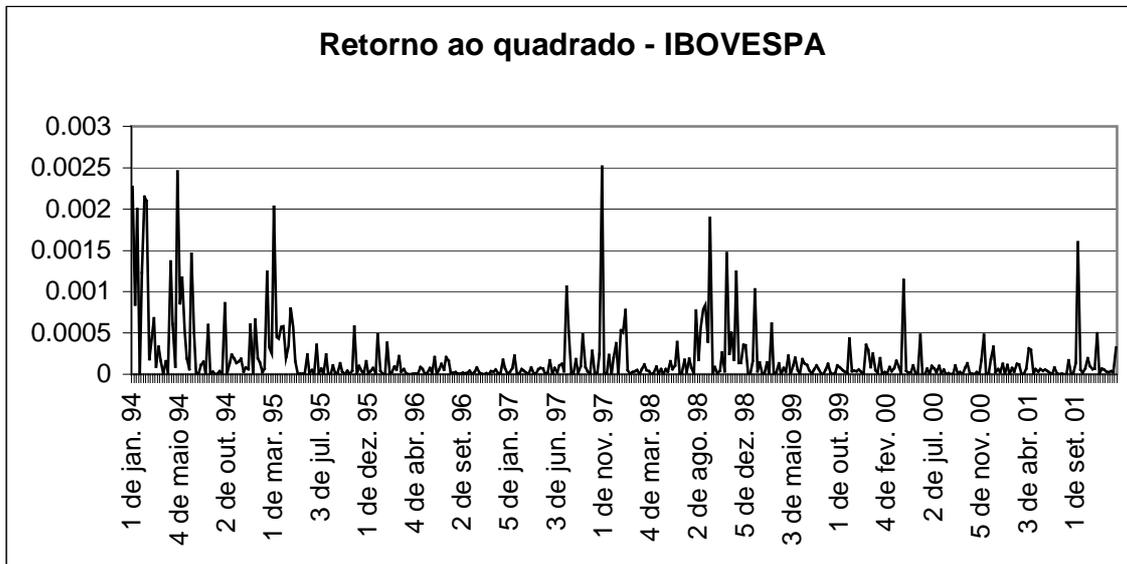


Gráfico 4.1.IIa

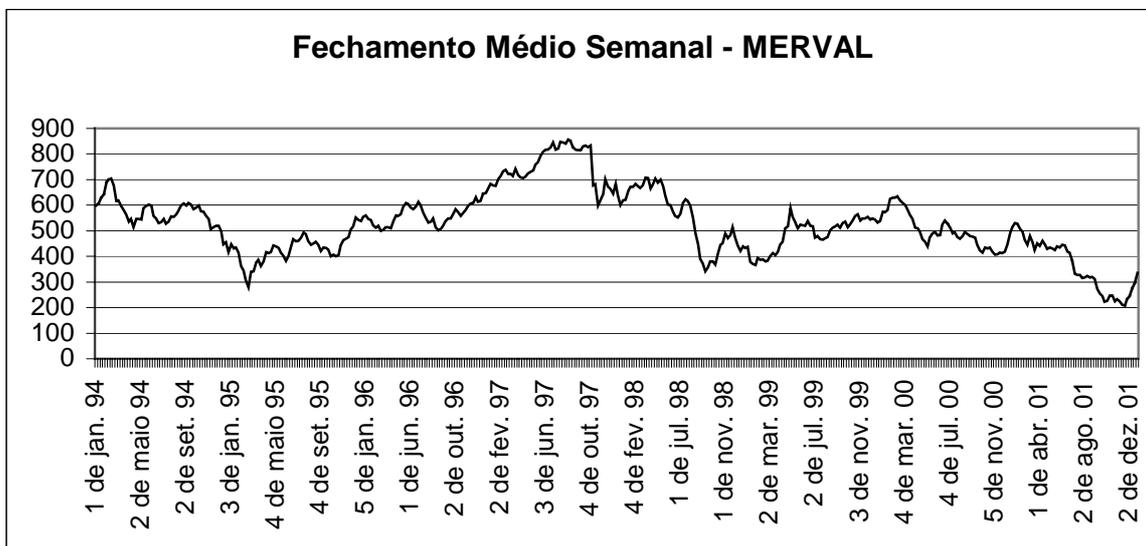


Gráfico 4.2.IIb

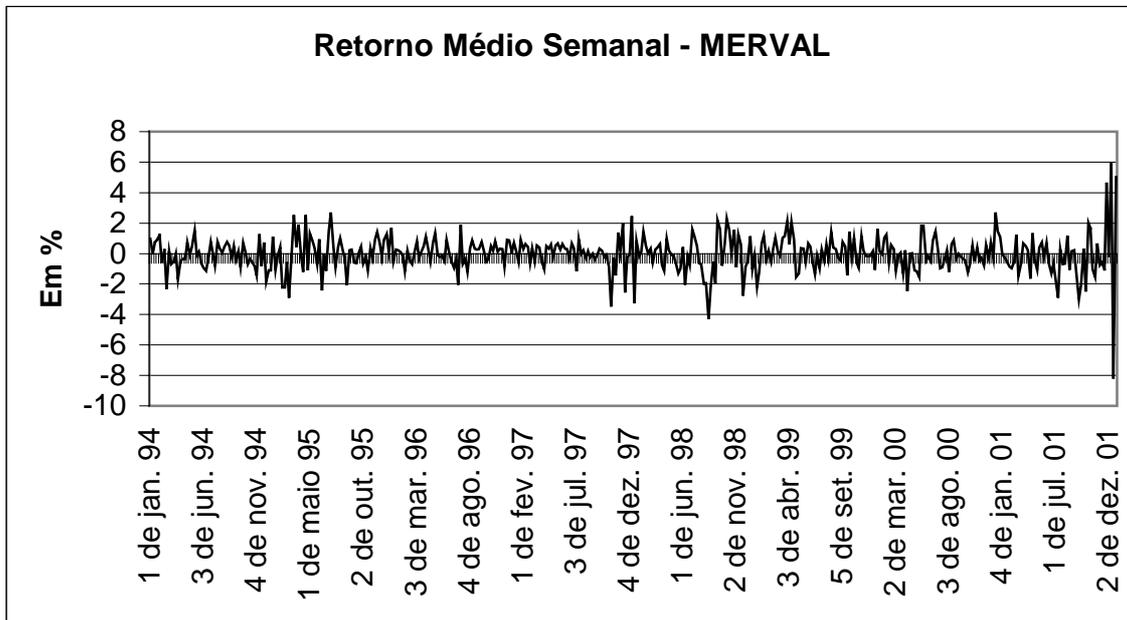


Gráfico 4.2.IIc

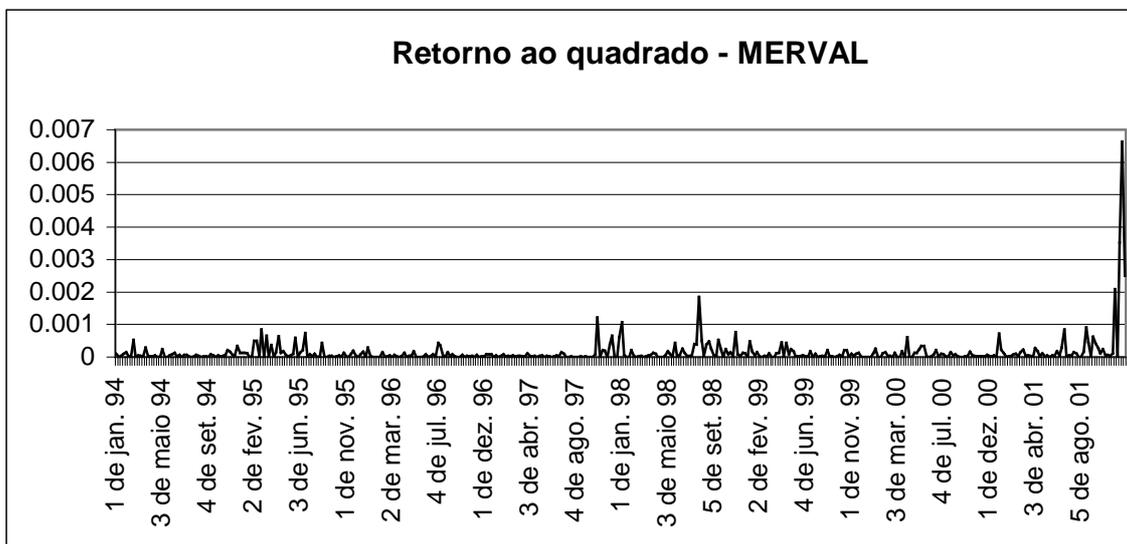


Gráfico 4.2.IIIa

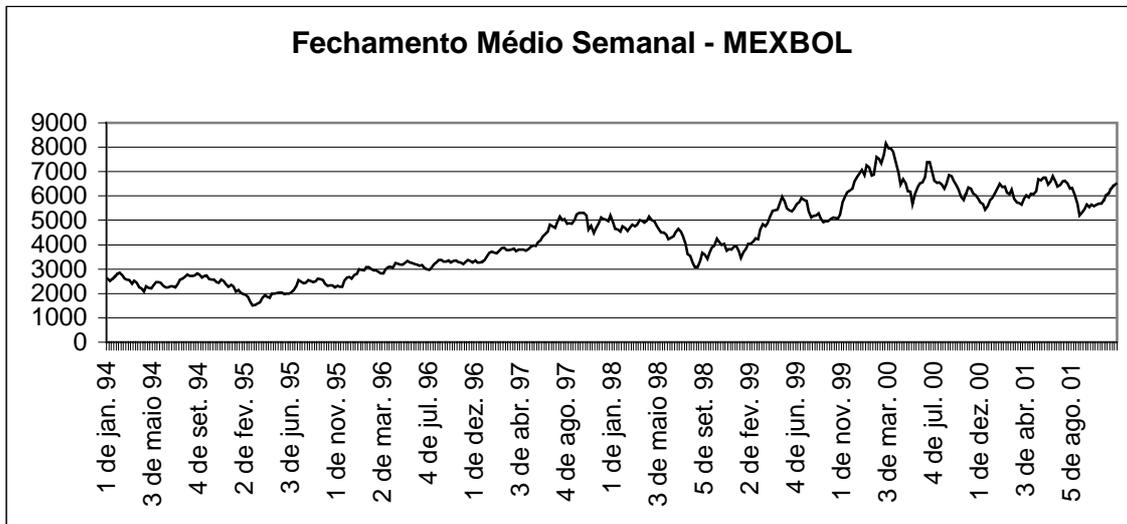


Gráfico 4.2.IIIb

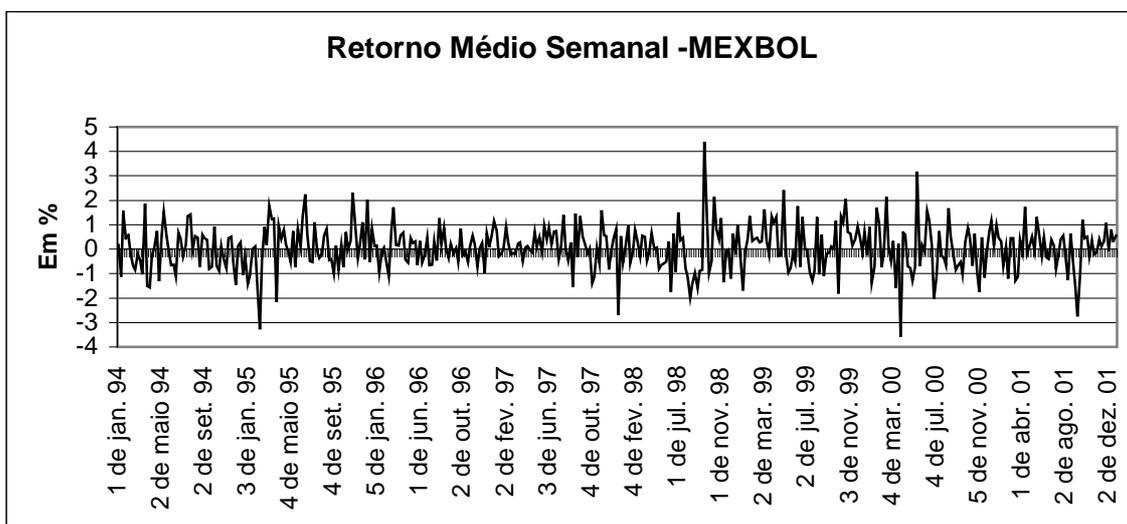


Gráfico 4.2.IIIc

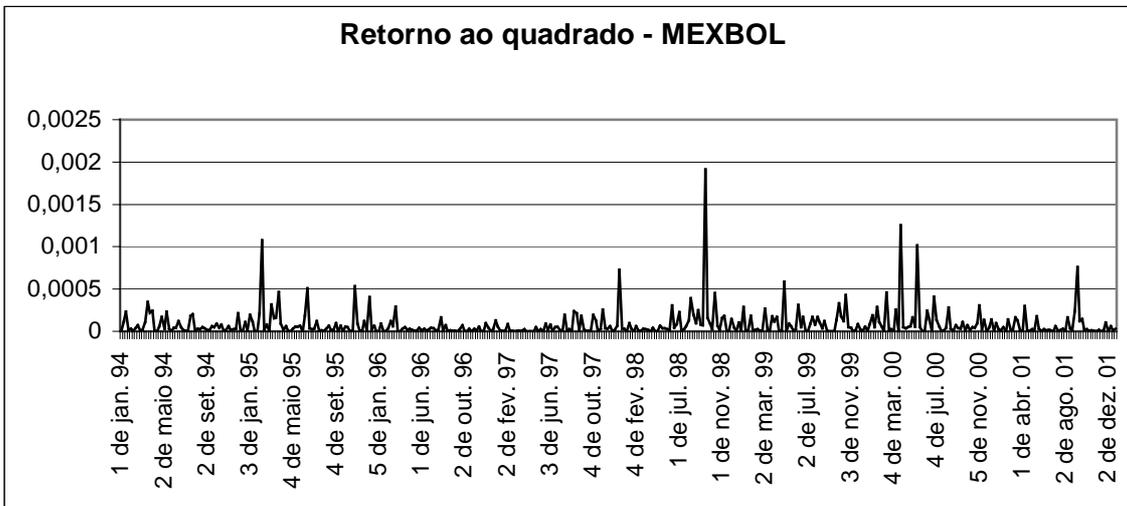


Gráfico 4.2.3.1a: Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional

Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

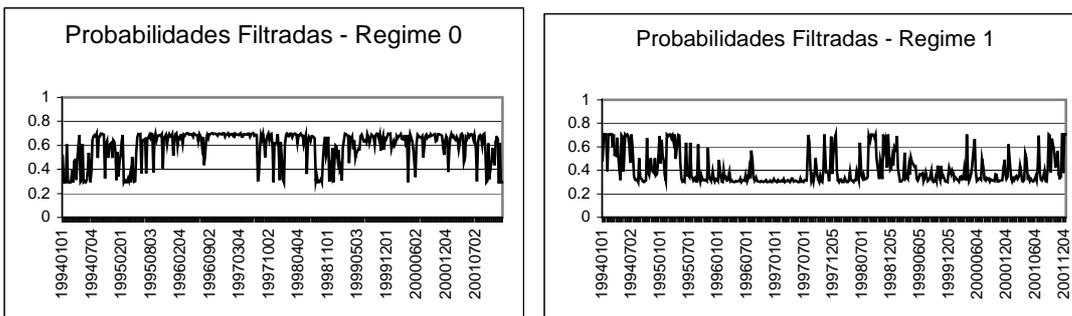


Gráfico 4.2.3.1b: Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional

Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

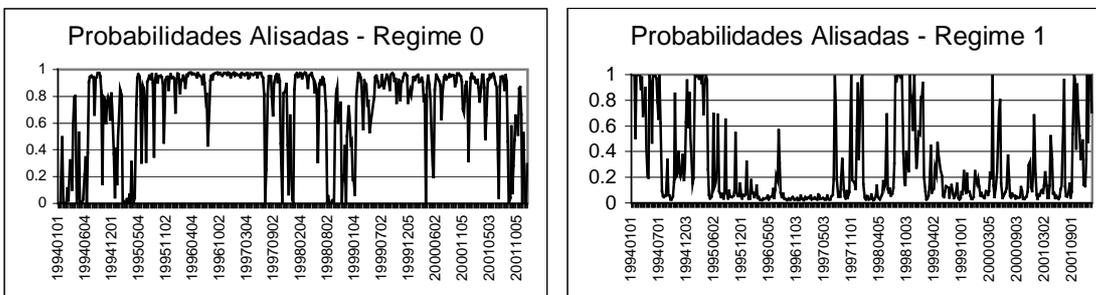


Gráfico 4.2.3.2a: Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal– Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

