

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE
PROGRAMA MULTIIINSTITUCIONAL E INTER-REGIONAL DE PÓS-
GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CONTÁBEIS (UnB/UFPB/UFRN)**

BRUNO VINÍCIUS RAMOS FERNANDES

**MODELOS DE VALORES EXTREMOS E CONVENCIONAIS DE VaR:
NÍVEL DE ACURÁCIA NA PREVISÃO DE RISCO DE MERCADO
NOS PAÍSES DO G7 E BRICS**

**BRASÍLIA - DF
2012**

BRUNO VINÍCIUS RAMOS FERNANDES

**MODELOS DE VALORES EXTREMOS E CONVENCIONAIS DE VaR:
NÍVEL DE ACURÁCIA NA PREVISÃO DE RISCO DE MERCADO
NOS PAÍSES DO G7 E BRICS**

Tese submetida à apreciação da banca examinadora do Programa Multiinstitucional e Inter-Regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (UnB/UFPB/UFRN), como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Ciências Contábeis.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Roberto Barbosa Lustosa

Área de concentração: Mensuração Contábil

Linha de Pesquisa: Contabilidade e Mercado Financeiro

**BRASÍLIA - DF
2012**

Divisão de Serviços Técnicos
Catalogação da Publicação na Fonte. UnB / Biblioteca Central

Fernandes, Bruno Vinícius Ramos

Modelos de valores extremos e convencionais de VaR: nível de acurácia na previsão de risco de mercado nos países do G7 e BRICS / Bruno Vinícius Ramos Fernandes, - Brasília, DF, 2012.

159 f.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Roberto Barbosa Lustosa

Tese (doutorado) – Universidade de Brasília. Faculdade de Economia, Administração e Ciências Contábeis e Atuariais – FACE. Programa Multiinstitucional e Inter-Regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (UnB/UFPB/UFRN).

1. *Value at Risk* – Tese. 2. Teoria dos Valores Extremos – Tese. 3. Crises sistêmicas – Tese. 4. Índices de Mercado – Tese. 5. Países Emergentes (BRICS) – Tese. 6. Países Desenvolvidos (G7) – Tese. I. LUSTOSA, Paulo Roberto Barbosa. II. Universidade de Brasília. III. Universidade Federal da Paraíba. IV. Universidade Federal do Rio Grande do Norte. V. Título.

BRUNO VINÍCIUS RAMOS FERNANDES

**MODELOS DE VALORES EXTREMOS E CONVENCIONAIS DE VaR:
NÍVEL DE ACURÁCIA NA PREVISÃO DE RISCO DE MERCADO
NOS PAÍSES DO G7 E BRICS**

Tese submetida à apreciação da banca examinadora do Programa Multiinstitucional e Inter-Regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (UnB/UFPB/UFRN), como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Ciências Contábeis.

Prof. Dr. PAULO ROBERTO BARBOSA LUSTOSA
Universidade de Brasília - UnB
Orientador

Prof. Dr. TITO BELCHIOR SILVA MOREIRA
Universidade Católica de Brasília - UCB
Membro Externo

Prof. Dr. WALDERY RODRIGUES JUNIOR
Universidade Católica de Brasília - UCB
Membro Externo

Prof. Dr. ANDERSON LUIZ RESENDE MÓL
Universidade Federal do Rio Grande do Norte - UFRN
Membro Interno

Prof. Dr. IVAN RICARDO GARTNER
Universidade de Brasília - UnB
Membro Interno

**BRASÍLIA – DF
2012**

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA - UnB

Reitor:

Prof. Dr. José Geraldo de Sousa Júnior

Vice Reitor:

Prof. Dr. João Batista de Sousa

Decana de Pesquisa e Pós-Graduação:

Profa. Dra. Denise Bomtempo Birche de Carvalho

Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade:

Prof. Dr. Tomás de Aquino Guimarães

Chefe do Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais:

Prof. MsC. Wagner Rodrigues dos Santos

**Coordenador Geral do Programa Multiinstitucional e Inter-Regional de Pós-Graduação
em Ciências Contábeis UnB, UFPB e UFRN:**

Prof. Dr. Ivan Ricardo Gartner

**Coordenador Adjunto do Programa Multiinstitucional e Inter-Regional de Pós-
Graduação em Ciências Contábeis UnB, UFPB e UFRN:**

Prof. Dr. Paulo Roberto Barbosa Lustosa

DEDICATÓRIA

À minha avó Emília Martins, um exemplo de vida.

Aos meus filhos Maitê e Diogo, razão de tudo.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus por mais esta oportunidade de conhecimento que foi o curso de doutorado e a elaboração deste trabalho final.

À minha esposa Luana Moreira, a minha menininha Maitê e meu filho Diogo, que trouxeram grande alegria e amor nos momentos de angústia e solidão.

À minha mãe Scheila Ramos, ao meu pai Paulo Henrique, à minha avó Emília Martins e à minhas tias Keila, Madalena e Divanice, pois sem eles não estaria aqui, obrigado por tudo!

Ao Prof. Dr. Paulo Lustosa pela orientação neste trabalho, obrigado pelos ensinamentos e pela disponibilidade em ajudar.

Aos professores Otávio Medeiros, Jorge Katsumi, Edílson Paulo, César Tibúrcio, José Matias, Gileno Marcelino, José Dionísio e Lúcio Capelleto pelo empenho e disposição dispensados nas aulas ministradas no decorrer do curso.

Agradeço meus colegas de doutorado José Alves, Erivan Borges, Jomar Miranda, Fernanda Fernandes, Diogo Lima, Marilson Dantas e Eduardo Tadeu pela companhia e amizade, espero que perdure por muito tempo, fui muito feliz com vocês, memórias inesquecíveis.

Aos professores Otávio Medeiros, Anderson Mol, Edílson Paulo, Paulo Coutinho e Waldery Rodrigues que participaram da elaboração do projeto que culminou neste trabalho, obrigado pelas contribuições.

Aos amigos professores do Departamento de Ciências Contábeis, em especial Olavo e Rosane Pio, pela ajuda e conselhos nos momentos de necessidade.

Ao Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais e a Secretaria do Programa de Pós-graduação da Universidade de Brasília, pelo apoio no decorrer do curso.

Por fim, a todos que de maneira direta ou indireta estiveram envolvidos neste trabalho e me incentivaram a seguir em frente.

EPÍGRAFE

Não seja escravo do seu passado. Mergulhe em mares grandiosos, vá bem fundo e nade até bem longe, e voltarás com respeito por si mesmo, com um novo vigor, com uma experiência a mais que explicará e superará a anterior.

Ralph Waldo Emerson

RESUMO

Este trabalho tem como objetivo geral testar a Teoria dos Valores Extremos em contraposição a métodos convencionais de VaR (delta-linear, simulação de Monte Carlo, simulação histórica e EWMA), para mensurar o risco de mercado, em condições de crises sistêmicas. Para isso, foram coletados dados dos principais índices de mercado dos países componentes do BRICS e do G-7, no período de 1990 a 2011. O objetivo geral deste trabalho pode ser desdobrado nos seguintes objetivos específicos: a) interpretar o resultado dos riscos de mercado apurados sob os diferentes métodos, de forma a aferir quais geram melhor previsão; b) verificar se algum dos métodos utilizados consegue captar as perdas incorridas em períodos de crises sistêmicas, onde há maior volatilidade; e c) considerando que a volatilidade do mercado acionário pode influenciar o risco dos ativos, investigar se entre países desenvolvidos e emergentes há diferença significativa na mensuração do *Value-at-Risk* segundo os diversos métodos utilizados. A aferição dos resultados dos modelos de VaR apresentados nos itens seguintes deste trabalho é realizada com base no teste proposto por Kupiec (1995). A técnica consiste em contrapor as estimativas de perdas potenciais com os retornos efetivamente observados na amostra, utilizando-se, para tanto, de um processo de “aferição retroativa” para quantificar o percentual de falhas de ocorrência ao longo da amostra. Analisando as estimativas dos métodos, de forma a focar no evento crise financeira norte-americana, nos anos de 2007 e 2008, o efeito causado foi sentido na avaliação de risco, pois os métodos passaram a ser mais imprecisos do que em anos anteriores e posteriores, chegando a ser rejeitados em 100% dos países analisados no período, exceto para a modelagem com EWMA, que quando utilizado o nível de confiança de 99,9% passou a ser bastante confiável, não sendo rejeitado em nenhum dos países analisados tanto no G-7 como nos BRICS. Comparando as estimativas entre os blocos de países analisados (G-7 e BRICS), nota-se certa diferença no padrão de resposta de cada método utilizado. No G-7 observa-se um padrão mais homogêneo, onde os resultados dos testes de confiabilidade dentre os países estão próximos em relação aos cinco métodos utilizados (pVaR, hsVaR, McVaR, EWMA VaR e EVT VaR). Nos BRICS o padrão dos resultados é mais heterogêneo, onde cada país parece ter uma característica específica que é melhor identificada e apurada por algum modelo, que em outro país não se mostrou confiável. Talvez a menor variabilidade dos mercados de capitais nos países desenvolvidos, faz com que as estimativas do *Value at Risk* sigam determinadas tendências, o que não acontece nos países emergentes.

Palavras-chave: *Value-at-Risk*. Teoria dos Valores Extremos. EWMA. Crises Sistêmicas.

ABSTRACT

This thesis aims to test the Extreme Value Theory in contrast as conventional methods to VaR (delta-linear methods, Monte Carlo simulation, historical simulation and EWMA) for measuring market risk, in conditions of systemic crises. For such, data were collected from major market indices of the BRICS and G-7 countries, in a time span from 1990 to 2011. The general purpose of this thesis were split off in the following specific objectives: a) to interpret the results of market risks measured according to the different methods, in order to assess which one generates better forecasts; b) to verify whether any of the tested methods capture the losses incurred in times of systemic crises, in which greater volatility is expected; and c) to investigate the potential differences between developed and emerging countries in the measurement of Value-at-Risk, according to the different methods used, as stock market volatility may influence assets risk. The comparison of the VaR models discussed along this thesis is carried out on the basis of a test proposed by Kupiec (1995). This technique consists in opposing the forecasted potential losses to the returns actually observed in the sample, using to this end a process of "benchmarking backward" to quantify the percentage of failures occurring throughout the sample. When focusing on the event the 2007-2008 U.S. financial crisis, the disturbing effect was felt in the risk assessment, as almost all the methods came to be more inaccurate than in prior and after years, being rejected in 100% of the sample countries in the period, with the exception of the EWMA model which, upon 99,9% confidence level, seems to be very reliable and is not rejected in any of the sample countries, both in the G-7 and in BRICS. In comparing the estimates between the two groups of countries (G-7 and BRICS), some differences in the response pattern of each method can be seen. In the G-7 group there is a more homogeneous pattern, as the results of reliability tests among the countries are close for the five methods (pVaR, hsVaR, McVaR, EWMA VaR and VaR EVT). In BRICS countries, however, the pattern of results is more heterogeneous, each country seems to have a specific feature that is best identified and calculated by a specific model, which would not be reliable if used for another country. Perhaps the lowest variability of capital markets in developed countries makes the estimates of Value at Risk follow certain trends, and that does not happen in emerging countries.

Keywords: Value-at-Risk. Extreme Value Theory. EWMA. Systemic Crisis.

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: A evolução das ferramentas de gerenciamento de risco.....	21
Quadro 2: Países componentes da amostra.....	70

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Escalas de mensuração de risco	36
Figura 2: Símbolo chinês para “crise”	39
Figura 3: Etapas Metodológicas da Pesquisa	70
Figura 4: Janelas móveis utilizadas para o cálculo do EVT-VaR no período de 1990 a 2011	73
Figura 5: Janelas móveis utilizadas para o cálculo dos métodos convencionais no período de 2005 a 2011	73

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Distribuição normal para alguns níveis de confiança.....	48
Tabela 2: Estatísticas descritivas – G7: 2006 a 2011	87
Tabela 3: Estatística descritiva – BRICS.....	88
Tabela 4: Teste de Kupiec para modelos VaR ao nível de confiança de 99% - BRICS	91
Tabela 5: Teste de Kupiec para modelos VaR ao nível de confiança de 99,9% - BRICS	93
Tabela 6: Teste de Kupiec para modelos VaR ao nível de confiança de 99% - G7	95
Tabela 7: Teste de Kupiec para modelos VaR ao nível de confiança de 99,9% - G7	98
Tabela 8: Teste de Kupiec por período para modelos VaR a 99% - BRICS.....	100
Tabela 9: Teste de Kupiec por período para modelos VaR a 99,9% - BRICS	103
Tabela 10: Teste de Kupiec por período para modelos VaR a 99% - G7.....	104
Tabela 11: Teste de Kupiec por período para modelos VaR a 99,9% - G7.....	106