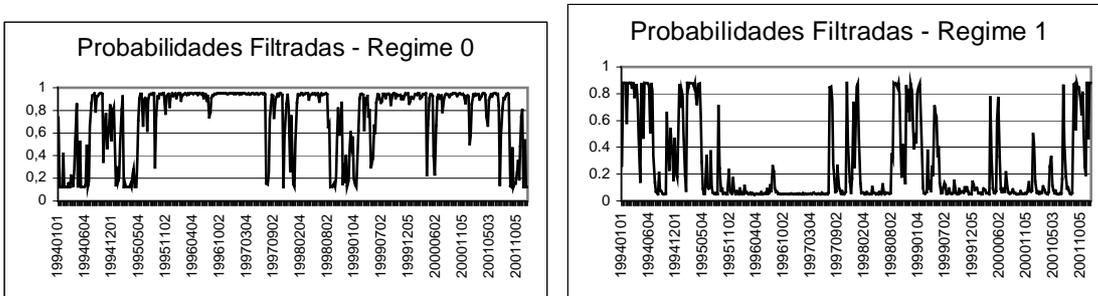


Gráfico 4.2.3.2b: Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal– Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

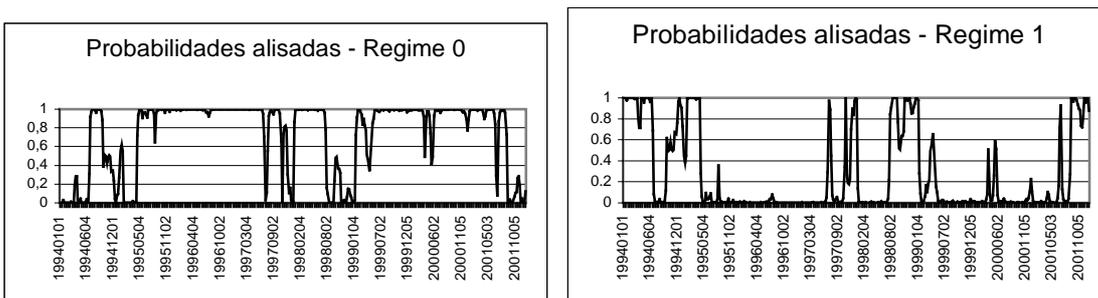


Gráfico 4.2.3.4a: Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

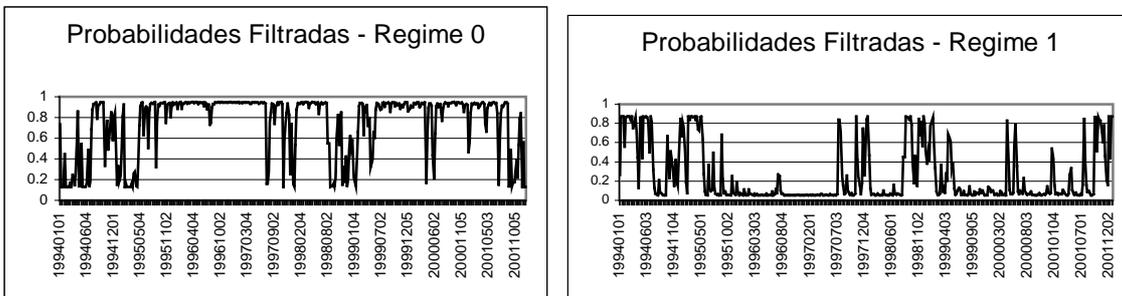


Gráfico 4.2.3.4b: Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

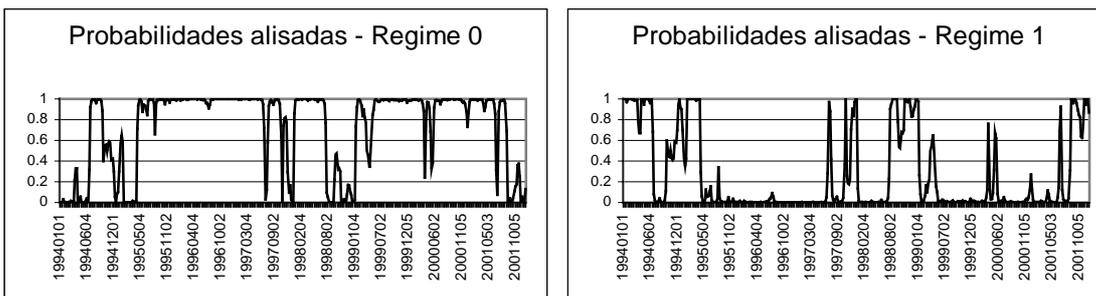


Gráfico 4.2.3.5a: Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional t-Student– Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

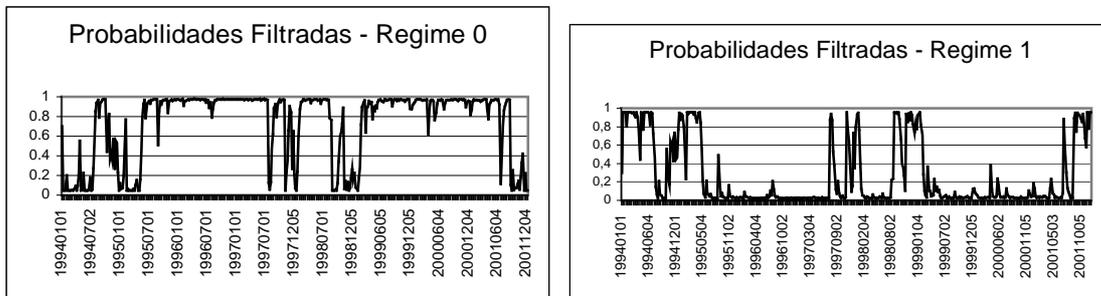


Gráfico 4.2.3.5b: Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional t-Student– Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

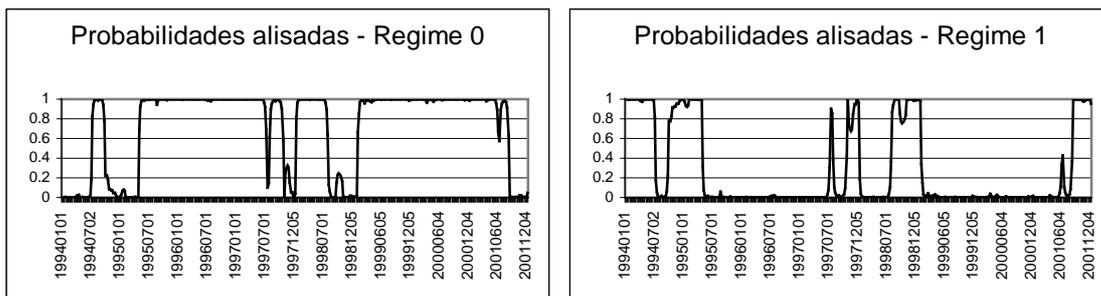


Gráfico 4.2.3.6a: Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student– Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

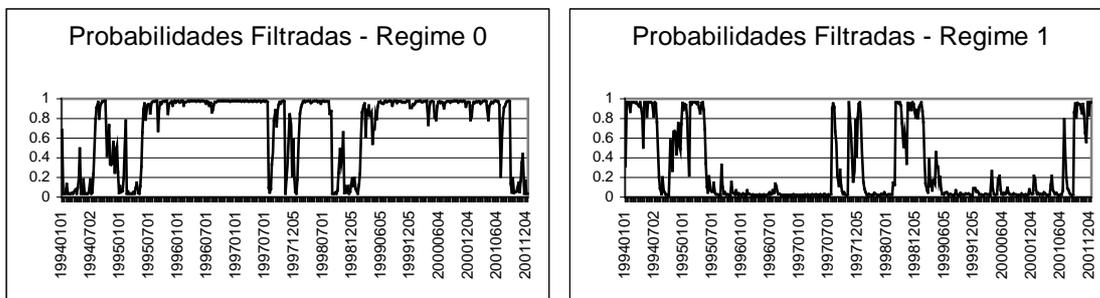


Gráfico 4.2.3.6b: Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student– Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

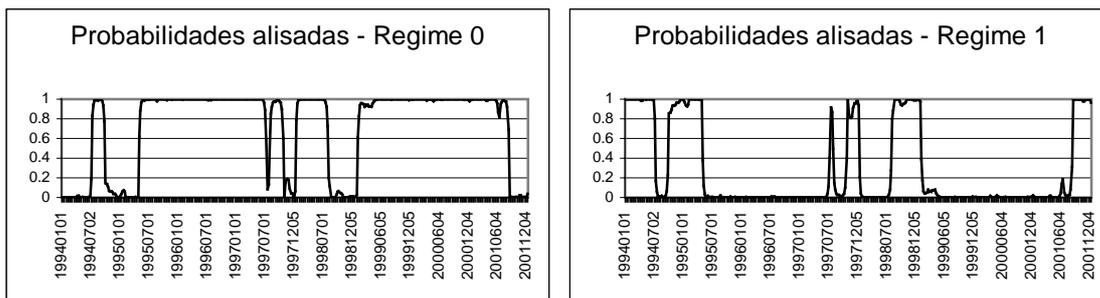


Gráfico 4.2.3.7a: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

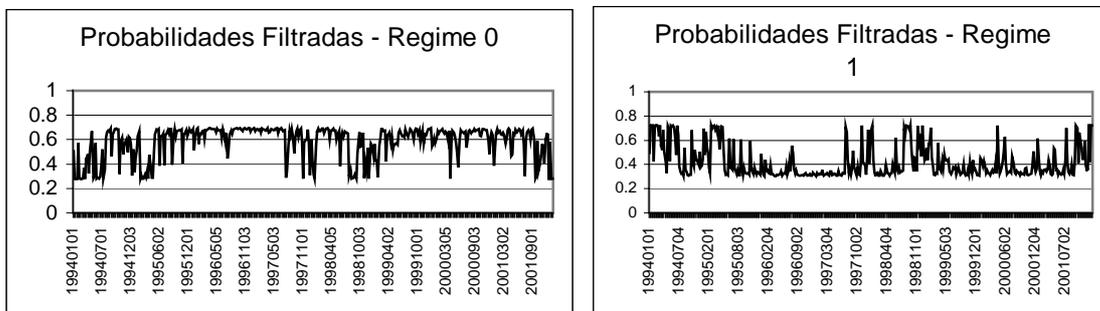


Gráfico 4.2.3.7b: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

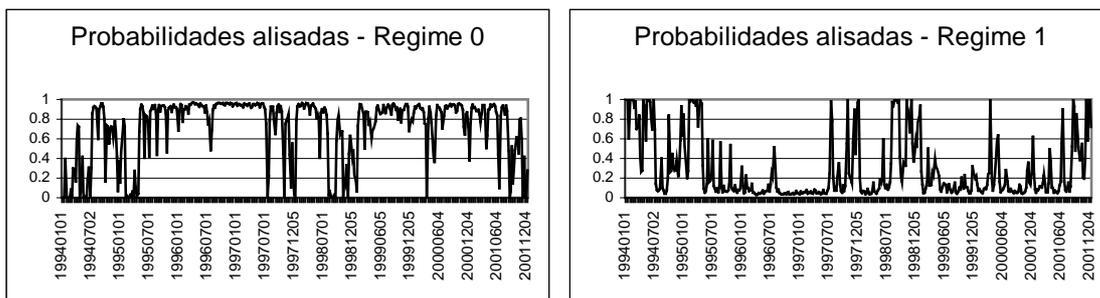


Gráfico 4.2.3.8a: Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

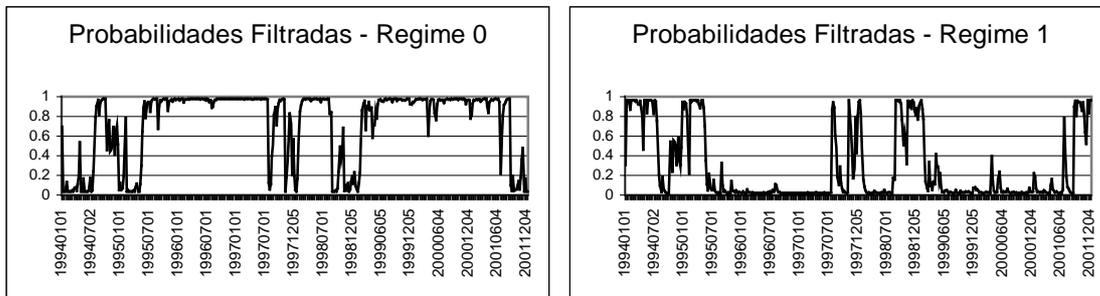


Gráfico 4.2.3.8b: Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

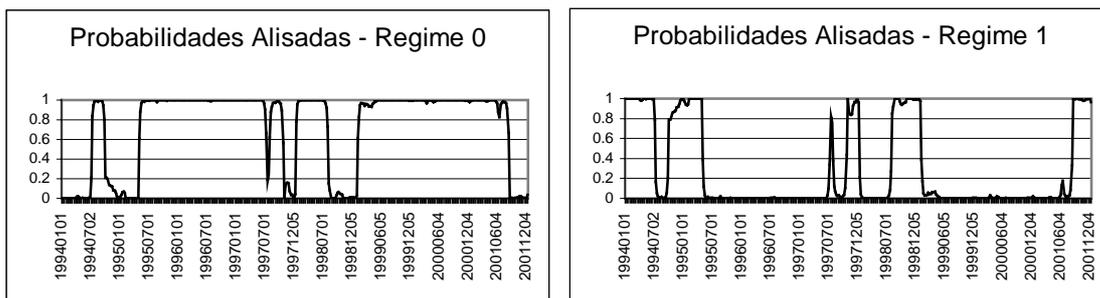


Gráfico 4.2.3.9a: Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal: – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

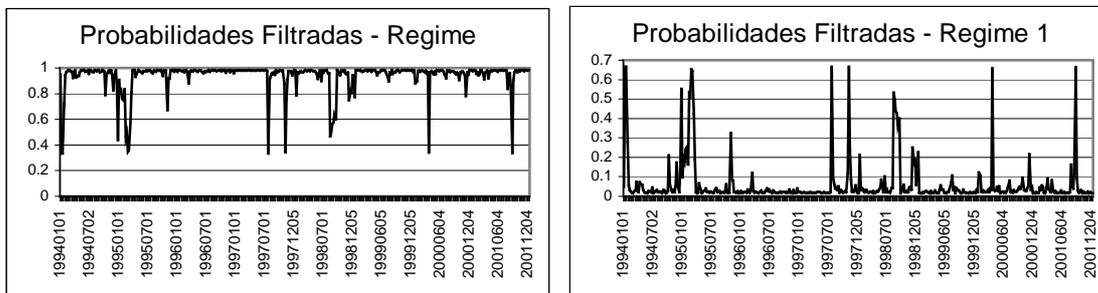


Gráfico 4.2.3.9b: Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal: – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

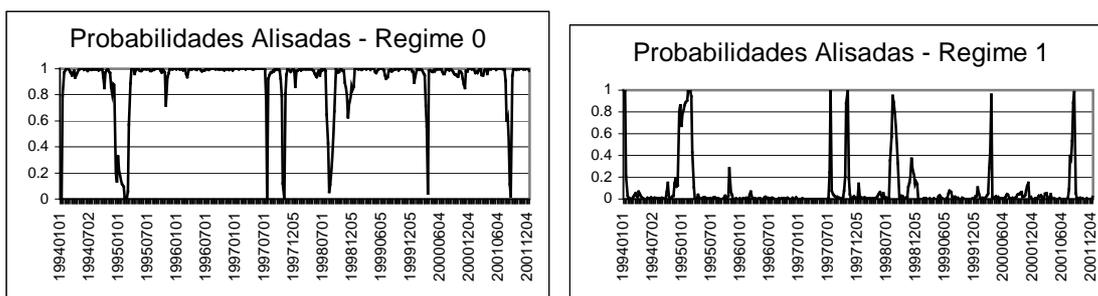


Gráfico 4.2.3.10a: Modelo MS-GARCH com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal: – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

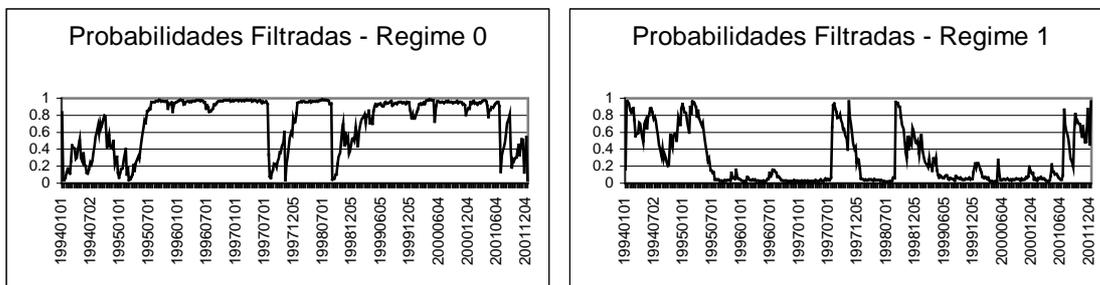


Gráfico 4.2.3.10b: Modelo MS-GARCH com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal: – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

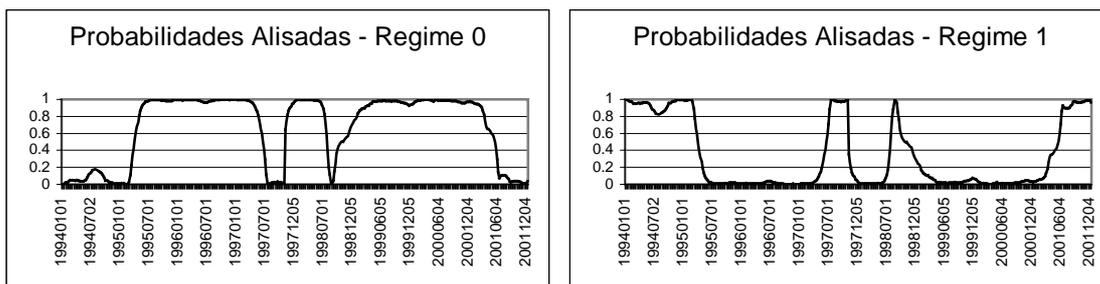


Gráfico 4.2.3.11a: Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

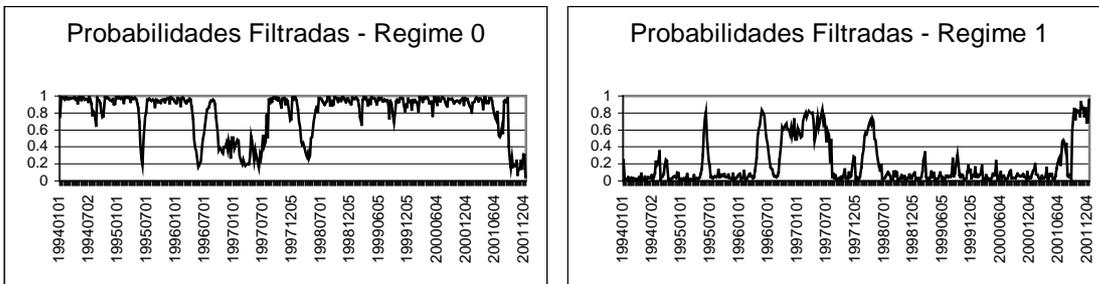


Gráfico 4.2.3.11b: Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

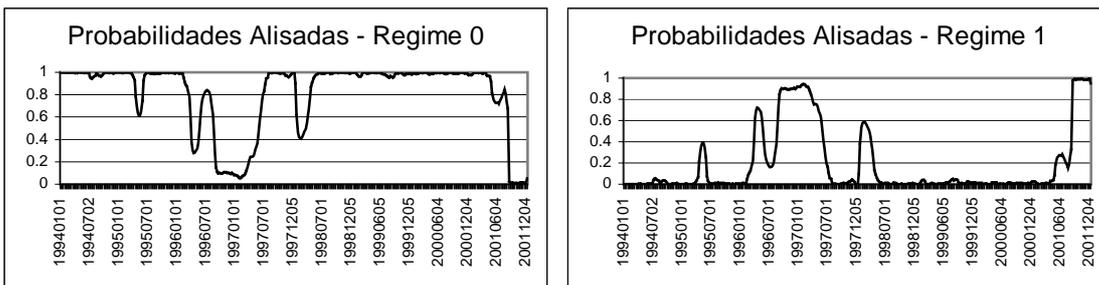


Gráfico 4.2.3.12a: Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

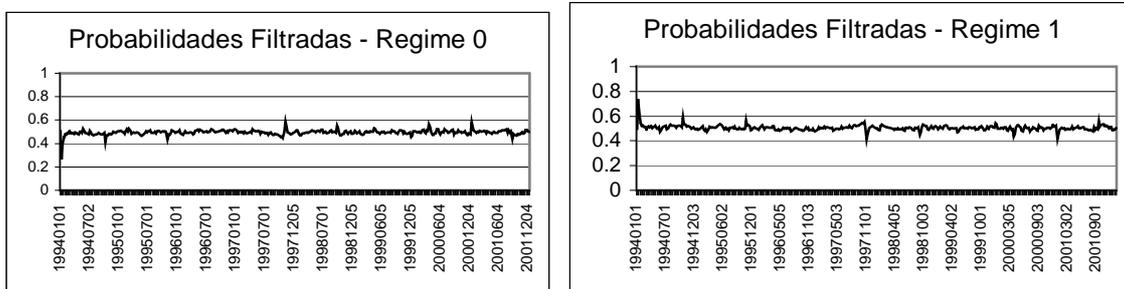


Gráfico 4.2.3.12b: Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

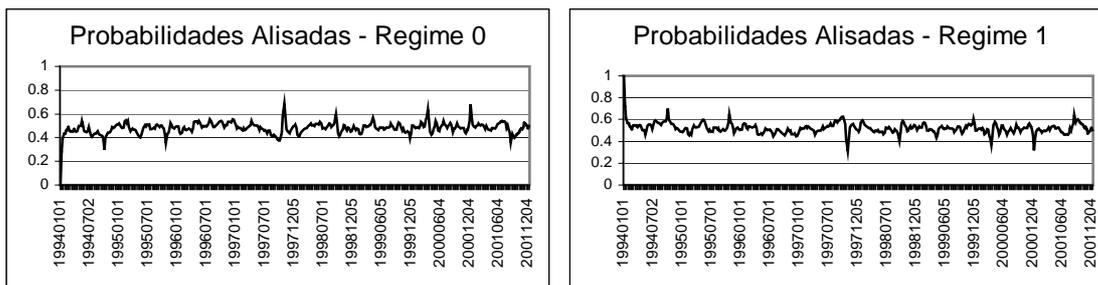


Gráfico 4.2.3.13a: Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Dependentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

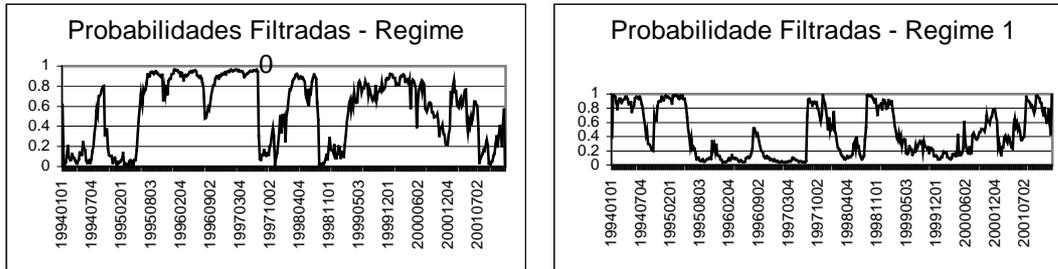


Gráfico 4.2.3.13b: Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Dependentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

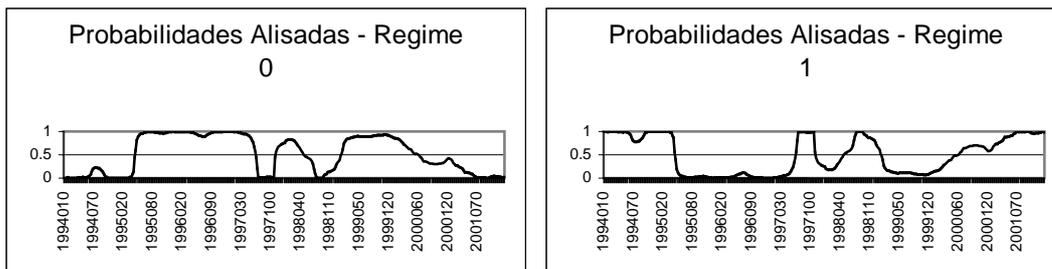


Gráfico 4.2.3.16a: Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

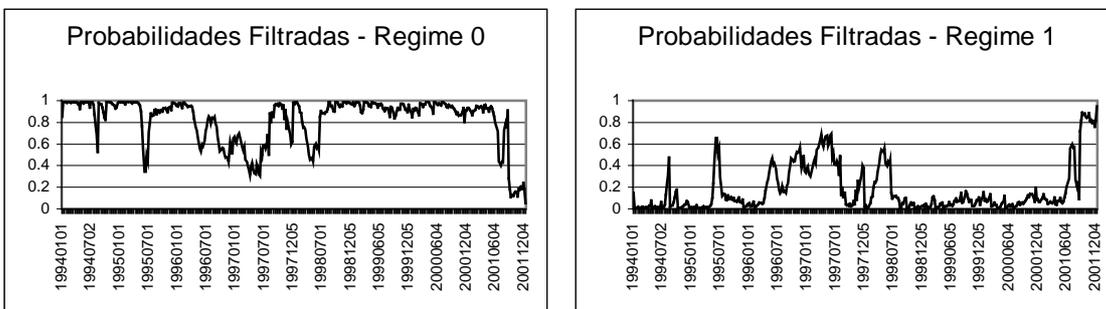
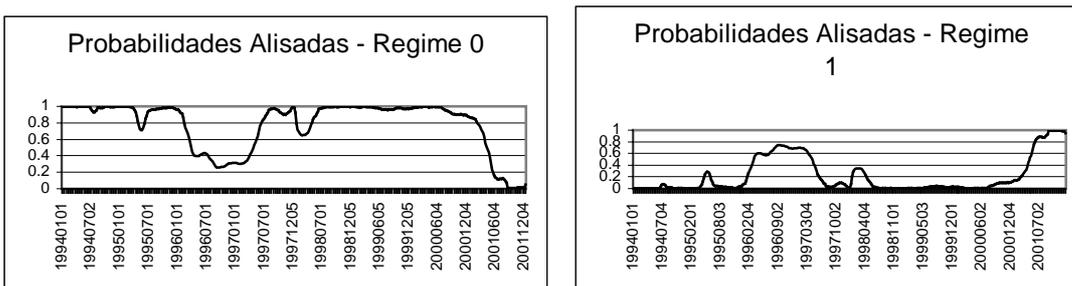


Gráfico 4.2.3.16b: Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:



A7 TESTES DE RAIZ UNITÁRIA

Tabela 4.2.I.a: Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Fechamentos do Ibovespa

ADF Test Statistic	-3.133060	1% Critical Value*	-3.9843	
		5% Critical Value	-3.4225	
		10% Critical Value	-3.1338	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(IBFEC)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 2/07/1994 12/31/2001				
Included observations: 413 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
IBFEC(-1)	-0.033704	0.010757	-3.133060	0.0019
D(IBFEC(-1))	0.125110	0.049233	2.541181	0.0114
D(IBFEC(-2))	0.105616	0.049644	2.127450	0.0340
D(IBFEC(-3))	0.068389	0.049802	1.373213	0.1704
D(IBFEC(-4))	0.065430	0.049731	1.315679	0.1890
C	106.9384	49.20697	2.173236	0.0303
@TREND(1/03/1994)	1.082118	0.414522	2.610517	0.0094
R-squared	0.056033	Mean dependent var	32.33410	
Adjusted R-squared	0.042083	S.D. dependent var	450.8896	
S.E. of regression	441.3003	Akaike info criterion	15.03413	
Sum squared resid	79066851	Schwarz criterion	15.10233	
Log likelihood	-3097.548	F-statistic	4.016625	
Durbin-Watson stat	1.996172	Prob(F-statistic)	0.000638	

Tabela 4.2.I.b: Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Retornos do Ibovespa

ADF Test Statistic	-7.582990	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(IBRET)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 2/07/1994 12/31/2001				
Included observations: 413 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
IBRET(-1)	-0.698368	0.092097	-7.582990	0.0000
D(IBRET(-1))	-0.301557	0.087083	-3.462851	0.0006
D(IBRET(-2))	-0.245772	0.078713	-3.122395	0.0019
D(IBRET(-3))	-0.140858	0.066877	-2.106239	0.0358
D(IBRET(-4))	-0.022970	0.047964	-0.478904	0.6323
R-squared	0.504638	Mean dependent var	-4.13E-05	
Adjusted R-squared	0.499781	S.D. dependent var	0.018417	
S.E. of regression	0.013025	Akaike info criterion	-5.831786	
Sum squared resid	0.069223	Schwarz criterion	-5.783076	
Log likelihood	1209.264	F-statistic	103.9099	
Durbin-Watson stat	2.002005	Prob(F-statistic)	0.000000	

Tabela 4.2.I.c: Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Retornos do Ibovespa

PP Test Statistic	-20.02673	1% Critical Value*	-3.9841	
		5% Critical Value	-3.4224	
		10% Critical Value	-3.1337	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Lag truncation for Bartlett kernel: 5		(Newey-West suggests: 5)		
Residual variance with no correction		0.000176		
Residual variance with correction		0.000215		
Phillips-Perron Test Equation Dependent Variable: D(IBRET) Method: Least Squares Sample(adjusted): 1/10/1994 12/31/2001 Included observations: 417 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
IBRET(-1)	-0.967760	0.048637	-19.89756	0.0000
C	0.004317	0.001329	3.249178	0.0013
@TREND(1/03/1994)	-1.27E-05	5.47E-06	-2.326416	0.0205
R-squared	0.488933	Mean dependent var	-7.10E-05	
Adjusted R-squared	0.486464	S.D. dependent var	0.018576	
S.E. of regression	0.013312	Akaike info criterion	-5.793122	
Sum squared resid	0.073366	Schwarz criterion	-5.764107	
Log likelihood	1210.866	F-statistic	198.0348	
Durbin-Watson stat	2.020901	Prob(F-statistic)	0.000000	

Tabela 4.2.II.a: Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Fechamentos Merval

ADF Test Statistic	-2.245511	1% Critical Value*	-3.4483	
		5% Critical Value	-2.8688	
		10% Critical Value	-2.5706	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(MERFEC)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 2/07/1994 12/31/2001				
Included observations: 413 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MERFEC(-1)	-0.019141	0.008524	-2.245511	0.0253
D(MERFEC(-1))	0.150659	0.049257	3.058598	0.0024
D(MERFEC(-2))	0.159852	0.049795	3.210176	0.0014
D(MERFEC(-3))	-0.016784	0.050070	-0.335209	0.7376
D(MERFEC(-4))	-0.025720	0.049732	-0.517172	0.6053
C	9.449325	4.634356	2.038973	0.0421
R-squared	0.059984	Mean dependent var	-0.857524	
Adjusted R-squared	0.048436	S.D. dependent var	22.39201	
S.E. of regression	21.84299	Akaike info criterion	9.020059	
Sum squared resid	194186.4	Schwarz criterion	9.078511	
Log likelihood	-1856.642	F-statistic	5.194244	
Durbin-Watson stat	1.997842	Prob(F-statistic)	0.000124	

Tabela 4.2.II.b: Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Retornos Merval

ADF Test Statistic	-9.214284	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(MERRET)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 2/07/1994 12/31/2001				
Included observations: 413 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MERRET(-1)	-0.987847	0.107208	-9.214284	0.0000
D(MERRET(-1))	-0.093457	0.096851	-0.964953	0.3351
D(MERRET(-2))	0.107561	0.088200	1.219505	0.2234
D(MERRET(-3))	0.042483	0.075553	0.562300	0.5742
D(MERRET(-4))	0.088087	0.055833	1.577695	0.1154
R-squared	0.560073	Mean dependent var	9.19E-05	
Adjusted R-squared	0.555760	S.D. dependent var	0.017502	
S.E. of regression	0.011665	Akaike info criterion	-6.052346	
Sum squared resid	0.055521	Schwarz criterion	-6.003636	
Log likelihood	1254.809	F-statistic	129.8564	
Durbin-Watson stat	1.979001	Prob(F-statistic)	0.000000	

Tabela 4.2.II.c: Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Retornos Merval

PP Test Statistic	-21.96061	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Lag truncation for Bartlett kernel: 5	(Newey-West suggests: 5)			
Residual variance with no correction			0.000140	
Residual variance with correction			0.000172	
Phillips-Perron Test Equation Dependent Variable: D(MERRET) Method: Least Squares Sample(adjusted): 1/10/1994 12/31/2001 Included observations: 417 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MERRET(-1)	-1.095084	0.049843	-21.97071	0.0000
R-squared	0.537101	Mean dependent var	9.64E-05	
Adjusted R-squared	0.537101	S.D. dependent var	0.017429	
S.E. of regression	0.011858	Akaike info criterion	-6.029265	
Sum squared resid	0.058493	Schwarz criterion	-6.019593	
Log likelihood	1258.102	Durbin-Watson stat	1.936640	

Tabela 4.2.III.a: Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Fechamentos Mexbol

ADF Test Statistic	-3.581902	1% Critical Value*	-3.9843	
		5% Critical Value	-3.4225	
		10% Critical Value	-3.1338	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(MEXFEC)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 2/07/1994 12/31/2001				
Included observations: 413 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MEXFEC(-1)	-0.043607	0.012174	-3.581902	0.0004
D(MEXFEC(-1))	0.281186	0.048999	5.738650	0.0000
D(MEXFEC(-2))	-0.079510	0.050913	-1.561701	0.1191
D(MEXFEC(-3))	0.088177	0.050734	1.738014	0.0830
D(MEXFEC(-4))	0.049573	0.049502	1.001425	0.3172
C	78.88641	26.60473	2.965128	0.0032
@TREND(1/03/1994)	0.551136	0.162791	3.385549	0.0008
R-squared	0.099626	Mean dependent var	8.958169	
Adjusted R-squared	0.086320	S.D. dependent var	167.5846	
S.E. of regression	160.1885	Akaike info criterion	13.00738	
Sum squared resid	10418104	Schwarz criterion	13.07558	
Log likelihood	-2679.025	F-statistic	7.487251	
Durbin-Watson stat	2.002048	Prob(F-statistic)	0.000000	

Tabela 4.2.III.b: Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Fechamentos Mexbol