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1: <i>Quantis distribuição Normal versus distribuição empírica (QQ-Plot)</i> de todos os países analisados.....	90
Gráfico C1: Alemanha – Índice e Retorno	123
Gráfico C2: Canadá – Índice e Retorno.....	123
Gráfico C3: Estados Unidos – Índice e Retorno.....	124
Gráfico C4: França – Índice e Retorno.....	124
Gráfico C5: Inglaterra – Índice e Retorno	125
Gráfico C6: Itália – Índice e Retorno	125
Gráfico C7: Japão – Índice e Retorno	126
Gráfico C8: África do Sul – Índice e Retorno	126
Gráfico C9: Brasil – Índice e Retorno	127
Gráfico C10: China – Índice e Retorno	127
Gráfico C11: Índia – Índice e Retorno	128
Gráfico C12: Rússia – Índice e Retorno.....	128
Gráfico D1: Alemanha – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99% e Retorno	129
Gráfico D2: Alemanha – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99,9% e Retorno	129
Gráfico D3: Canadá – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99% e Retorno.....	130
Gráfico D4: Canadá – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99,9% e Retorno.....	130
Gráfico D5: Estados Unidos – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99% e Retorno	131
Gráfico D6: Estados Unidos – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99,9% e Retorno.....	131
Gráfico D7: França – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99% e Retorno.....	132
Gráfico D8: França – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99,9% e Retorno.....	132
Gráfico D9: Inglaterra – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99% e Retorno	133
Gráfico D10: Inglaterra – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99,9% e Retorno	133
Gráfico D11: Itália – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99% e Retorno	134

Gráfico D12: Itália – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99,9% e Retorno	134
Gráfico D13: Japão – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99% e Retorno	135
Gráfico D14: Japão – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99,9% e Retorno	135
Gráfico D15: África do Sul – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99% e Retorno	136
Gráfico D16: África do Sul – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99,9% e Retorno	136
Gráfico D17: Brasil – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99% e Retorno	137
Gráfico D18: Brasil – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99,9% e Retorno	137
Gráfico D19: China – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99% e Retorno	138
Gráfico D20: China – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99,9% e Retorno	138
Gráfico D21: Índia – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99% e Retorno	139
Gráfico D22: Índia – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99,9% e Retorno	139
Gráfico D23: Rússia – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99% e Retorno	140
Gráfico D24: Rússia – Metodologias <i>VaR</i> ao nível de 99,9% e Retorno	140
Gráfico E1: Alemanha – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%	141
Gráfico E2: Alemanha – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%	141
Gráfico E3: Canadá – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%	142
Gráfico E4: Canadá – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%	142
Gráfico E5: Estados Unidos – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%	143
Gráfico E6: Estados Unidos – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%	143
Gráfico E7: França – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%	144
Gráfico E8: França – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%	144
Gráfico E9: Inglaterra – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%	145
Gráfico E10: Inglaterra – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%	145
Gráfico E11: Itália – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%	146
Gráfico E12: Itália – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%	146

Gráfico E13: Japão – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%	147
Gráfico E14: Japão – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%	147
Gráfico E15: África do Sul – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%	148
Gráfico E16: África do Sul – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%	148
Gráfico E17: Brasil – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%	149
Gráfico E18: Brasil – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%	149
Gráfico E19: China – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%	150
Gráfico E20: China – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%	150
Gráfico E21: Índia – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%	151
Gráfico E22: Índia – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%	151
Gráfico E23: Rússia – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%	152
Gráfico E24: Rússia – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%	152

LISTA DE SIGLAS

ARCH	<i>Autoregressive conditional heteroskedastic</i>
ARMA	<i>Autoregressive Moving Average</i>
BCBS	<i>Basle Committee on Banking Supervision</i>
BIS	<i>Bank for International Settlements</i>
BM	<i>Block Maxima</i>
CAViaR	<i>Conditional Autoregressive Value-at-Risk</i>
COSO	<i>Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission</i>
DGP	Distribuição Generalizada de Pareto
ES	<i>Expected Shortfall</i>
EVT	<i>Extreme Value Theory</i>
EWMA	<i>Exponentially Weighted Moving Average</i>
FED	<i>Federal Reserve</i>
FMI	Fundo Monetário Internacional
GARCH	<i>Generalized Autoregressive conditional heteroskedastic</i>
GEV	<i>Generalized Extreme Value</i>
LTCM	<i>Long Term Capital Management</i>
SH	Simulação Histórica
POT	<i>Peaks Over Threshold</i>
QRM	<i>Quantitative Risk Management</i>
TVE	Teoria dos Valores Extremos
VaR	<i>Value-at-Risk</i>
VEG	Valor Extremo Generalizado

SUMÁRIO

1.0	INTRODUÇÃO	18
1.1	Problema da Pesquisa	21
1.2	Objetivos	24
1.3	Relevância.....	24
1.4	Estrutura do trabalho.....	27
2.0	REFERENCIAL TEÓRICO	28
2.1	Crises Financeiras	28
2.2	Bolhas no mercado financeiro	31
2.3	Riscos.....	33
2.3.1	Risco de mercado.....	40
2.3.2	Risco de crédito	41
2.3.3	Risco de liquidez	42
2.3.4	Risco operacional	43
2.3.5	Risco legal	44
2.3.6	Risco sistêmico.....	45
2.4	Value at Risk (VaR).....	47
2.4.1	Modelos Paramétricos	50
2.4.2	Modelos Não Paramétricos.....	55
2.5	Teoria dos Valores Extremos (TVE)	57
2.5.1	Conceitos	57
2.5.2	Estimando a Distribuição de Retornos Utilizando TVE.....	59
2.5.3	Processo Histórico e Primeiras Aplicações	62
2.5.4	Aplicações da TVE em Finanças.....	64
3.0	DESENVOLVIMENTO E FORMULAÇÃO DAS HIPÓTESES DA PESQUISA .	68
4.0	METODOLOGIA	70
4.1	Seleção e composição da amostra.....	70
4.2	Formação das janelas para o cálculo do <i>VaR</i>	72
4.3	Estimando o VaR	73
4.3.1	VaR paramétrico – Delta Normal.....	73
4.3.2	Simulação Histórica.....	74
4.3.3	Simulação de Monte Carlo	75
4.3.4	EWMA - <i>RiskMetrics</i>	77
4.4	<i>Value at Risk</i> extremo – EVT VaR.....	78
4.5	Teste de Kupiec - <i>backtest</i>	82
5.0	RESULTADOS	85

5.1	Características das séries financeiras	85
5.1.1	Estatísticas Descritivas – G7 e BRICS	86
5.2	Análise dos testes de confiabilidade por países	91
5.2.1	Países emergentes - BRICS	91
5.2.2	Países desenvolvidos – G7	94
5.3	Análise por período.....	99
5.3.1	Países emergentes - BRICS	99
5.3.2	Países desenvolvidos – G7	104
6.0	CONSIDERAÇÕES FINAIS	109
	REFERÊNCIAS	113
	APÊNDICE A – Histogramas com Curva Normal dos Retornos dos Índices Analisados	121
	APÊNDICE B – Retornos dos Índices Analisados no Período de 2006 a 2011	122
	APÊNDICE C – Retornos dos Índices Analisados no Período de 2006 a 2011	123
	APÊNDICE D – Retornos dos Índices Analisados no Período de 2006 a 2011	129
	APÊNDICE E – Gráficos HIT para as metodologias VaR – BRICS e G7	141
	APÊNDICE F: Teste de Kupiec ao nível de confiança de 99% - BRICS	153
	APÊNDICE G: Teste de Kupiec ao nível de confiança de 99,9% - BRICS	154
	APÊNDICE H: Teste de Kupiec ao nível de confiança de 99% - G7	155
	APÊNDICE I: Teste de Kupiec ao nível de confiança de 99,9% - G7.....	157
	APÊNDICE J: Exemplo das planilhas de cálculo da TVE no Microsoft Excel.....	159