PP Test Statistic	-3.180431	1% Critical Value*	-3.9841	
		5% Critical Value	-3.4224	
		10% Critical Value	-3.1337	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Lag truncation for Bartlett kernel: 5 (Newey-West suggests: 5)				
Residual variance with no correction			27357.07	
Residual variance with correction			41262.18	
Phillips-Perron Test Equation Dependent Variable: D(MEXFEC) Method: Least Squares Sample(adjusted): 1/10/1994 12/31/2001 Included observations: 417 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MEXFEC(-1)	-0.031661	0.011997	-2.639159	0.0086
C	62.75771	26.95100	2.328586	0.0204
@TREND(1/03/1994)	0.399215	0.160291	2.490557	0.0131
R-squared	0.016670	Mean dependent var		9.338163
Adjusted R-squared	0.011919	S.D. dependent var		166.9961
S.E. of regression	165.9979	Akaike info criterion		13.06900
Sum squared resid	11407897	Schwarz criterion		13.09801
Log likelihood	-2721.886	F-statistic		3.509104
Durbin-Watson stat	1.493678	Prob(F-statistic)		0.030817

Tabela 4.2.III.c: Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Retornos Mexbol

ADF Test Statistic	-8.412135	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(MEXRET)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 2/07/1994 12/31/2001				
Included observations: 413 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MEXRET(-1)	-0.871972	0.103656	-8.412135	0.0000
D(MEXRET(-1))	-0.053351	0.094228	-0.566185	0.5716
D(MEXRET(-2))	-0.049543	0.081251	-0.609752	0.5424
D(MEXRET(-3))	-0.091562	0.067185	-1.362819	0.1737
D(MEXRET(-4))	-0.008451	0.049351	-0.171240	0.8641
R-squared	0.468459	Mean dependent var	-4.61E-07	
Adjusted R-squared	0.463247	S.D. dependent var	0.012511	
S.E. of regression	0.009166	Akaike info criterion	-6.534663	
Sum squared resid	0.034276	Schwarz criterion	-6.485953	
Log likelihood	1354.408	F-statistic	89.89477	
Durbin-Watson stat	1.998309	Prob(F-statistic)	0.000000	

Tabela 4.2.III.d: Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Retornos Mexbol

PP Test Statistic	-19.04666	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Lag truncation for Bartlett kernel: 5		(Newey-West suggests: 5)		
Residual variance with no correction		8.39E-05		
Residual variance with correction		8.59E-05		
Phillips-Perron Test Equation Dependent Variable: D(MEXRET) Method: Least Squares Sample(adjusted): 1/10/1994 12/31/2001 Included observations: 417 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MEXRET(-1)	-0.931163	0.048932	-19.02967	0.0000
R-squared	0.465384	Mean dependent var	9.18E-06	
Adjusted R-squared	0.465384	S.D. dependent var	0.012542	
S.E. of regression	0.009170	Akaike info criterion	-6.543273	
Sum squared resid	0.034984	Schwarz criterion	-6.533602	
Log likelihood	1365.272	Durbin-Watson stat	1.995167	

A8 CORRELOGRAMAS

Figura 4.2.I.a: Correlograma para a Série de Retornos do Ibovespa

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.048	0.048	0.9523	0.329
		2	0.101	0.099	5.2910	0.071
		3	0.110	0.102	10.421	0.015
		4	0.134	0.118	18.025	0.001
		5	0.036	0.009	18.574	0.002
		6	0.039	0.005	19.238	0.004
		7	0.072	0.042	21.428	0.003
		8	-0.071	-0.101	23.606	0.003
		9	0.060	0.047	25.151	0.003
		10	0.032	0.028	25.591	0.004
		11	0.086	0.081	28.749	0.002
		12	0.036	0.039	29.306	0.004
		13	-0.041	-0.078	30.051	0.005
		14	0.081	0.058	32.928	0.003
		15	0.040	0.027	33.638	0.004
		16	0.076	0.052	36.166	0.003
		17	0.061	0.060	37.787	0.003
		18	0.013	-0.031	37.861	0.004
		19	0.063	0.048	39.611	0.004
		20	0.020	-0.009	39.786	0.005
		21	0.033	-0.018	40.263	0.007
		22	0.016	0.014	40.379	0.010
		23	-0.006	-0.036	40.395	0.014
		24	-0.084	-0.083	43.573	0.009
		25	0.016	0.016	43.684	0.012
		26	-0.014	-0.031	43.766	0.016
		27	-0.055	-0.031	45.116	0.016
		28	-0.037	-0.032	45.718	0.019
		29	0.004	0.016	45.725	0.025
		30	0.022	0.043	45.934	0.032
		31	-0.060	-0.067	47.569	0.029
		32	-0.004	-0.014	47.575	0.038
		33	0.020	0.026	47.753	0.047
		34	-0.026	-0.025	48.070	0.055

Figura 4.2.I.b: Correlograma para a Série de Retornos ao Quadrado do Ibovespa

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.252	0.252	26.742	0.000
		2	0.256	0.205	54.347	0.000
		3	0.243	0.156	79.254	0.000
		4	0.262	0.157	108.44	0.000
		5	0.166	0.024	120.19	0.000
		6	0.158	0.025	130.85	0.000
		7	0.146	0.024	139.92	0.000
		8	0.104	-0.014	144.57	0.000
		9	0.066	-0.031	146.45	0.000
		10	0.125	0.061	153.14	0.000
		11	0.130	0.066	160.40	0.000
		12	0.036	-0.049	160.98	0.000
		13	0.096	0.041	164.93	0.000
		14	0.192	0.142	180.99	0.000
		15	0.161	0.075	192.25	0.000
		16	0.091	-0.019	195.85	0.000
		17	0.121	0.005	202.23	0.000
		18	0.065	-0.066	204.10	0.000
		19	0.160	0.092	215.39	0.000
		20	0.114	0.031	221.12	0.000
		21	0.090	-0.024	224.67	0.000
		22	0.003	-0.090	224.67	0.000
		23	0.033	-0.022	225.17	0.000
		24	-0.007	-0.064	225.19	0.000
		25	0.052	0.031	226.40	0.000
		26	0.008	0.012	226.43	0.000
		27	-0.022	-0.041	226.65	0.000
		28	-0.006	-0.017	226.66	0.000
		29	-0.050	-0.081	227.79	0.000
		30	-0.010	-0.016	227.84	0.000
		31	-0.023	0.003	228.09	0.000
		32	0.013	0.058	228.17	0.000
		33	0.008	0.012	228.19	0.000
		34	0.029	0.001	228.57	0.000
		35	0.034	0.026	229.12	0.000

Figura 4.2.II.a: Correlograma para a Série de Retornos Merval

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.093	-0.093	3.6170	0.057
		2	0.174	0.167	16.362	0.000
		3	-0.053	-0.025	17.544	0.001
		4	0.055	0.021	18.846	0.001
		5	-0.069	-0.052	20.876	0.001
		6	0.022	-0.001	21.078	0.002
		7	-0.112	-0.093	26.466	0.000
		8	0.013	-0.010	26.536	0.001
		9	-0.016	0.022	26.641	0.002
		10	-0.002	-0.011	26.643	0.003
		11	-0.057	-0.054	28.029	0.003
		12	-0.003	-0.020	28.033	0.005
		13	-0.095	-0.084	31.944	0.002
		14	-0.034	-0.058	32.435	0.003
		15	0.047	0.074	33.415	0.004
		16	0.039	0.058	34.065	0.005
		17	-0.013	-0.027	34.133	0.008
		18	-0.027	-0.061	34.443	0.011
		19	0.052	0.047	35.642	0.012
		20	0.008	0.015	35.671	0.017
		21	-0.011	-0.035	35.725	0.023
		22	0.053	0.068	36.986	0.024
		23	-0.096	-0.085	41.113	0.011
		24	0.012	-0.038	41.177	0.016
		25	-0.037	-0.020	41.788	0.019
		26	0.015	0.016	41.890	0.025
		27	-0.029	-0.010	42.263	0.031
		28	-0.003	-0.018	42.267	0.041
		29	0.018	0.053	42.418	0.051
		30	0.034	0.019	42.933	0.059
		31	0.007	-0.020	42.955	0.075
		32	0.051	0.052	44.124	0.075
		33	-0.022	0.005	44.350	0.090
		34	-0.041	-0.084	45.135	0.096

Figura 4.2.II.b: Correlograma para a Série de Retornos ao Quadrado Merval

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.504	0.504	106.99	0.000
		2	0.196	-0.078	123.25	0.000
		3	0.182	0.155	137.29	0.000
		4	0.088	-0.082	140.58	0.000
		5	0.016	-0.001	140.68	0.000
		6	0.000	-0.019	140.68	0.000
		7	0.022	0.041	140.88	0.000
		8	0.022	-0.001	141.10	0.000
		9	0.039	0.042	141.76	0.000
		10	0.055	0.014	143.04	0.000
		11	0.067	0.039	144.99	0.000
		12	0.079	0.029	147.72	0.000
		13	0.023	-0.053	147.95	0.000
		14	0.067	0.098	149.89	0.000
		15	0.085	0.000	153.06	0.000
		16	0.024	-0.023	153.32	0.000
		17	-0.014	-0.036	153.41	0.000
		18	-0.010	0.002	153.45	0.000
		19	-0.012	-0.010	153.51	0.000
		20	-0.004	0.024	153.52	0.000
		21	0.022	0.018	153.73	0.000
		22	-0.018	-0.060	153.87	0.000
		23	0.014	0.062	153.96	0.000
		24	0.062	0.025	155.68	0.000
		25	0.029	-0.014	156.06	0.000
		26	-0.001	-0.030	156.06	0.000
		27	-0.003	0.000	156.07	0.000
		28	-0.014	-0.014	156.15	0.000
		29	-0.024	-0.005	156.41	0.000
		30	-0.021	-0.008	156.61	0.000
		31	-0.015	0.005	156.71	0.000
		32	0.016	0.040	156.83	0.000
		33	0.005	-0.031	156.84	0.000
		34	-0.007	0.008	156.86	0.000

Figura 4.2.III.a: Correlograma para a Série de Retornos Mexbol

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.066	0.066	1.8153	0.178
		2	0.005	0.000	1.8245	0.402
		3	-0.040	-0.041	2.5022	0.475
		4	0.075	0.081	4.9078	0.297
		5	0.017	0.007	5.0252	0.413
		6	-0.057	-0.062	6.4250	0.377
		7	-0.104	-0.090	11.004	0.138
		8	0.020	0.030	11.181	0.192
		9	-0.018	-0.028	11.327	0.254
		10	0.024	0.028	11.584	0.314
		11	0.018	0.034	11.727	0.384
		12	-0.075	-0.087	14.161	0.291
		13	-0.017	-0.013	14.285	0.354
		14	0.035	0.033	14.814	0.391
		15	-0.040	-0.056	15.524	0.414
		16	-0.029	-0.016	15.881	0.461
		17	0.035	0.059	16.420	0.494
		18	-0.001	-0.023	16.421	0.563
		19	-0.033	-0.049	16.896	0.597
		20	-0.020	0.003	17.074	0.648
		21	0.016	0.007	17.185	0.700
		22	0.011	-0.007	17.240	0.750
		23	-0.207	-0.199	36.346	0.038
		24	-0.028	0.005	36.685	0.047
		25	-0.006	-0.013	36.701	0.062
		26	0.050	0.037	37.837	0.063
		27	-0.076	-0.064	40.428	0.047
		28	-0.009	-0.001	40.466	0.060
		29	0.037	0.036	41.097	0.068
		30	0.093	0.041	45.025	0.038
		31	-0.050	-0.064	46.166	0.039
		32	0.056	0.065	47.574	0.038
		33	0.007	0.021	47.595	0.048
		34	0.041	0.015	48.366	0.052
		35	0.062	0.044	50.122	0.047

Figura 4.2.III.b: Correlograma para a Série de Retornos ao Quadrado Mexbol

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.035	0.035	0.5220	0.470
		2	0.007	0.006	0.5425	0.762
		3	0.010	0.010	0.5850	0.900
		4	0.103	0.102	5.0424	0.283
		5	0.030	0.023	5.4209	0.367
		6	0.080	0.078	8.1492	0.227
		7	0.161	0.157	19.234	0.007
		8	0.010	-0.009	19.273	0.013
		9	-0.027	-0.034	19.592	0.021
		10	-0.027	-0.044	19.911	0.030
		11	0.058	0.024	21.378	0.030
		12	0.019	0.003	21.535	0.043
		13	-0.011	-0.031	21.587	0.062
		14	0.064	0.051	23.345	0.055
		15	-0.042	-0.048	24.104	0.063
		16	-0.002	0.011	24.106	0.087
		17	0.026	0.036	24.392	0.109
		18	-0.025	-0.055	24.661	0.135
		19	0.054	0.064	25.946	0.132
		20	-0.005	-0.008	25.957	0.167
		21	-0.046	-0.063	26.909	0.174
		22	-0.022	0.000	27.126	0.206
		23	0.006	-0.009	27.143	0.250
		24	-0.037	-0.040	27.747	0.271
		25	0.032	0.043	28.193	0.299
		26	0.049	0.043	29.287	0.298
		27	-0.081	-0.075	32.200	0.225
		28	-0.019	0.004	32.368	0.260
		29	0.013	0.028	32.441	0.301
		30	0.017	-0.002	32.565	0.342
		31	-0.016	-0.007	32.688	0.384
		32	-0.010	-0.007	32.734	0.431
		33	0.102	0.090	37.434	0.273
		34	-0.045	-0.029	38.340	0.279
		35	0.001	0.023	38.341	0.320
		36	0.088	0.079	41.877	0.231

Figura 4.2.2.1a: Correlograma dos Resíduos do Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal para os Retornos do Ibovespa.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.008	0.008	0.0262	0.871
		2	0.096	0.096	3.8818	0.144
		3	0.086	0.085	7.0106	0.072
		4	0.101	0.093	11.368	0.023
		5	0.000	-0.016	11.368	0.045
		6	0.049	0.024	12.385	0.054
		7	0.046	0.032	13.278	0.066
		8	-0.095	-0.112	17.169	0.028
		9	0.026	0.014	17.462	0.042
		10	-0.024	-0.020	17.712	0.060
		11	0.057	0.066	19.122	0.059
		12	0.020	0.043	19.299	0.082
		13	-0.028	-0.044	19.629	0.105
		14	0.035	0.033	20.147	0.126
		15	0.031	0.027	20.564	0.151
		16	0.056	0.042	21.917	0.146
		17	0.057	0.057	23.319	0.139
		18	-0.014	-0.050	23.410	0.175
		19	-0.001	-0.009	23.411	0.220
		20	0.003	-0.007	23.416	0.269
		21	-0.013	-0.030	23.495	0.318
		22	0.030	0.042	23.900	0.352
		23	-0.033	-0.040	24.372	0.383
		24	-0.094	-0.087	28.261	0.249
		25	-0.021	-0.003	28.461	0.287
		26	0.009	0.011	28.498	0.334
		27	-0.040	-0.014	29.205	0.351
		28	-0.052	-0.049	30.413	0.344
		29	0.022	0.024	30.624	0.383
		30	0.024	0.062	30.892	0.421
		31	-0.053	-0.058	32.173	0.408
		32	-0.002	-0.023	32.175	0.458
		33	0.014	0.005	32.266	0.503
		34	-0.017	-0.010	32.394	0.546
		35	-0.043	-0.015	33.222	0.554
		36	-0.081	-0.102	36.235	0.458

Figura 4.2.2.1b: Correlograma dos Resíduos do Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal para os Retornos do Merval.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.009	-0.009	0.0328	0.856
		2	0.152	0.152	9.7478	0.008
		3	-0.024	-0.022	9.9812	0.019
		4	0.065	0.043	11.777	0.019
		5	-0.060	-0.055	13.329	0.020
		6	0.004	-0.013	13.337	0.038
		7	-0.099	-0.083	17.535	0.014
		8	-0.010	-0.015	17.579	0.025
		9	-0.004	0.028	17.587	0.040
		10	0.000	-0.001	17.587	0.062
		11	-0.009	-0.004	17.624	0.091
		12	-0.038	-0.048	18.259	0.108
		13	-0.098	-0.104	22.425	0.049
		14	-0.084	-0.084	25.469	0.030
		15	0.029	0.056	25.838	0.040
		16	0.012	0.044	25.905	0.055
		17	-0.003	-0.009	25.910	0.076
		18	-0.016	-0.027	26.026	0.099
		19	0.060	0.041	27.630	0.091
		20	0.021	0.008	27.831	0.113
		21	0.000	-0.031	27.831	0.145
		22	0.058	0.070	29.330	0.136
		23	-0.104	-0.102	34.091	0.064
		24	0.000	-0.021	34.091	0.083
		25	-0.044	-0.024	34.963	0.089
		26	0.038	0.026	35.608	0.099
		27	-0.048	-0.033	36.625	0.102
		28	0.005	-0.014	36.638	0.127
		29	0.032	0.074	37.112	0.143
		30	0.025	0.000	37.403	0.166
		31	0.006	-0.014	37.419	0.198
		32	0.053	0.057	38.706	0.193
		33	-0.030	-0.017	39.121	0.214
		34	-0.056	-0.083	40.565	0.203
		35	-0.038	-0.034	41.217	0.217
		36	-0.045	-0.033	42.155	0.222

Figura 4.2.2.1c: Correlograma dos Resíduos do Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal para os Retornos do Mexbol.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.067	0.067	1.8903	0.169
		2	0.021	0.017	2.0789	0.354
		3	-0.037	-0.040	2.6665	0.446
		4	0.079	0.084	5.2942	0.258
		5	0.008	-0.001	5.3229	0.378
		6	-0.060	-0.066	6.8297	0.337
		7	-0.115	-0.101	12.467	0.086
		8	0.035	0.047	12.996	0.112
		9	-0.015	-0.022	13.098	0.158
		10	0.026	0.028	13.392	0.203
		11	0.014	0.034	13.477	0.263
		12	-0.080	-0.098	16.252	0.180
		13	-0.024	-0.022	16.491	0.224
		14	0.016	0.016	16.608	0.278
		15	-0.052	-0.059	17.764	0.275
		16	-0.028	-0.013	18.113	0.317
		17	0.035	0.061	18.642	0.349
		18	0.003	-0.018	18.646	0.414
		19	-0.031	-0.052	19.069	0.452
		20	-0.016	0.005	19.188	0.510
		21	0.010	-0.001	19.235	0.570
		22	0.010	-0.009	19.276	0.628
		23	-0.208	-0.198	38.503	0.022
		24	-0.028	0.005	38.842	0.028
		25	-0.002	-0.002	38.844	0.038
		26	0.067	0.053	40.865	0.032
		27	-0.084	-0.076	44.027	0.021
		28	-0.015	-0.012	44.132	0.027
		29	0.040	0.041	44.858	0.030
		30	0.099	0.038	49.316	0.015
		31	-0.059	-0.066	50.881	0.014
		32	0.043	0.057	51.717	0.015
		33	-0.008	0.010	51.745	0.020
		34	0.041	0.007	52.530	0.022
		35	0.050	0.032	53.696	0.023
		36	-0.061	-0.080	55.417	0.020

Figura 4.2.2.9a: Correlograma dos Resíduos do Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal para os Retornos do Ibovespa.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.055	-0.055	1.2475	0.264
		2	0.069	0.066	3.2251	0.199
		3	0.033	0.040	3.6852	0.298
		4	0.122	0.122	9.9517	0.041
		5	-0.005	0.003	9.9641	0.076
		6	0.053	0.036	11.139	0.084
		7	0.020	0.016	11.303	0.126
		8	-0.079	-0.099	13.961	0.083
		9	0.016	0.000	14.071	0.120
		10	-0.015	-0.016	14.167	0.166
		11	0.037	0.038	14.753	0.194
		12	0.005	0.032	14.764	0.255
		13	-0.031	-0.037	15.179	0.296
		14	0.005	0.009	15.190	0.365
		15	0.013	0.008	15.258	0.433
		16	0.017	0.009	15.386	0.497
		17	0.036	0.045	15.953	0.527
		18	-0.065	-0.074	17.812	0.468
		19	-0.011	-0.019	17.870	0.531
		20	0.000	0.002	17.870	0.596
		21	-0.040	-0.051	18.561	0.613
		22	0.006	0.021	18.575	0.671
		23	-0.020	-0.016	18.750	0.716
		24	-0.109	-0.103	24.048	0.459
		25	-0.005	0.008	24.061	0.516
		26	-0.001	-0.006	24.061	0.572
		27	-0.046	-0.031	25.001	0.574
		28	-0.025	-0.006	25.288	0.612
		29	0.015	0.014	25.385	0.658
		30	0.033	0.064	25.881	0.681
		31	-0.053	-0.050	27.156	0.664
		32	0.004	-0.022	27.162	0.710
		33	0.003	0.010	27.168	0.752
		34	0.007	-0.005	27.187	0.790
		35	-0.041	-0.020	27.969	0.795
		36	-0.078	-0.094	30.728	0.717

Figura 4.2.2.9b: Correlograma dos Resíduos do Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal para os Retornos do Merval.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.025	0.025	0.2631	0.608
		2	0.125	0.124	6.8328	0.033
		3	0.009	0.004	6.8702	0.076
		4	0.035	0.019	7.3775	0.117
		5	-0.055	-0.059	8.6608	0.123
		6	0.002	-0.002	8.6627	0.193
		7	-0.075	-0.063	11.046	0.137
		8	0.001	0.004	11.047	0.199
		9	-0.034	-0.015	11.533	0.241
		10	-0.017	-0.019	11.662	0.308
		11	-0.002	0.009	11.663	0.389
		12	-0.066	-0.070	13.533	0.332
		13	-0.085	-0.083	16.660	0.215
		14	-0.074	-0.064	19.066	0.162
		15	0.045	0.069	19.929	0.175
		16	0.020	0.039	20.102	0.216
		17	0.005	-0.012	20.113	0.269
		18	0.010	-0.004	20.155	0.324
		19	0.033	0.013	20.629	0.358
		20	0.033	0.026	21.111	0.391
		21	-0.012	-0.029	21.178	0.448
		22	0.063	0.062	22.948	0.405
		23	-0.087	-0.091	26.338	0.285
		24	-0.013	-0.026	26.410	0.333
		25	-0.037	-0.021	27.031	0.354
		26	0.029	0.020	27.412	0.388
		27	-0.055	-0.042	28.786	0.371
		28	0.013	0.009	28.868	0.419
		29	0.064	0.103	30.703	0.380
		30	0.036	0.014	31.275	0.402
		31	0.007	-0.009	31.299	0.451
		32	0.053	0.042	32.587	0.438
		33	-0.018	-0.018	32.727	0.481
		34	-0.041	-0.051	33.480	0.493
		35	0.000	0.003	33.480	0.542
		36	-0.069	-0.061	35.663	0.484

Figura 4.2.2.9c: Correlograma dos Resíduos do Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal para os Retornos do Mexbol.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.024	0.024	0.2326	0.630
		2	0.011	0.011	0.2874	0.866
		3	-0.035	-0.035	0.7965	0.850
		4	0.084	0.085	3.7525	0.441
		5	0.007	0.004	3.7736	0.582
		6	-0.058	-0.062	5.1801	0.521
		7	-0.104	-0.096	9.7881	0.201
		8	0.042	0.042	10.533	0.230
		9	-0.019	-0.023	10.684	0.298
		10	0.023	0.026	10.917	0.364
		11	0.026	0.046	11.204	0.426
		12	-0.076	-0.091	13.715	0.319
		13	-0.043	-0.049	14.522	0.338
		14	0.019	0.018	14.672	0.401
		15	-0.053	-0.060	15.872	0.391
		16	-0.035	-0.027	16.403	0.425
		17	0.042	0.071	17.173	0.443
		18	0.003	-0.012	17.176	0.511
		19	-0.028	-0.051	17.525	0.554
		20	-0.012	0.003	17.591	0.614
		21	0.009	-0.004	17.626	0.673
		22	0.029	0.008	17.997	0.706
		23	-0.205	-0.192	36.555	0.036
		24	-0.014	0.006	36.643	0.047
		25	0.005	-0.004	36.653	0.062
		26	0.072	0.058	38.943	0.049
		27	-0.082	-0.064	41.961	0.033
		28	0.011	0.006	42.016	0.043
		29	0.030	0.026	42.431	0.051
		30	0.093	0.042	46.344	0.029
		31	-0.052	-0.047	47.569	0.029
		32	0.040	0.044	48.300	0.032
		33	-0.001	0.016	48.301	0.042
		34	0.042	0.021	49.096	0.045
		35	0.048	0.037	50.135	0.047
		36	-0.060	-0.087	51.806	0.043