1.0 INTRODUÇÃO

The main factor underlying this financial crisis is the intrinsic instability in the banking system resulting from the lack of unified and intelligent principles for the accounting, regulating, and risk management of financial institutions. These principles have evolved separately in each framework, each without sufficient regard for the other two disciplines. (ALEXANDER, 2008, p. xxxi)

A gestão quantitativa do risco (QRM)¹ consiste no processo integrado de planejar, organizar e monitorar as medidas de risco e ainda as decisões necessárias para reduzir ou mesmo eliminá-lo (SANTOMERO, 1997; PHELAN, 1997; JORION, 1997). Desta forma, a QRM se faz fundamental na administração de ativos, principalmente aqueles diretamente ligados aos mercados financeiros e de capitais.

Kloman (1990, p. 201) descreve a QRM como sendo:

Para muitos analistas, políticos e acadêmicos é o gerenciamento dos riscos ambiental e nuclear, os macro-riscos que podem ameaçar nossa existência. Para banqueiros e diretores financeiros é o uso de técnicas sofisticadas, tais como *hedge* cambial e *swaps* de taxas de juros. Para os vendedores e compradores de seguros é a coordenação dos riscos seguráveis com a redução dos custos do seguro. Para os administradores hospitalares, pode significar a “garantia de qualidade”. Para os profissionais da segurança é reduzir os acidentes e lesões. Em resumo, a gestão de riscos é uma disciplina para viver com a possibilidade de que eventos futuros possam causar efeitos adversos.

Os eventos podem gerar impacto negativo, positivo, ou ambos. Os que geram impacto negativo representam riscos que podem impedir a criação de valor ou mesmo destruir o valor existente. Os de impacto positivo podem contrabalançar os de impacto negativo ou podem representar oportunidades, que, por sua vez, representam a possibilidade de um evento ocorrer e influenciar favoravelmente a realização dos objetivos, apoiando a criação ou a preservação de valor (COSO², 2004).

Nesse trabalho, o risco será discutido no contexto das finanças³, assim, uma breve apresentação dos principais tipos de risco encontrados na indústria financeira se faz necessária. Para as instituições financeiras, o tipo mais conhecido é o risco de mercado, que é o risco de alteração no valor de uma posição financeira devido a alterações nos preços dos ativos componentes da carteira, tais como ações, títulos públicos e privados, taxas de câmbio,

¹ Sigla em inglês para *quantitative risk management*.

² *Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission*.

³ Entretanto as ferramentas aqui apresentadas podem ser aplicadas em outras áreas, por exemplo, seguros.

commodities. Outra importante categoria é o risco de crédito; sendo o risco de não recebimento de investimentos em curso, tais como empréstimos e títulos, por causa do *default* do devedor. Uma categoria que tem recebido bastante atenção atualmente é o risco operacional, que é o risco de perdas resultantes de processos internos inadequados ou falhos, pessoas e sistemas, ou eventos externos. Os limites entre estas três categorias de risco nem sempre são claramente conhecidos, também não se pode formar uma lista exaustiva de toda a gama de possíveis riscos que afetam uma instituição financeira. O risco de modelagem (*model risk*) que envolve todas as demais categorias, está relacionado com a escolha de modelos inapropriados para a mensuração do risco, por exemplo, a utilização de modelos que pressupõem distribuição normal para variáveis com caudas pesadas.

Nos mercados financeiros, risco, prêmio e catástrofe seguem ciclos que são acompanhados pelas diferentes gerações. Esses ciclos podem representar períodos de ganhos contínuos, bem como tempos conturbados, com desaquecimento econômico, alta inflação ou estouro de bolhas especulativas que sustentavam preços acima dos fundamentos econômicos. A história registra vários exemplos de ciclos de prosperidade seguidos de crises, como as bolhas das Tulipas na Holanda, em 1637, dos Mares do Sul na Inglaterra, em 1720, os *booms* das décadas de 1920 e 1980 no mercado de ações norte americano e os grandes *crashes* de 1929, 1987, 1997 e 2007 (SORNETTE, 2004; WONG, 2011).

Segundo Monteiro e Silva (2002), a partir de meados da década de 1990 aconteceu uma série de perdas incorridas por empresas do setor financeiro, resultantes do seu elevado envolvimento e de uma inadequada compreensão dos riscos no mercado de derivativos. As entidades reguladoras e de supervisão do sistema financeiro internacional apresentaram propostas no sentido de reforçar a credibilidade e segurança do sistema financeiro (COMITÊ DE BASILÉIA, 1995, 1996)⁴.

Essas propostas foram traduzidas na adoção de sistemas de avaliação e cálculo dos riscos decorrentes de movimentos adversos no mercado sobre as posições de investimento. Desde então, as instituições financeiras são obrigadas a manter certo nível de capital prudencial, de modo a absorver as perdas, evitar a falência e, deste modo, garantir a estabilidade e confiança do sistema financeiro (COMITÊ DE BASILÉIA, 1996). Nesse

⁴ Em 15 de Julho de 1988, os bancos centrais dos países do grupo dos 10 (Bélgica, Canadá, França, Alemanha, Itália, Japão, Holanda, Suécia, Estados Unidos, Grã-Bretanha) e ainda o de Luxemburgo e Suíça, assinaram o acordo de Basileia, com o objetivo de proporcionar um ambiente de regulação e estabilidade financeira entre os bancos, impondo requisitos mínimos de fundos próprios aplicáveis aos bancos dos países membros. Este acordo requer que o capital próprio de um banco seja de pelo menos 8% do valor total dos ativos consolidados ponderados pelo grau de risco incorrido.

sentido, o controle e a quantificação adequada do risco são elementos cruciais para as instituições financeiras com investimentos expostos, por exemplo, a riscos de mercado (MONTEIRO e SILVA, 2002).

A incerteza sobre o futuro causa a muitas pessoas aversão a investimentos com retornos baseados em acontecimentos duvidosos. Nesse sentido, Marins (2004, p. 283) afirma que:

É frequente iniciar-se um investimento ou aplicação estimando-se que haja uma probabilidade de ocorrer retorno negativo, ou seja, de ocorrer prejuízo. Quando se utiliza apenas o capital próprio para efetuar a aplicação, o prejuízo máximo que o aplicador pode sofrer se limita ao capital investido ou aplicado, mas, quando o investidor capta recursos de terceiros para efetuar o investimento, este pode gerar prejuízos superiores ao capital próprio, comprometendo, também, os recursos de terceiros que tiverem sido captados. Os prejuízos podem ser decorrentes de problemas de naturezas diversas, e as probabilidades de ocorrência desses problemas devem ser estimadas, para que seja possível administrá-los.