ANEXO B

B1 GRÁFICOS

Gráfico 5.2.Ia

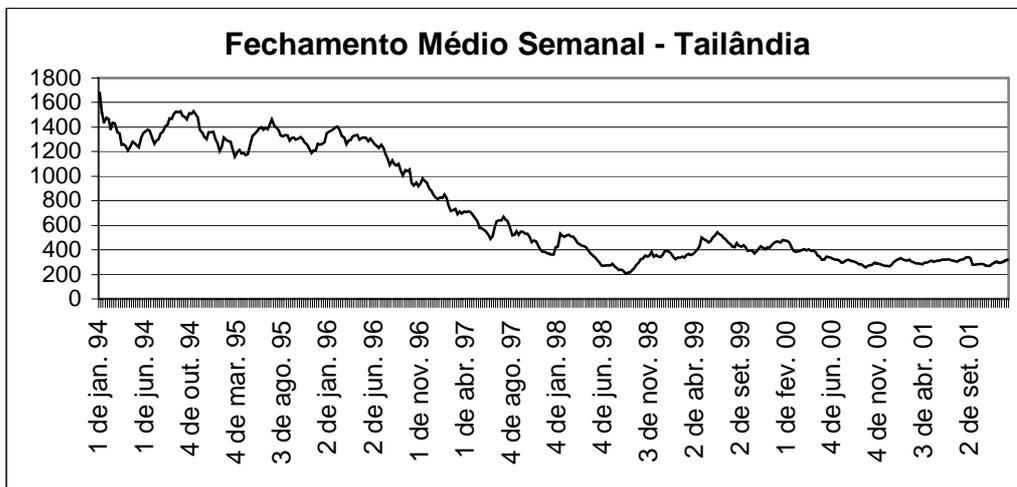


Gráfico 5.2.Ib

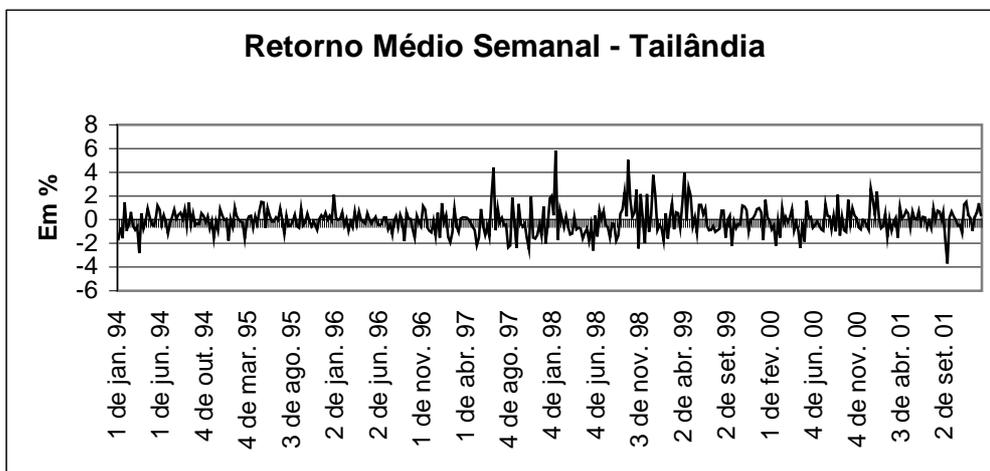


Gráfico 5.2.Ic

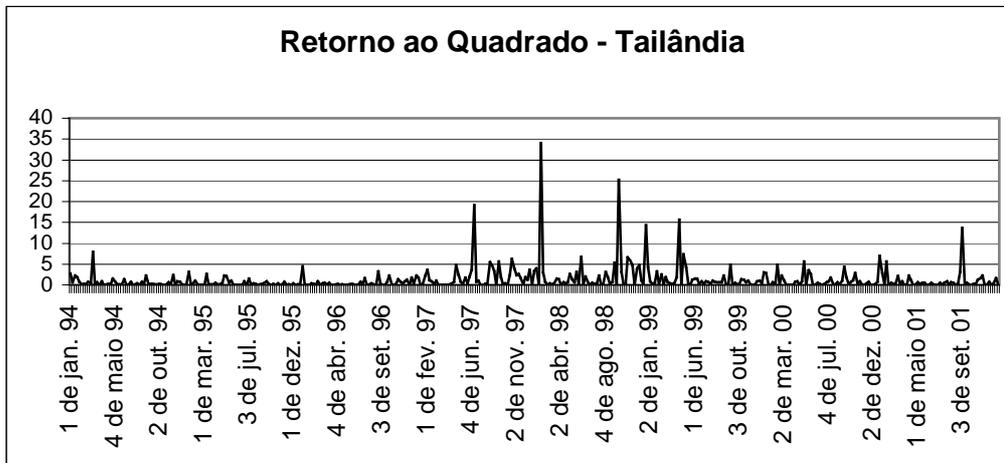


Gráfico 5.2.IIa

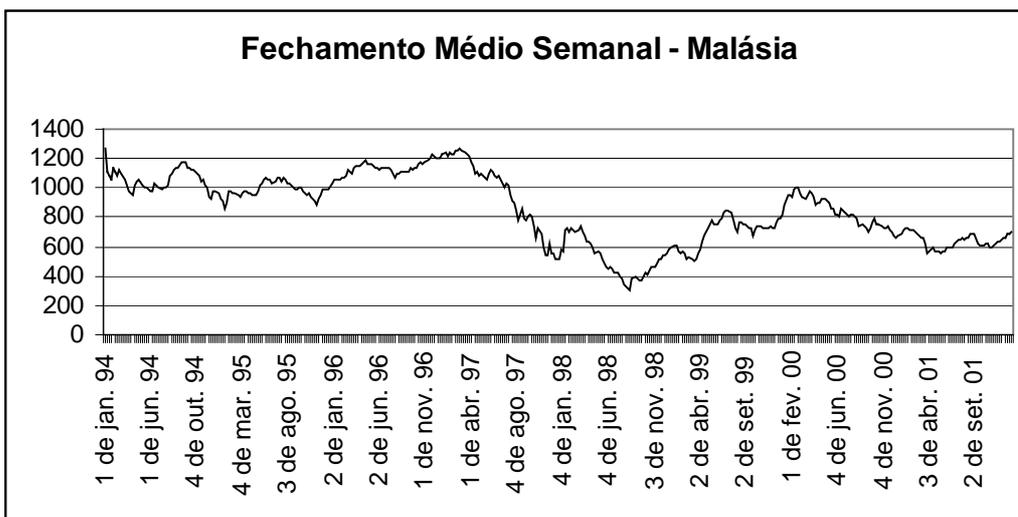


Gráfico 5.2.IIb

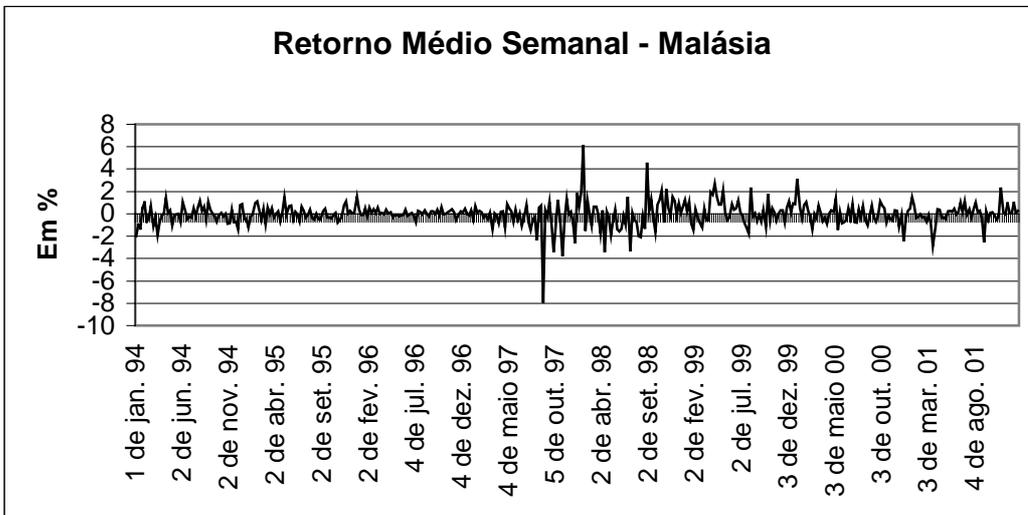


Gráfico 5.2.IIc

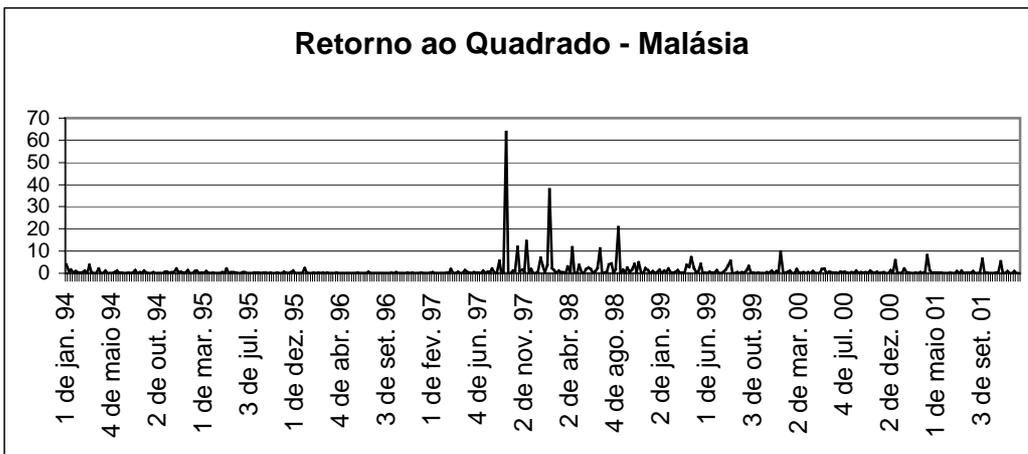


Gráfico 5.2.IIIa

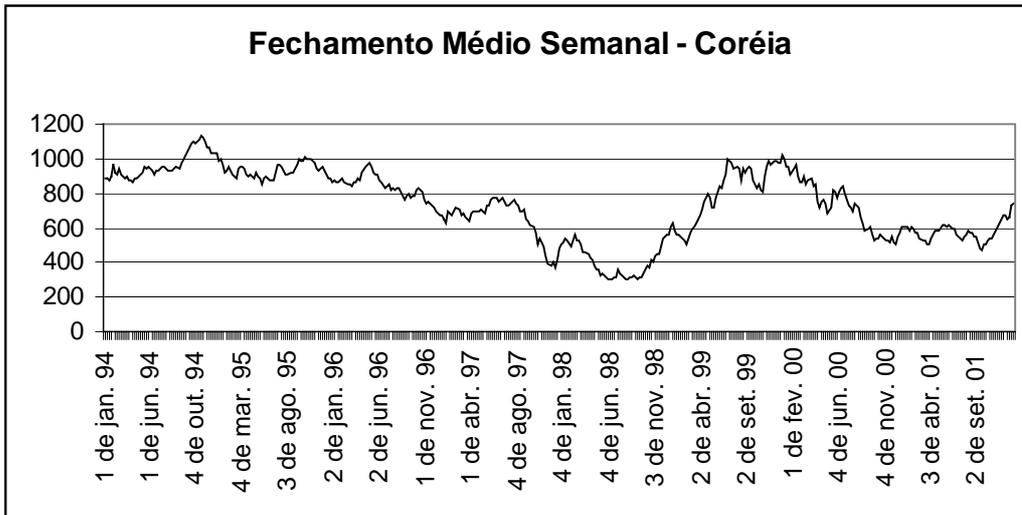


Gráfico 5.2.IIIb

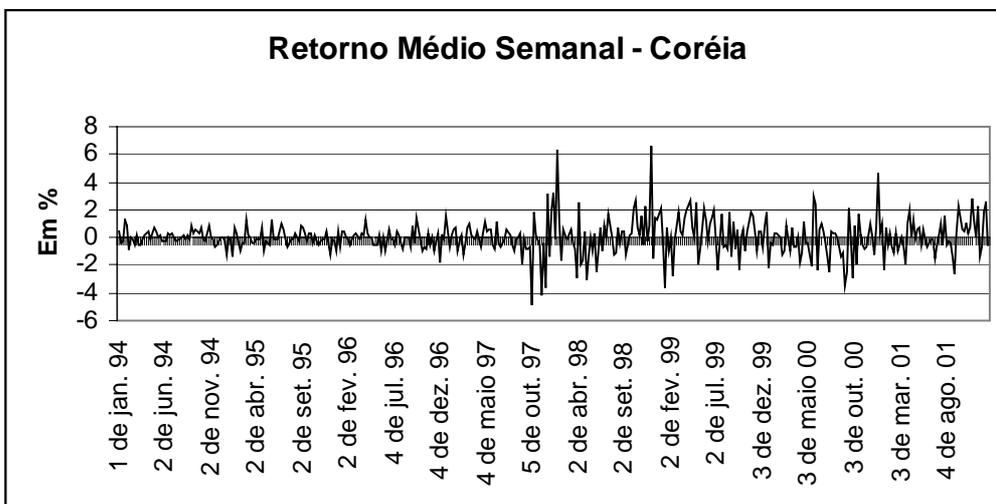


Gráfico 5.2.IIIc

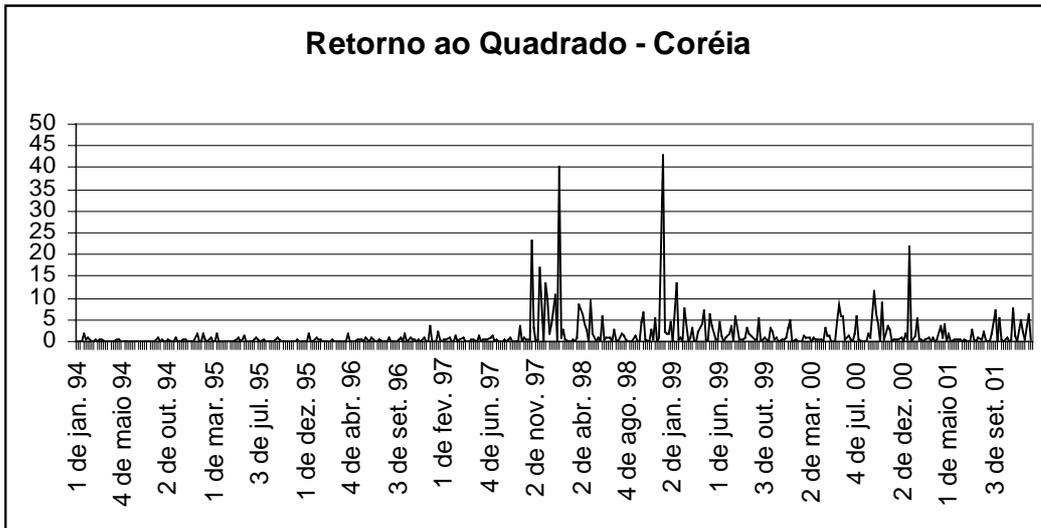


Gráfico 5.2.3.1a: Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

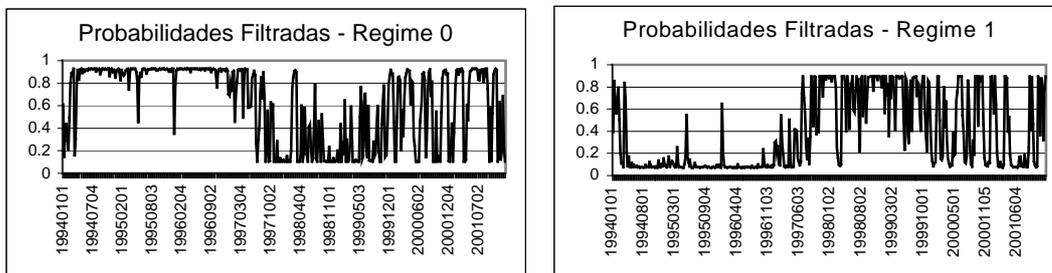


Gráfico 5.2.3.1b: Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

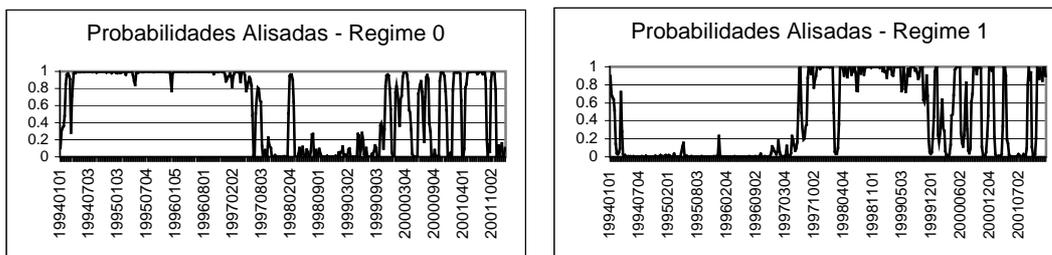


Gráfico 5.2.3.2a: Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal– Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

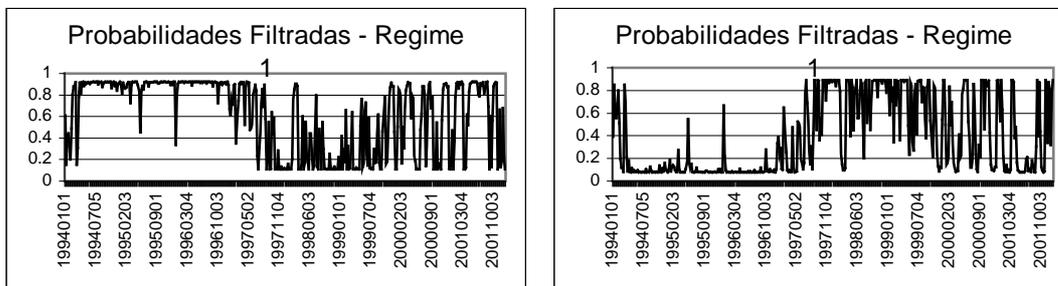


Gráfico 5.2.3.2b: Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal– Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

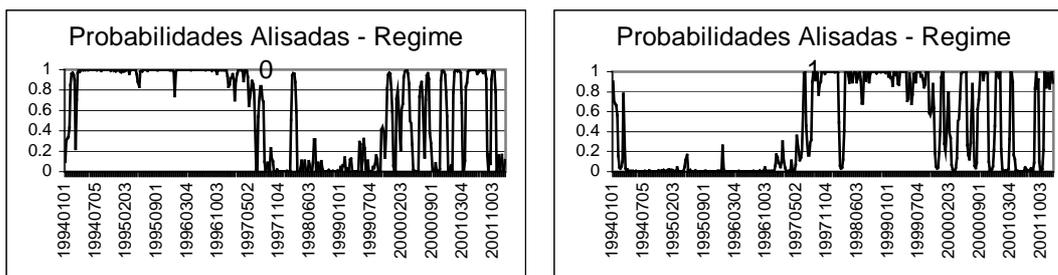


Gráfico 5.2.3.4a: Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

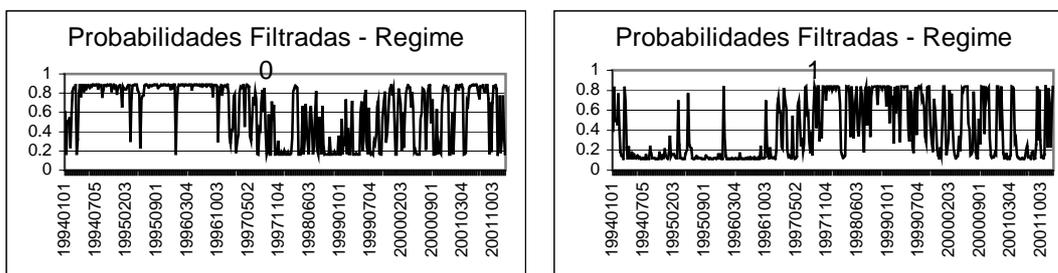


Gráfico 5.2.3.4b: Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

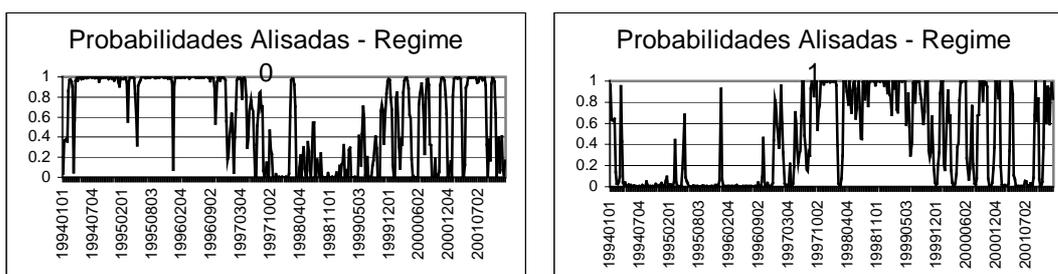


Gráfico 5.2.3.5a: Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional t-Student– Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

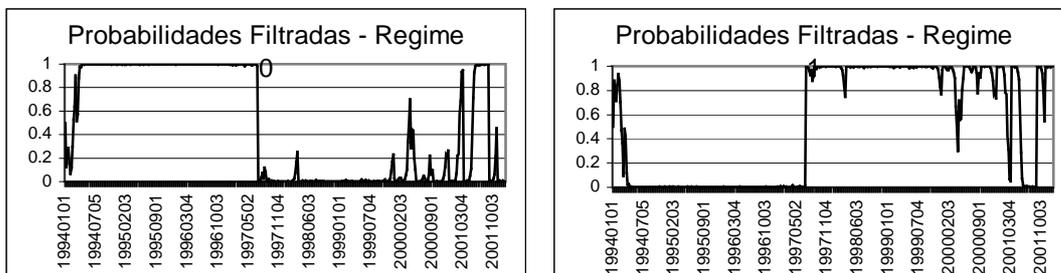


Gráfico 5.2.3.5b: Modelo MS com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional t-Student– Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

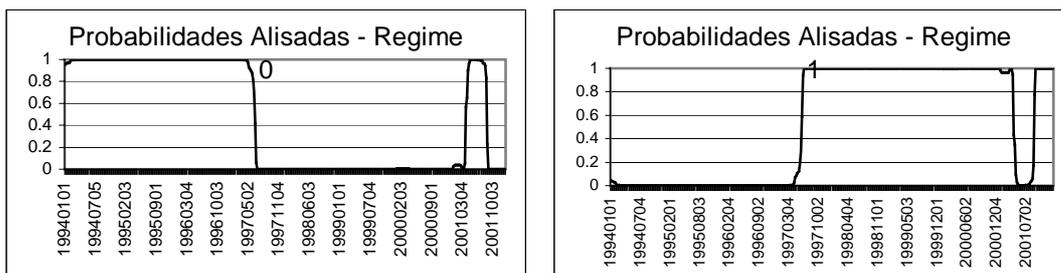


Gráfico 5.2.3.6a: Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student– Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

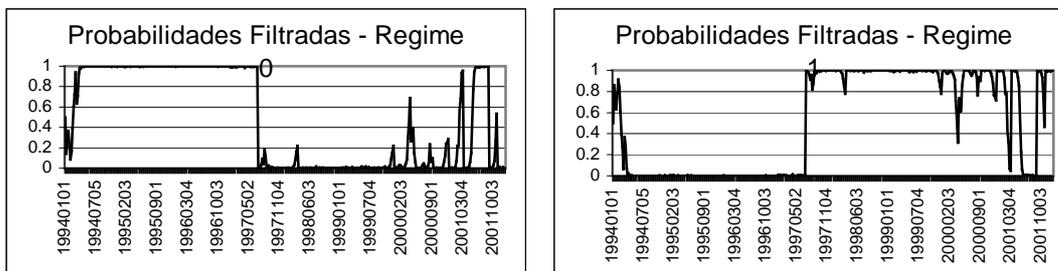


Gráfico 5.2.3.6b: Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student– Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

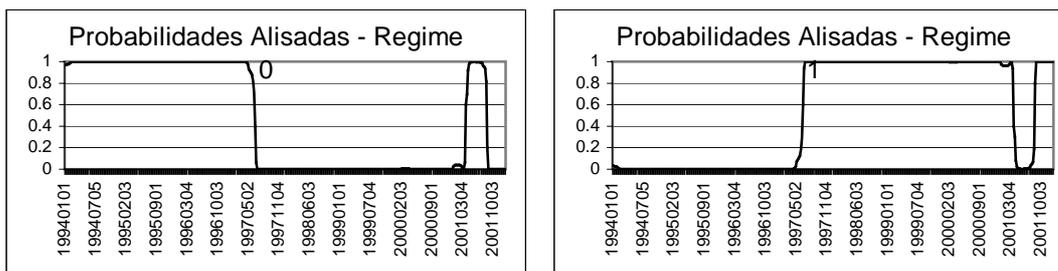


Gráfico 5.2.3.7a: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

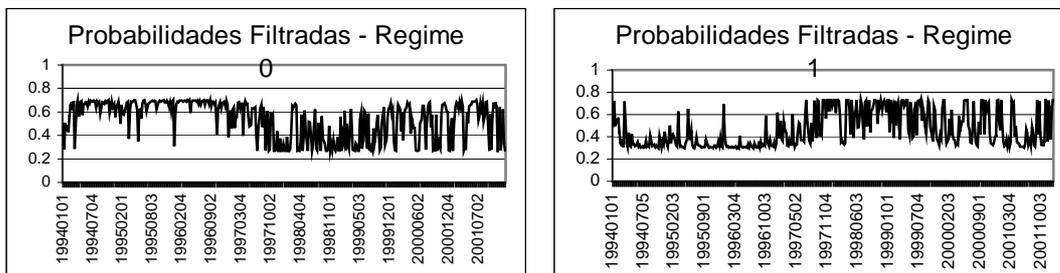


Gráfico 5.2.3.7b: Modelo MS com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

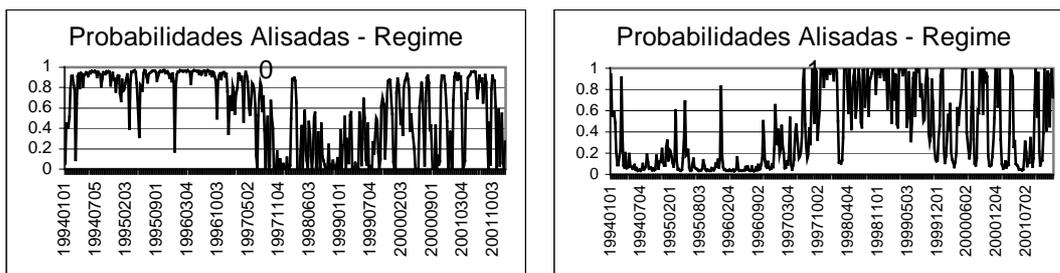


Gráfico 5.2.3.8a: Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

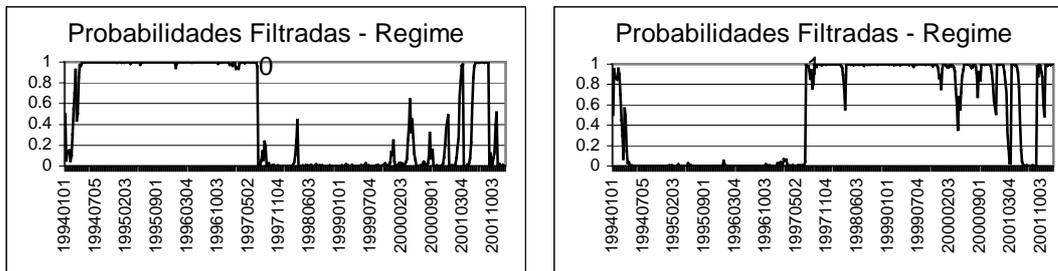


Gráfico 5.2.3.8b: Modelo MS com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

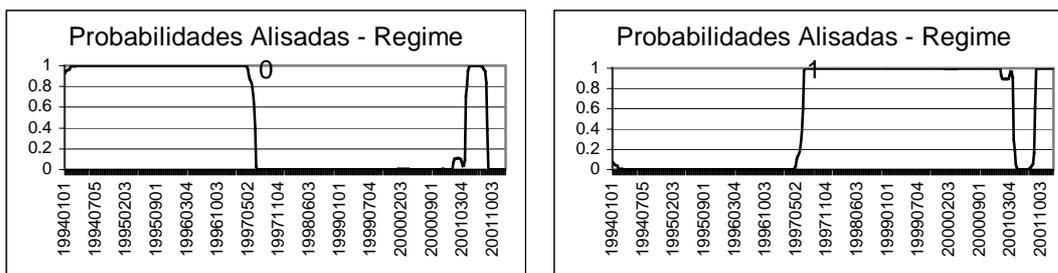


Gráfico 5.2.3.9a: Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal: – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

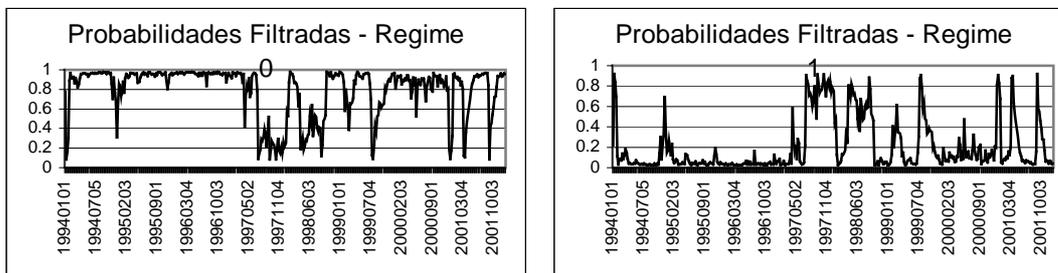


Gráfico 5.2.3.9b: Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Distribuição Condicional Normal: – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

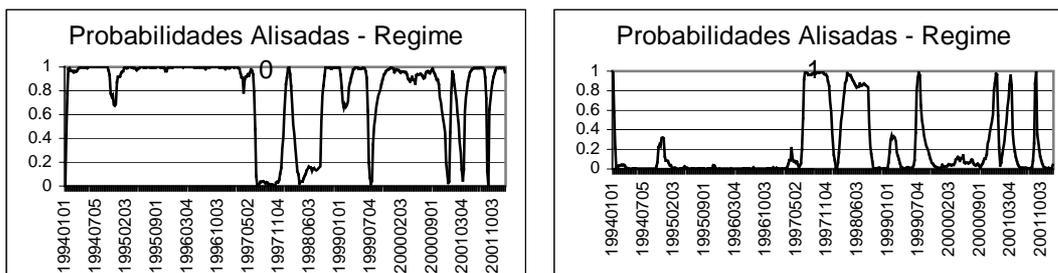


Gráfico 5.2.3.10a: Modelo MS-GARCH com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal: – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

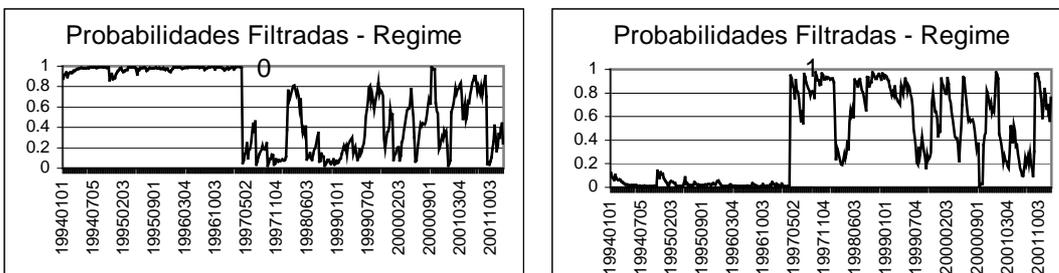


Gráfico 5.2.3.10b: Modelo MS-GARCH com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional Normal: – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

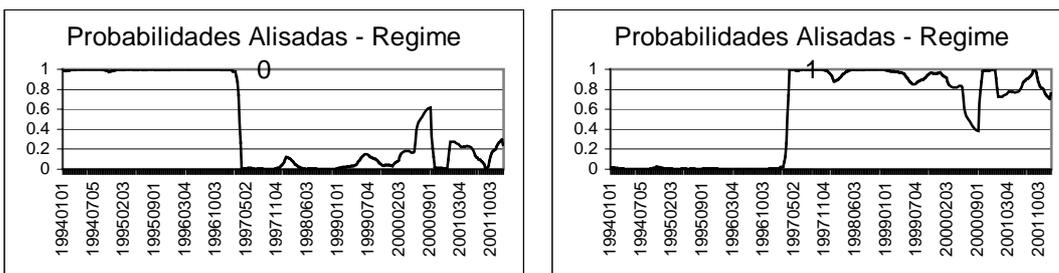


Gráfico 5.2.3.11a: Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

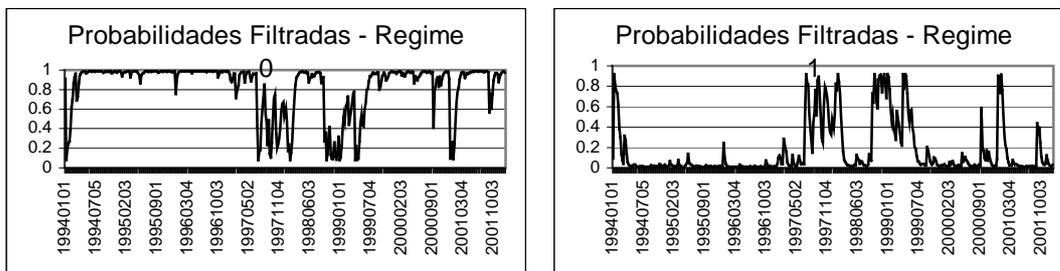


Gráfico 5.2.3.11b: Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime, Correlações Constantes e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

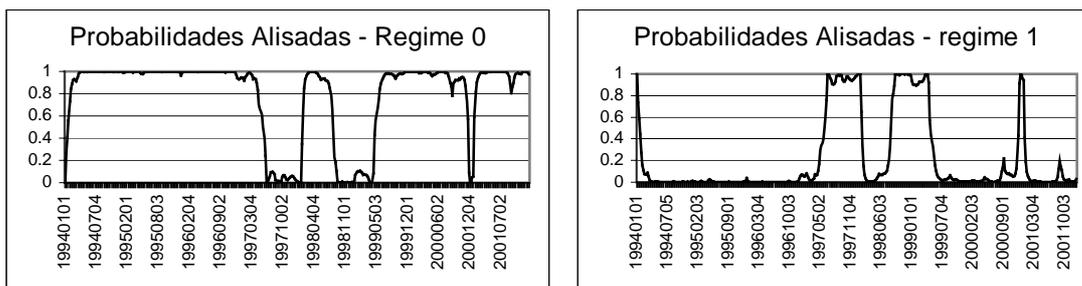


Gráfico 5.2.3.12a: Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

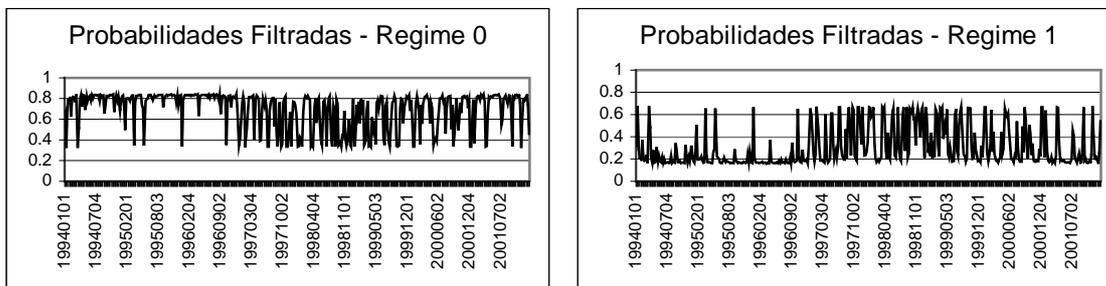


Gráfico 5.2.3.12b: Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional Normal – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

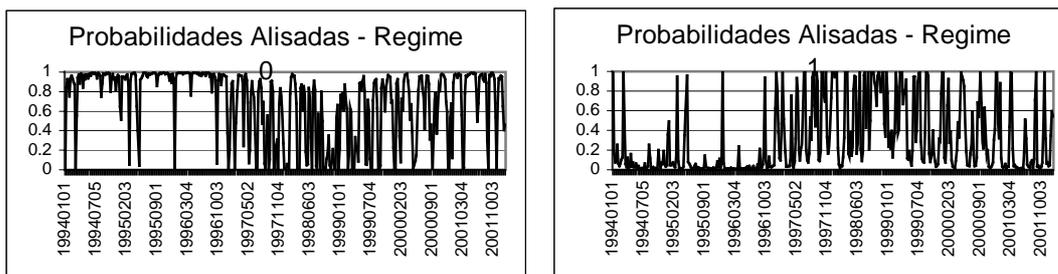


Gráfico 5.2.3.13a: Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Dependentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

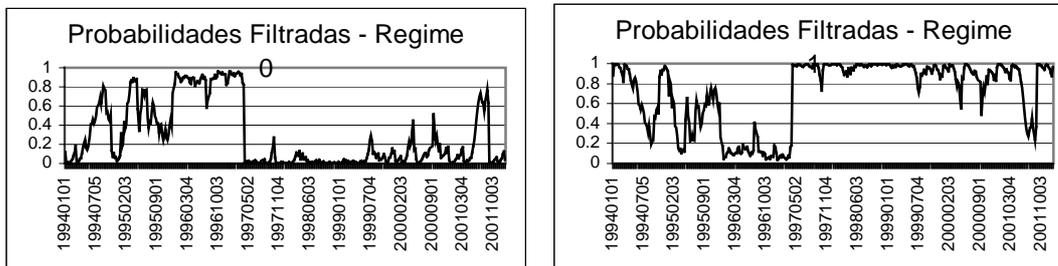


Gráfico 5.2.3.13b: Modelo MS-GARCH com Média e Correlações Dependentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:

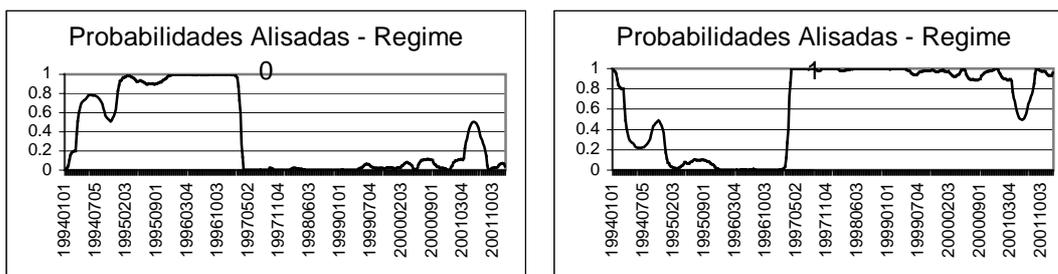


Gráfico 5.2.3.15a: Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Filtradas – Regime 0 e Regime 1:

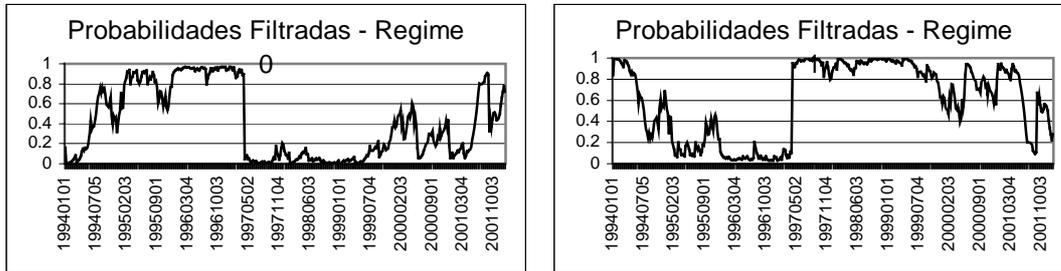
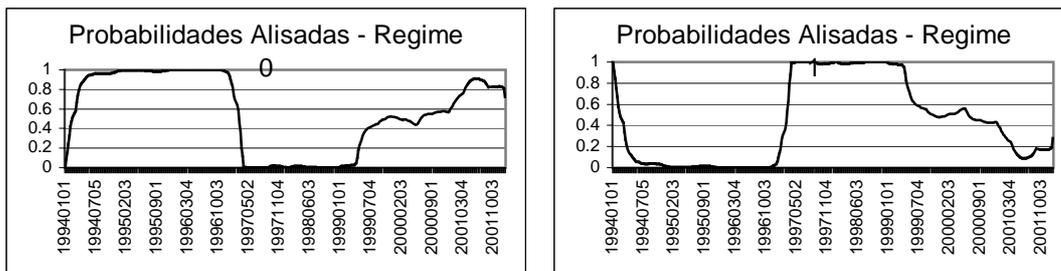


Gráfico 5.2.3.15b: Modelo MS-GARCH com Média Dependente do Regime e Correlações Independentes do Regime e Distribuição Condicional t-Student – Probabilidades Alisadas – Regime 0 e Regime 1:



B2 TESTES DE RAIZ UNITÁRIA

Tabela 5.2.I.a: Teste de Raiz Unitária para a Série de Fechamentos do *Thailand SET*

ADF Test Statistic	-2.226370	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(TAIFEC)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 2/05/1994 12/15/2001				
Included observations: 411 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
TAIFEC(-1)	-0.003444	0.001547	-2.226370	0.0265
D(TAIFEC(-1))	0.168079	0.049362	3.405014	0.0007
D(TAIFEC(-2))	0.047382	0.049757	0.952264	0.3415
D(TAIFEC(-3))	0.040121	0.049608	0.808771	0.4191
D(TAIFEC(-4))	-0.068874	0.046518	-1.480589	0.1395
R-squared	0.043996	Mean dependent var	-2.800599	
Adjusted R-squared	0.034577	S.D. dependent var	26.77167	
S.E. of regression	26.30476	Akaike info criterion	9.389468	
Sum squared resid	280927.8	Schwarz criterion	9.438356	
Log likelihood	-1924.536	F-statistic	4.671063	
Durbin-Watson stat	1.988084	Prob(F-statistic)	0.001072	

Tabela 5.2.I.b: Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Retornos do *Thailand SET*

ADF Test Statistic	-9.022665	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(TAIRET)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 2/05/1994 12/29/2001				
Included observations: 413 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
TAIRET(-1)	-0.840887	0.093197	-9.022665	0.0000
D(TAIRET(-1))	-0.118034	0.085739	-1.376666	0.1694
D(TAIRET(-2))	0.030287	0.078825	0.384234	0.7010
D(TAIRET(-3))	0.163556	0.067846	2.410714	0.0164
D(TAIRET(-4))	0.082369	0.049086	1.678041	0.0941
R-squared	0.493541	Mean dependent var	0.003121	
Adjusted R-squared	0.488576	S.D. dependent var	1.511302	
S.E. of regression	1.080791	Akaike info criterion	3.005297	
Sum squared resid	476.5888	Schwarz criterion	3.054007	
Log likelihood	-615.5937	F-statistic	99.39853	
Durbin-Watson stat	1.980013	Prob(F-statistic)	0.000000	

Tabela 5.2.I.c: Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Retornos do *Thailand SET*

PP Test Statistic	-19.47490	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Lag truncation for Bartlett kernel: (Newey-West suggests: 5)				
5				
Residual variance with no correction			1.210180	
Residual variance with correction			1.476103	
Phillips-Perron Test Equation				
Dependent Variable: D(TAIRET)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 1/08/1994 12/29/2001				
Included observations: 417 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
TAIRET(-1)	-0.940994	0.048821	-19.27435	0.0000
R-squared	0.471741	Mean dependent var	0.004979	
Adjusted R-squared	0.471741	S.D. dependent var	1.515384	
S.E. of regression	1.101403	Akaike info criterion	3.033442	
Sum squared resid	504.6450	Schwarz criterion	3.043114	
Log likelihood	-631.4727	Durbin-Watson stat	2.019396	

Tabela 5.2.II.a: Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Fechamentos do *Malaysi KLSE Composite*