Ao seu nível mais básico, o objetivo de um sistema de gestão de risco consiste em determinar o montante de capital que um investidor deverá manter colateralmente à sua posição de investimento, de forma a garantir o cumprimento de uma obrigação financeira (JORION, 1997). Se o montante de capital reservado for muito alto, os investidores não terão incentivos para entrar no mercado e, se for muito baixo, podem se tornar insolventes ou liquidar suas posições em condições adversas.

No passado, os riscos foram avaliados usando uma variedade de ferramentas *ad hoc*, sendo exemplos: valores fixados⁵, medidas de sensibilidade e cenários⁶. Enquanto essas medidas proporcionam alguma intuição de risco, não medem o que importa, ou seja, o risco de perda para o total da carteira e não levam em conta correlações entre os fatores de risco. Outro problema geral é que essas medidas de sensibilidade e cenário não permitem que o investidor analise o risco agregado através de diferentes mercados.

O *Value at Risk (VaR)* surgiu para responder às debilidades das ferramentas anteriores e fornece uma resposta adequada para todas as limitações, pois fornece uma medida agregada de risco, com uma probabilidade associada, para a totalidade da carteira, tendo em conta o nível de alavancagem e de diversificação.

⁵ Montante nocional, que somente indica uma perda potencial.

⁶ Prevê algumas melhorias, pois permite ao investidor investigar efeitos extremos de preço, traçando cenários negativos. Mas, novamente, o método não associa a perda com uma probabilidade.

O *VaR* começou a ser difundido em 1993, quando foi aprovado pelo Grupo dos Trinta (G-30⁷) como parte das "melhores práticas" para lidar com derivativos. A metodologia *VaR* é o resultado da fusão da teoria de finanças, que incide sobre o preço e a sensibilidade dos instrumentos financeiros, com técnicas estatísticas, que estudam o comportamento dos fatores de risco. Como o Quadro 1 demonstra, o *VaR* não poderia ter acontecido sem as ferramentas dos seus antecessores. O *VaR* revolucionou a gestão de risco através da aplicação de medidas consistentes para a mensuração do risco de mercado de uma instituição, sendo estendido à gestão do risco de crédito e do risco operacional.

Quadro 1: A evolução das ferramentas de gerenciamento de risco

1938	Bond duration
1952	Estrutura de média-variância - Markowitz
1963	Capital Asset Pricing Model (CAPM) - Sharpe
1966	Modelos de Fatores Múltiplos
1973	Modelo de Precificação de Opções - Black Scholes
1988	Risk-weighted assets para bancos
1993	Value at Risk (VaR)
1994	RiskMetrics
1997	CreditMetrics, CreditRisk+
1998	Integração do risco de crédito e de mercado
1998	Risk budgeting

Fonte: Jorion (2003)

O *VaR*, entretanto, é apenas uma das medidas que os gestores de risco devem focar. Deve ser complementada por testes de *stress*, que identifica as perdas potenciais sob condições extremas de mercado, que estão associados com maiores níveis de confiança.

1.1 Problema da Pesquisa

Bernstein (1996) faz uma indagação sobre a evolução da sociedade, questionando sobre o que distingue os milhares de anos de história do que consideramos os tempos modernos. Segundo o autor, a resposta transcende em muito o progresso da ciência, da tecnologia, do capitalismo e da democracia. A ideia revolucionária que define a fronteira entre os tempos modernos e o passado é o domínio do risco: a noção de que o futuro é mais do que um capricho dos deuses e de que homens e mulheres não são passivos ante a natureza.

⁷ É uma organização internacional privada sem fins lucrativos, composta por representantes do mais alto nível do mundo financeiro, vindos dos setores público e privado e dos meios acadêmicos. Tem por objetivo aprofundar o entendimento das questões financeiras e econômicas, e analisar as repercussões internacionais das decisões tomadas.

Bernstein (1996, p. 02), descreve que:

Ao definir um processo racional de enfrentar riscos, os estudiosos forneceram o ingrediente faltante que impeliu a ciência e as empresas ao mundo da velocidade, do poder, das comunicações instantâneas e das finanças complexas, típicas de nossa própria época. Suas descobertas sobre a natureza do risco e sobre a arte e a ciência da opção, são centrais à nossa moderna economia de mercado, que as nações de todo o mundo se apressam em aderir.

A gestão de riscos é um elemento central na gestão da estratégia de qualquer empresa. É o processo através do qual as organizações analisam metodicamente os riscos inerentes às respectivas atividades, com o objetivo de identificação, estimativa e controle.

No mercado financeiro, a gestão de risco é parte fundamental para a geração de riqueza, principalmente para as instituições financeiras, que estão submetidas a diversos tipos de risco, tais como: risco de mercado, de crédito e operacional. Em se tratando de instituições financeiras, os reguladores tentam, da forma mais precisa possível, mitigar os diversos tipos de risco, impondo regras que têm por objetivo evitar a exposição excessiva do capital, que pode levar à falência e, no limite, contaminar todo o sistema financeiro.

Este estudo concentra-se no exame teórico e empírico da mensuração do risco de mercado. O risco de mercado é o risco de flutuação excessiva no valor das posições financeiras, assim como mudanças no valor dos ativos componentes dos quais as posições dependem, como ações, títulos, *commodities*, taxas de câmbio, etc.

Nesse trabalho será utilizada a mensuração do risco de mercado pelo *Value-at-Risk* (*VaR*) aplicado ao mercado acionário, tendo como base índices de diversos países. Isto não significa que as outras formas de mensuração não tenham seu mérito. Entretanto, desde que o *Value-at-Risk* foi recomendado pelo Comitê de Basileia, em 1996, para o requerimento de capital relacionado ao risco de mercado, tornou-se o padrão de mensuração para o mercado financeiro (WONG, 2007).

O *Value-at-Risk* é a forma mais adotada para mensuração de risco de mercado. Uma das premissas dessa metodologia é que a distribuição dos retornos dos ativos financeiros segue uma distribuição normal, mas o que se tem evidenciado, nos anos recentes, é uma distribuição com caudas mais pesadas, em função, principalmente, das crises financeiras, que violam a condição de normalidade da distribuição. Nesse sentido, vem ganhando cada vez mais destaque a utilização da Teoria dos Valores Extremos (TVE), pois nela as catástrofes financeiras podem estar embutidas nas previsões de risco (ENGLE e MANGANELLI, 2001).