ADF Test Statistic	-1.051714	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(MALFEC)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 2/05/1994 12/15/2001				
Included observations: 411 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MALFEC(-1)	-0.001551	0.001474	-1.051714	0.2936
D(MALFEC(-1))	0.177225	0.048856	3.627523	0.0003
D(MALFEC(-2))	0.000157	0.049556	0.003170	0.9975
D(MALFEC(-3))	0.042890	0.049555	0.865486	0.3873
D(MALFEC(-4))	0.042378	0.046550	0.910362	0.3632
R-squared	0.039022	Mean dependent var	-1.083496	
Adjusted R-squared	0.029555	S.D. dependent var	26.78828	
S.E. of regression	26.38945	Akaike info criterion	9.395897	
Sum squared resid	282739.7	Schwarz criterion	9.444785	
Log likelihood	-1925.857	F-statistic	4.121612	
Durbin-Watson stat	1.985386	Prob(F-statistic)	0.002762	

**Tabela 5.2.II.b: Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Retornos do *Malaysi*
*KLSE Composite***

ADF Test Statistic	-7.122492	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(MALRET)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 2/05/1994 12/29/2001				
Included observations: 413 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MALRET(-1)	-0.680604	0.095557	-7.122492	0.0000
D(MALRET(-1))	-0.257020	0.087776	-2.928146	0.0036
D(MALRET(-2))	-0.198224	0.078892	-2.512598	0.0124
D(MALRET(-3))	-0.125736	0.066646	-1.886625	0.0599
D(MALRET(-4))	-0.137431	0.048661	-2.824263	0.0050
R-squared	0.481032	Mean dependent var	-0.001816	
Adjusted R-squared	0.475944	S.D. dependent var	1.410647	
S.E. of regression	1.021192	Akaike info criterion	2.891850	
Sum squared resid	425.4757	Schwarz criterion	2.940560	
Log likelihood	-592.1671	F-statistic	94.54378	
Durbin-Watson stat	2.023866	Prob(F-statistic)	0.000000	

Tabela 5.2.II.c: Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Retornos do *Malaysi KLSE Composite*

PP Test Statistic	-19.13383	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Lag truncation for Bartlett kernel: (Newey-West suggests: 5)				
5				
Residual variance with no correction		1.061550		
Residual variance with correction		1.268741		
Phillips-Perron Test Equation				
Dependent Variable: D(MALRET)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 1/08/1994 12/29/2001				
Included observations: 417 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MALRET(-1)	-0.921758	0.048668	-18.93976	0.0000
R-squared	0.463020	Mean dependent var	0.005405	
Adjusted R-squared	0.463020	S.D. dependent var	1.407708	
S.E. of regression	1.031553	Akaike info criterion	2.902403	
Sum squared resid	442.6664	Schwarz criterion	2.912075	
Log likelihood	-604.1511	Durbin-Watson stat	2.017419	

Tabela 5.2.III.a: Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Fechamentos do *Korea KOSPI Composite*

ADF Test Statistic	-0.823813	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(CORFEC)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 2/05/1994 12/15/2001				
Included observations: 411 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CORFEC(-1)	-0.001441	0.001749	-0.823813	0.4105
D(CORFEC(-1))	0.157450	0.049557	3.177160	0.0016
D(CORFEC(-2))	-0.034789	0.050098	-0.694409	0.4878
D(CORFEC(-3))	0.043553	0.050142	0.868608	0.3856
D(CORFEC(-4))	0.074707	0.049561	1.507391	0.1325
R-squared	0.034567	Mean dependent var	-0.550994	
Adjusted R-squared	0.025055	S.D. dependent var	27.44244	
S.E. of regression	27.09647	Akaike info criterion	9.448775	
Sum squared resid	298092.8	Schwarz criterion	9.497663	
Log likelihood	-1936.723	F-statistic	3.634188	
Durbin-Watson stat	1.973204	Prob(F-statistic)	0.006347	

**Tabela 5.2.III.b: Teste de Raiz Unitária ADF para a Série de Retornos do Korea
KOSPI Composite**

ADF Test Statistic	-7.111008	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(CORRET)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 2/05/1994 12/29/2001				
Included observations: 413 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CORRET(-1)	-0.723554	0.101751	-7.111008	0.0000
D(CORRET(-1))	-0.294119	0.094355	-3.117143	0.0020
D(CORRET(-2))	-0.248947	0.084567	-2.943785	0.0034
D(CORRET(-3))	-0.174187	0.070643	-2.465725	0.0141
D(CORRET(-4))	-0.098457	0.049718	-1.980318	0.0483
R-squared	0.512273	Mean dependent var	-0.003266	
Adjusted R-squared	0.507491	S.D. dependent var	1.722680	
S.E. of regression	1.208959	Akaike info criterion	3.229430	
Sum squared resid	596.3259	Schwarz criterion	3.278140	
Log likelihood	-661.8773	F-statistic	107.1333	
Durbin-Watson stat	1.984375	Prob(F-statistic)	0.000000	

Tabela 5.2.III.c: Teste de Raiz Unitária de Phillips-Perron para a Série de Retornos do Korea KOSPI Composite

PP Test Statistic	-20.49077	1% Critical Value*	-2.5706	
		5% Critical Value	-1.9403	
		10% Critical Value	-1.6160	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Lag truncation for Bartlett kernel: (Newey-West suggests: 5)				
5				
Residual variance with no correction			1.471616	
Residual variance with correction			1.821540	
Phillips-Perron Test Equation				
Dependent Variable: D(CORRET)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 1/08/1994 12/29/2001				
Included observations: 417 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CORRET(-1)	-0.998761	0.049033	-20.36911	0.0000
R-squared	0.499338	Mean dependent var	-0.002400	
Adjusted R-squared	0.499338	S.D. dependent var	1.716509	
S.E. of regression	1.214559	Akaike info criterion	3.229034	
Sum squared resid	613.6638	Schwarz criterion	3.238706	
Log likelihood	-672.2536	Durbin-Watson stat	1.998882	

B3 CORRELOGRAMAS

Figura 5.2.I.a: Correlograma para a Série de Retornos da Tailândia

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.056	0.056	1.3049	0.253
		2	0.136	0.134	9.1361	0.010
		3	0.123	0.111	15.548	0.001
		4	-0.054	-0.084	16.777	0.002
		5	-0.055	-0.084	18.045	0.003
		6	0.108	0.123	22.981	0.001
		7	-0.116	-0.095	28.749	0.000
		8	-0.037	-0.053	29.344	0.000
		9	0.071	0.077	31.525	0.000
		10	-0.072	-0.033	33.773	0.000
		11	-0.001	-0.010	33.773	0.000
		12	0.092	0.067	37.456	0.000
		13	-0.066	-0.036	39.363	0.000
		14	0.052	0.036	40.533	0.000
		15	0.012	-0.027	40.592	0.000
		16	-0.092	-0.065	44.277	0.000
		17	-0.079	-0.085	46.990	0.000
		18	0.008	0.016	47.020	0.000
		19	-0.096	-0.021	51.064	0.000
		20	-0.050	-0.064	52.182	0.000
		21	-0.036	-0.041	52.754	0.000
		22	-0.046	0.014	53.711	0.000
		23	0.055	0.069	55.057	0.000
		24	-0.022	-0.061	55.265	0.000

Figura 5.2.I.b: Correlograma para a Série de Retornos ao Quadrado da Tailândia

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.080	0.080	2.7069	0.100
		2	0.088	0.082	5.9891	0.050
		3	0.039	0.027	6.6418	0.084
		4	0.037	0.025	7.2252	0.124
		5	0.051	0.041	8.3163	0.140
		6	0.044	0.032	9.1393	0.166
		7	0.064	0.051	10.901	0.143
		8	0.112	0.096	16.229	0.039
		9	0.056	0.030	17.584	0.040
		10	0.029	0.002	17.951	0.056
		11	0.021	0.002	18.136	0.078
		12	0.120	0.108	24.404	0.018
		13	0.071	0.044	26.599	0.014
		14	0.029	-0.007	26.969	0.019
		15	0.054	0.027	28.221	0.020
		16	0.012	-0.016	28.282	0.029
		17	0.116	0.095	34.155	0.008
		18	0.113	0.091	39.727	0.002
		19	0.089	0.050	43.191	0.001
		20	0.012	-0.044	43.255	0.002
		21	0.093	0.062	47.119	0.001
		22	0.047	0.025	48.101	0.001
		23	0.088	0.061	51.510	0.001
		24	-0.025	-0.071	51.783	0.001

Figura 5.2.II.a: Correlograma para a Série de Retornos da Malásia

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.077	0.077	2.5220	0.112
		2	0.079	0.074	5.1862	0.075
		3	0.085	0.075	8.2660	0.041
		4	0.009	-0.008	8.3001	0.081
		5	0.147	0.137	17.463	0.004
		6	0.116	0.094	23.207	0.001
		7	0.042	0.011	23.964	0.001
		8	-0.010	-0.049	24.008	0.002
		9	0.117	0.109	29.895	0.000
		10	-0.086	-0.123	33.067	0.000
		11	-0.089	-0.122	36.481	0.000
		12	0.050	0.047	37.574	0.000
		13	-0.102	-0.081	42.116	0.000
		14	-0.027	-0.044	42.423	0.000
		15	0.073	0.100	44.774	0.000
		16	-0.083	-0.036	47.818	0.000
		17	-0.075	-0.068	50.306	0.000
		18	0.051	0.077	51.455	0.000
		19	-0.147	-0.104	60.925	0.000
		20	-0.026	-0.017	61.216	0.000
		21	-0.003	-0.017	61.220	0.000
		22	-0.107	-0.053	66.294	0.000
		23	0.037	0.052	66.903	0.000
		24	0.007	-0.003	66.927	0.000

Figura 5.2.II.b: Correlograma para a série de Retornos ao Quadrado da Malásia

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.022	0.022	0.2001	0.655
		2	0.001	0.000	0.2005	0.905
		3	0.068	0.068	2.1415	0.544
		4	0.074	0.071	4.4514	0.348
		5	0.099	0.097	8.6221	0.125
		6	0.024	0.017	8.8620	0.181
		7	0.005	-0.004	8.8729	0.262
		8	0.057	0.040	10.259	0.247
		9	0.140	0.125	18.688	0.028
		10	0.142	0.134	27.421	0.002
		11	0.009	0.002	27.453	0.004
		12	0.026	0.006	27.741	0.006
		13	0.017	-0.027	27.860	0.009
		14	0.078	0.039	30.516	0.006
		15	0.052	0.025	31.672	0.007
		16	0.027	0.025	31.995	0.010
		17	0.021	0.003	32.194	0.014
		18	0.046	0.006	33.119	0.016
		19	0.323	0.288	78.922	0.000
		20	0.056	0.039	80.299	0.000
		21	0.016	0.017	80.407	0.000
		22	0.087	0.048	83.728	0.000
		23	-0.001	-0.059	83.728	0.000
		24	0.026	-0.051	84.021	0.000

Figura 5.2.III.a: Correlograma para a Série de Retornos da Coréia

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.001	0.001	0.0004	0.983
		2	0.056	0.056	1.3171	0.518
		3	0.079	0.079	3.9480	0.267
		4	0.076	0.074	6.3847	0.172
		5	0.103	0.097	10.931	0.053
		6	-0.042	-0.055	11.680	0.070
		7	-0.038	-0.062	12.292	0.091
		8	0.001	-0.018	12.292	0.139
		9	-0.009	-0.013	12.331	0.195
		10	-0.004	0.002	12.339	0.263
		11	-0.054	-0.034	13.580	0.257
		12	-0.106	-0.099	18.450	0.103
		13	0.087	0.091	21.737	0.060
		14	-0.029	-0.010	22.106	0.076
		15	-0.103	-0.095	26.719	0.031
		16	-0.012	-0.002	26.785	0.044
		17	-0.042	-0.028	27.548	0.051
		18	0.026	0.014	27.854	0.064
		19	-0.038	-0.015	28.501	0.074
		20	0.018	0.046	28.640	0.095
		21	0.051	0.051	29.810	0.096
		22	0.024	0.021	30.066	0.117
		23	0.015	-0.010	30.168	0.145
		24	0.039	0.027	30.862	0.158

Figura 5.2.III.b: Correlograma para a Série de Retornos ao Quadrado da Coréia

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.051	0.051	1.0960	0.295
		2	0.129	0.127	8.1617	0.017
		3	0.120	0.110	14.228	0.003
		4	0.125	0.103	20.862	0.000
		5	0.082	0.049	23.707	0.000
		6	0.226	0.193	45.534	0.000
		7	0.027	-0.018	45.842	0.000
		8	0.152	0.093	55.726	0.000
		9	0.091	0.038	59.286	0.000
		10	0.098	0.035	63.445	0.000
		11	0.022	-0.038	63.656	0.000
		12	0.203	0.132	81.556	0.000
		13	0.018	-0.020	81.695	0.000
		14	0.087	0.004	84.998	0.000
		15	0.089	0.040	88.429	0.000
		16	0.046	-0.021	89.349	0.000
		17	0.071	0.036	91.553	0.000
		18	0.051	-0.046	92.678	0.000
		19	0.033	0.017	93.160	0.000
		20	-0.013	-0.090	93.235	0.000
		21	0.073	0.037	95.612	0.000
		22	0.042	0.013	96.391	0.000
		23	0.009	-0.022	96.425	0.000
		24	0.010	-0.033	96.471	0.000

Figura 5.2.3.6a: Correlograma dos Resíduos do Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student para os Retornos do Thailand SET.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.067	0.067	1.8757	0.171
		2	0.100	0.096	6.1173	0.047
		3	0.077	0.066	8.6497	0.034
		4	-0.062	-0.081	10.277	0.036
		5	-0.048	-0.055	11.256	0.047
		6	0.092	0.110	14.884	0.021
		7	-0.102	-0.096	19.318	0.007
		8	-0.050	-0.059	20.380	0.009
		9	0.053	0.063	21.601	0.010
		10	-0.070	-0.042	23.706	0.008
		11	-0.015	-0.019	23.806	0.014
		12	0.062	0.044	25.445	0.013
		13	-0.016	0.012	25.550	0.020
		14	0.046	0.036	26.471	0.023
		15	0.029	-0.013	26.832	0.030
		16	-0.073	-0.061	29.173	0.023
		17	-0.091	-0.091	32.809	0.012
		18	0.023	0.035	33.048	0.016
		19	-0.054	-0.009	34.312	0.017
		20	-0.054	-0.064	35.580	0.017
		21	-0.045	-0.057	36.479	0.019
		22	-0.038	0.008	37.119	0.023
		23	0.048	0.075	38.143	0.025
		24	-0.026	-0.070	38.451	0.031
		25	0.042	0.040	39.253	0.035
		26	-0.071	-0.077	41.508	0.028
		27	0.074	0.074	43.976	0.021

Figura 5.2.3.6b: Correlograma dos Resíduos do Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student para os Retornos do *Malaysi KLSE Composite*.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.085	0.085	3.0113	0.083
		2	0.069	0.062	5.0014	0.082
		3	0.062	0.052	6.6173	0.085
		4	-0.011	-0.025	6.6701	0.154
		5	0.120	0.117	12.769	0.026
		6	0.112	0.095	18.072	0.006
		7	0.056	0.030	19.390	0.007
		8	-0.014	-0.047	19.479	0.012
		9	0.065	0.062	21.273	0.011
		10	-0.076	-0.097	23.762	0.008
		11	-0.093	-0.111	27.467	0.004
		12	0.021	0.018	27.664	0.006
		13	-0.101	-0.086	32.043	0.002
		14	-0.036	-0.035	32.605	0.003
		15	0.072	0.097	34.885	0.003
		16	-0.060	-0.024	36.444	0.003
		17	-0.095	-0.081	40.377	0.001
		18	0.043	0.080	41.203	0.001
		19	-0.125	-0.092	48.057	0.000
		20	-0.030	-0.020	48.453	0.000
		21	-0.016	-0.035	48.573	0.001
		22	-0.086	-0.049	51.854	0.000
		23	0.041	0.056	52.582	0.000
		24	0.004	-0.007	52.590	0.001
		25	-0.069	-0.044	54.691	0.001
		26	0.010	0.057	54.732	0.001
		27	0.062	0.051	56.429	0.001

Figura 5.2.3.6c: Correlograma dos Resíduos do Modelo MS com Média Independente do Regime e Distribuição Condicional t-Student para os Retornos do *Korea KOSPI Composite*.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.021	0.021	0.1873	0.665
		2	0.042	0.042	0.9415	0.625
		3	0.034	0.033	1.4399	0.696
		4	0.056	0.053	2.7435	0.602
		5	0.032	0.027	3.1672	0.674
		6	-0.045	-0.052	4.0189	0.674
		7	-0.033	-0.038	4.4847	0.723
		8	-0.020	-0.021	4.6640	0.793
		9	-0.010	-0.006	4.7040	0.859
		10	0.017	0.026	4.8351	0.902
		11	-0.036	-0.028	5.3791	0.911
		12	-0.070	-0.069	7.4719	0.825
		13	0.040	0.043	8.1638	0.833
		14	0.000	0.001	8.1638	0.881
		15	-0.091	-0.091	11.750	0.698
		16	-0.011	0.000	11.799	0.758
		17	-0.058	-0.054	13.283	0.717
		18	0.028	0.026	13.623	0.753
		19	-0.035	-0.023	14.172	0.774
		20	-0.005	0.002	14.183	0.821
		21	0.001	0.001	14.183	0.862
		22	-0.005	-0.006	14.194	0.894
		23	0.008	-0.005	14.226	0.920
		24	0.044	0.043	15.092	0.918
		25	0.019	0.025	15.251	0.935
		26	0.092	0.082	19.057	0.834
		27	-0.030	-0.050	19.463	0.853