Sendo o *VaR* a forma de mensuração de risco mais difundida nos mercados financeiros, se faz necessária a investigação do comportamento das diferentes técnicas de cálculo, considerando a diferenciação entre técnicas ditas convencionais (mais utilizadas) como o delta linear, a simulação histórica, a simulação de Monte Carlo, EWMA (média móvel exponencialmente ponderada) e as não-convencionais (alternativas), que são abordadas com a utilização da Teoria dos Valores Extremos (TVE).

As crises sistêmicas, catástrofes financeiras que são definidas principalmente pelo contágio entre as diversas instituições do mercado, ficam marcadas pelas perdas excessivas, que produzem a redução rápida do patrimônio dos bancos. Este problema decorre de as instituições subdimensionarem os riscos envolvidos em seus investimentos e, conseqüentemente, o capital próprio requerido, provocando, nos momentos de alta volatilidade, falta de recursos suficientes para a manutenção de suas posições, fazendo com que haja uma liquidação desordenada dos ativos, que pressiona ainda mais os preços. A grande questão é como incluir, na análise de risco, a probabilidade de que esses eventos extremos ocorram, para que nesses momentos as instituições não estejam despreparadas. Nesse contexto, discute-se a aplicabilidade da *TVE* na gestão de riscos, considerando-se que, com a utilização destas ferramentas, o impacto das crises sistêmicas pode ser minimizado pelo conhecimento das probabilidades de ocorrência destes eventos.

A mensuração do risco de mercado pelo *VaR* é feita nos mais diversos mercados de todo o mundo. Sendo assim, cabe analisar se o comportamento das perdas máximas esperadas segue um padrão, em função da volatilidade do mercado acionário. É possível que países de economia desenvolvida, em função da menor volatilidade, tenham melhor mensuração do risco de mercado pelo *VaR* do que países emergentes, que possuem maior variabilidade no preço de seus ativos. Este estudo se propõe a analisar os principais índices de mercado dos países componentes do G7⁸ e BRICS⁹, dividindo a amostra em dois blocos: (i) países desenvolvidos; e (ii) países emergentes.

De acordo com as argumentações apresentadas, o trabalho será desenvolvido para responder as duas questões a seguir:

Quais as diferenças, em termos de acurácia na previsão de perdas máximas, entre a TVE e os métodos convencionais *VaR* (delta linear, simulação histórica, Monte Carlo, EWMA) ?

⁸ Grupo dos sete países desenvolvidos: Alemanha, Canadá, Estados Unidos, França, Inglaterra, Itália, Japão.

⁹ Grupo dos cinco países emergentes: Brasil, Rússia, Índia, China e África do Sul.

Como se comportam os riscos apurados pelos diversos modelos *VaR*, para os índices de mercado, entre os países componentes do G7 e do BRICS ?

1.2 Objetivos

De acordo com o problema descrito, o presente trabalho tem como objetivo geral:

Verificar a acurácia na previsão de risco de mercado do *VaR* apurado com base em valores extremos, comparativamente aos modelos convencionais de *VaR*, em condições de crises sistêmicas, nos países do G7 e BRICS.

O objetivo geral deste trabalho pode ser desdobrado nos seguintes objetivos específicos:

- i. Interpretar o resultado dos riscos de mercado apurados sob os diferentes métodos, de forma a aferir quais geram melhor previsão;
- ii. Verificar se algum dos métodos utilizados consegue captar as perdas incorridas em períodos de crises sistêmicas, onde há maior volatilidade; e
- iii. Considerando que a volatilidade do mercado acionário pode influenciar o risco dos ativos, investigar se entre países desenvolvidos e emergentes, há diferença significativa na mensuração do *Value at Risk (VaR)* segundo os diversos métodos utilizados.

1.3 Relevância

A variância foi, durante muito tempo, a mais utilizada forma de mensuração do risco. A variância era facilmente entendida e calculada. A deficiência desta forma de mensuração de risco é a premissa de simetria para grandes ganhos e perdas, que são igualmente penalizados. Entretanto, as instituições financeiras estão muito mais preocupadas com as grandes perdas do que com os grandes ganhos (JONDEAU; POON; ROCKINGER, 2007).

As instituições financeiras e os órgãos regulatórios perceberam que existem diferentes fontes de risco. Por exemplo, os três mais conhecidos tipos de risco são: risco de mercado, risco de crédito e risco operacional. Gradualmente, o Comitê de Basiléia para a Supervisão Bancária (*Basel Committee on Banking Supervision* – BCBS) impôs novos requerimentos de capital para as instituições financeiras, com o intuito de protegê-las dos diferentes tipos de risco. O primeiro passo foi a implementação de novos padrões para calcular a exposição ao risco e para mensurar os requerimentos de margens. Enquanto o Acordo de Basiléia inicial, em 1988, cobria somente o risco de crédito, em 1996, através da Emenda ao Acordo de Capital para Incorporar o Risco de Mercado¹⁰, o BCBS passou a exigir capital próprio para proteger as instituições financeiras do risco de mercado, e explicitamente introduziu o *Value at Risk* como a principal ferramenta quantitativa para o cálculo do capital mínimo requerido. O *VaR* então se tornou uma das formas mais amplamente utilizadas para mensurar o risco de mercado no gerenciamento de risco e na indústria de gestão de fundos.

Desde que foi indicado pelo BCBS, o *VaR* passou a ser ativamente pesquisado, principalmente porque suscita várias questões teóricas interessantes, além de ter implicações práticas importantes para as instituições financeiras. Os primeiros trabalhos sobre o *VaR* foram feitos pelo J.P. Morgan (1996), Jorion (1997) e Duffie e Pan (1997). O J.P. Morgan (1996), através de sua metodologia *RiskMetrics*, tem tido um importante papel no crescimento da popularidade do *VaR* para mensuração do risco. Uma vasta literatura surgiu, a partir de então, na estimação prática do *VaR*. Várias abordagens foram propostas, baseando-se, por exemplo, no uso da metodologia GARCH, univariada ou multivariada, na modelagem das caudas da distribuição de probabilidade e na modelagem da não-normalidade.

Mais recentemente, a capacidade de mensuração do risco pelo *VaR*, tem sido posta a prova. Uma primeira crítica é que o *VaR* não é uma mensuração coerente, em função de não satisfazer a propriedade de sub-aditividade, de modo que a diversificação não necessariamente significa redução de risco. Talvez o problema mais importante¹¹ enfrentado pelo *VaR* é que, assim como a variância, ele desconsidera o risco de perdas extremas. Como foi destacado por Basak e Shapiro (2001), em função de não considerar o risco de perdas extremas, ocultas no nível de confiança, o *VaR* pode deixar as instituições a descoberto quanto a grandes perdas. Consequentemente, esta mensuração do risco pode induzir a grande exposição no caso de queda nos mercados.

¹⁰ *Amendment to the Capital Accord to Incorporate Market Risks.*

¹¹ De acordo com o BIS - Committee on the Global Financial System (2000).

A mensuração do risco é de suma importância para o planejamento e decisão de investimentos. Quando mal feita pode acarretar perdas extremas, como na crise financeira norte-americana de 2007/08, em que, segundo o FMI (Fundo Monetário Internacional), foram perdidos US\$ 1,3 trilhões¹², pelo sub dimensionamento dos riscos envolvidos, principalmente dos títulos que securitizaram os créditos imobiliários concedidos a pessoas de baixa renda. Segundo Wong (2011), a crise global de crédito de 2008 foi o maior ciclo de crescimento-falência desde a Grande Depressão de 1929.

O modelo de valor extremo é estimado utilizando uma técnica chamada POT (*peaks over threshold*)¹³, onde é determinado um limiar (limite) acima do qual serão reconhecidos os valores extremos que serão utilizados na construção da distribuição generalizada de valor extremo. É razoável esperar que os excessos além do limiar não sejam frequentes em um determinado espaço temporal, uma vez que, extremos são valores com menor probabilidade de acontecimento. Neste caso, o *VaR* calculado com base na teoria dos valores extremos, ao contrário dos outros métodos, não pode ser acompanhado de forma diária, pois, para isto, necessitariam de “extremos diários” o que vai de encontro ao próprio conceito.

De acordo com o Comitê de Basileia (1996), os métodos - delta-linear, simulação histórica, Monte Carlo, EWMA - que serão utilizados em comparação com a TVE, são de acompanhamento diário. Como o cálculo da volatilidade considera todos os dados, determina-se uma janela de 252 dias, que é movida a cada dia, incluindo o dado em $t + 1$ e excluindo o $t - 252$. Para o EWMA - *VaR*, os dados mais recentes possuem maior peso no cálculo da variância, os demais métodos são igualmente ponderados.

Alguns trabalhos de estimação do *VaR* com base na teoria dos valores extremos, como descrito no item 2.5.4 do referencial teórico, levam em consideração, para efeito de comparação com os demais métodos, uma janela temporal curta, que pode variar de um trimestre a um ano. Nestes casos, o *VaR* - TVE revela-se superior, em termos de estimação da perda máxima diária em relação aos outros métodos. Neste estudo, os métodos - delta-linear, simulação histórica, Monte Carlo, EWMA - foram calculados da forma como realmente seriam aplicados no mercado financeiro, como é consenso segundo o Comitê da Basileia (1996).

O *VaR* permite estimar, dentro de um intervalo de confiança, o máximo de perda possível, assumindo uma distribuição normal dos retornos. Neste contexto, a relevância deste trabalho está em comparar a metodologia de cálculo do *VaR* de duas formas: uma

¹² Fonte sítio Folha de São Paulo: <http://www1.folha.uol.com.br/folha/dinheiro/ult91u448457.shtml>.

¹³ Detalhado na metodologia, no item 4.3.

considerando normalidade e a outros valores extremos, o que pode ser mais realista perante fatos recentes e passados de crises sistêmicas nos mercados financeiros. Além disso, a comparação entre países em diferentes estágios de desenvolvimento econômico pode contribuir para identificar diferenças entre as mensurações de risco pelo *VaR*. Espera-se que este estudo contribua para a literatura sobre risco de mercado quanto à mensuração feita pelo *Value at Risk*, buscando demonstrar os pontos positivos e negativos dos métodos paramétricos, não-paramétricos e semi-paramétricos utilizados nesta tese.

1.4 Estrutura do trabalho

Este estudo está organizado em seis capítulos. O capítulo 1 trata o problema da pesquisa, os objetivos (geral e específicos) e discute a relevância da pesquisa. O capítulo 2 apresenta o referencial teórico, as crises financeiras, o histórico das bolhas no mercado financeiro, o conceito de risco, abordando os riscos de mercado, de crédito, de liquidez, operacional, legal e sistêmico. Ainda no referencial teórico são apresentados os modelos *Value at Risk* paramétricos e não paramétricos e, por fim, uma descrição da Teoria dos Valores Extremos, com seus conceitos, a forma de estimação da distribuição, o processo histórico, primeiros estudos e aplicações em finanças. No capítulo 3 são feitas as formulações das hipóteses da pesquisa.

A metodologia é abordada no capítulo 4, com a seleção e composição da amostra. Em seguida, são apresentadas as formas de cálculo do *Value at Risk* utilizadas neste estudo, na seguinte ordem: delta-linear, simulação histórica, simulação de Monte Carlo, EWMA e Teoria dos Valores Extremos. Por fim, é apresentado o teste de Kupiec, utilizado para a comparação entre os métodos, verificando a confiabilidade.

O capítulo 5 faz a análise dos resultados, com a descrição dos fatos estilizados de séries financeiras; após são apresentadas as estatísticas descritivas dos índices dos países componentes do G7 e BRICS. Em seguida, são expostas as análises de resultados dos testes de confiabilidade por países e, por fim, as análises por período. As considerações finais são apresentadas no último capítulo.

2.0 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Crises Financeiras

Segundo Jickling (2008), não há uma definição precisa para o termo crise financeira, mas é senso comum que turbulências no mercado financeiro alcançam o nível de crise quando há interrupções no fluxo de crédito para pessoas físicas e jurídicas, afetando a economia real. Também pode ser definida como um ataque especulativo à moeda de um determinado país. Isto pode resultar em uma forte desvalorização da moeda local e um possível não pagamento de suas dívidas. Essas crises financeiras costumam ser agravadas por crises em países vizinhos, porém o contágio só ocorre quando as economias desses países estão vulneráveis a tal fenômeno (PINTO, VILELA E LIMA, 2004).

A crise econômica asiática, por exemplo, foi um evento de proporções mundiais, iniciada em julho de 1997 com a desvalorização da moeda tailandesa. Logo depois caíram as da Malásia, Indonésia e Filipinas, repercutindo também em Taiwan, Hong Kong e Coreia do Sul (SCHIFFERES, 2007), quebrando a confiança no milagre econômico asiático e assim levantando questionamentos sobre os benefícios da globalização e da interdependência econômica, com sérias críticas ao papel do Fundo Monetário Internacional (FMI) e crescimento de um sentimento anti-ocidental, em especial contra os Estados Unidos (OLIVEIRA, 1999).

Um dos países vizinhos atingidos pela crise de 1997 foi a Rússia. Seu sistema bancário entrou em colapso, levando à suspensão parcial de pagamentos nacionais e internacionais em julho de 1998. Isso provocou a desvalorização de sua moeda, o rublo, e o congelamento de depósitos em moeda estrangeira.

O FMI concedeu vários créditos multimilionários para evitar a queda livre do rublo e que os danos fossem irreparáveis no mercado internacional. Crises como a da Rússia podem surgir em decorrência de diversas condições adversas à economia, como grandes déficits públicos e quantidades reduzidas de reservas internacionais (SCHIFFERES, 2007).

Essa crise afetou o Brasil diretamente, pois colocou o país em condições de desconfiança internacional quanto ao risco em honrar suas dívidas, gerando uma forte desvalorização do Real em 1999, por evasão de divisas estrangeiras. Essa fuga tornou a manutenção do sistema cambial prevalecente insustentável, levando ao aumento do valor do Dólar em relação ao Real e causando aumento na dívida externa, enquanto a elevação da taxa

de juros para atrair investidores levou ao aumento da dívida interna, o que acabou levando à crise interna (MURTA; BRASIL; SAMOHYL, 2003).

No período final da crise iniciada na Ásia e que se espalhou por Rússia e Brasil, ocorreu o colapso do fundo *Long Term Capital Management* (LTCM). Criado por dois ganhadores do Prêmio Nobel, Myron Scholes e Robert Merton, o fundo mensurava seu risco com o *VaR*, mas a crise gerou uma perda maior que a esperada. O fundo comprava papéis de governos por todo o mundo, ganhando um *spread* pequeno, e quando a Rússia anunciou que não pagaria os seus títulos, o mercado começou a vender títulos de outros países, com medo de também não receberem (SCHIFFERES, 2007).

Em março de 2000 houve o estouro da bolha “ponto.com”, com uma queda de 78% no índice Nasdaq, levando muitas empresas vinculadas a tecnologia à falência.

Na Argentina, ainda vigorava o *currency board* (conselho da moeda), regime monetário-cambial que determinava a fixação da taxa de câmbio em relação ao Dólar, que garantia a conversibilidade e que definia o Dólar como “lastro” da moeda nacional. Este modelo funcionou nos primeiros anos, controlando os índices de inflação. Porém, a conversibilidade tornou legal a utilização do dólar em todas as transações dentro do país, levando à desvalorização do Peso. Com as seguidas crises ocorridas entre o período de 1995 a 1998, o país se mostrou vulnerável aos choques. Durante 2000 e 2001, o presidente De La Rúa manteve o regime Monetário, produzindo um desastre econômico (BATISTA JR, 2002).

O ataque terrorista às Torres Gêmeas, em 11 de setembro de 2001, causou pavor generalizado no mercado. Na composição do preço dos ativos é levado em conta o risco sistêmico e, nesse caso, a imprevisibilidade do ato causou forte aversão ao risco. A bolsa de Tóquio caiu 6% e também houve reflexo na Europa e no Brasil (SANTOS et al., 2008).

Em 2002, o Brasil foi o epicentro da crise, com um cenário de crescente dívida interna e externa, a taxa Selic estava alta e o Real se desvalorizando junto ao Dólar. Era ano de eleição, havendo pressão quanto à incerteza da sucessão presidencial e o temor quanto à política econômica que seria adotada pelo novo governo (ALMEIDA, 2007).

A crise imobiliária norte-americana da segunda metade da década de 2000, começou em 2001 com as contínuas diminuições na taxa de juros anunciadas pelo *Federal Reserve* (FED), o banco central norte-americano, para incentivar a economia. Com isso, a oferta de crédito subia cada vez mais e para que fosse possível manter o ritmo de crescimento foram concedidos financiamentos imobiliários (hipotecas) até para os que não possuíam condições para tomá-lo. Esses títulos ficaram conhecidos como *subprime* (SCHIFFERES, 2007).

As instituições financeiras recebiam apoio do governo para que continuassem oferecendo crédito, e os ativos gerados eram negociados no mercado secundário, até que, em agosto de 2007, o banco Francês PNB Paribas congelou três fundos com garantias de hipotecas americanas, pois não conseguiam contabilizar as reais perdas desses fundos (FERREIRA; PENIN, 2007).

De acordo com Jickling (2008), os investidores começaram a se perguntar quanto a real liquidez do mercado, pois a atratividade deste tipo de investimento caiu sensivelmente. Com a estabilização no preço dos imóveis nos Estados Unidos em 2006, o fator especulativo na compra dos imóveis diminuiu significativamente, indicando uma das maiores crises dos últimos tempos.

Rogoff e Reinhart (2010) afirmam que a sociedade de forma geral, após crises financeiras e seus posteriores ajustes que levam a retomada do crescimento econômico são tomadas pela síndrome do “desta vez é diferente”. Segundo os autores, na recente crise do *subprime* as pessoas foram induzidas a pensar que “desta vez é diferente” pelas seguintes razões:

- Os Estados Unidos, dotados do sistema de regulação financeira mais confiável, do sistema financeiro mais inovador, de um sistema político vigoroso e dos maiores e mais líquidos mercados de capitais, eram um país especial, capaz de resistir a enormes entradas de capital, sem motivos para preocupação.
- Economias emergentes em rápido desenvolvimento precisavam de um lugar seguro para investir seus fundos, com propósitos de diversificação.
- A crescente integração financeira global aprofundava os mercados de capitais globais e criava condições para que os países mergulhassem ainda mais no endividamento.
- Além de seus outros pontos fortes, os Estados Unidos contavam com instituições de política monetária e com formuladores de políticas públicas superiores.
- Agora, os novos instrumentos financeiros permitiam que novos tomadores entrassem nos mercados hipotecários.
- Tudo que estava acontecendo era apenas maior aprofundamento da globalização financeira, facilitada pelas inovações, e não deveria ser fonte de preocupação.

Na verdade, os ciclos econômicos se apresentam de forma contínua, a crises financeiras acontecem, identificam-se os possíveis motivos, tomam-se medidas, porém passado alguns anos os mesmos fenômenos voltam a acontecer.

2.2 Bolhas no mercado financeiro

Tradicionalmente, a teoria econômica pressupõe que os indivíduos seguem os princípios da racionalidade e tomam decisões levando sempre em conta o conceito de maximização do valor. Contudo, cabe questionar se os investidores se comportam de forma perfeitamente racional.

Um processo de bolha especulativa, segundo Shiller (2000, p. XIV), pode ser definido como “[...] uma situação em que os preços altos são sustentados em grande parte pelo entusiasmo dos investidores e não por estimativa consistente de valor real.” A teoria de finanças comportamentais (*behavioral finance*) é uma importante base para o estudo de bolhas de preços, devido à consideração das falhas cognitivas dos agentes de mercado, fator determinante na existência de expectativas irracionais que superam o valor fundamental dos ativos.

De acordo com Shiller (2002), “o modelo de *feedback* é a razão para a existência de bolhas de preços.” Uma alta especulativa de preços, ao gerar ganhos substanciais para alguns investidores, acaba por chamar a atenção do mercado. Por sua vez, o entusiasmo do mercado aumenta a demanda por ativos em alta. Finalmente, o aumento da demanda faz crescer ainda mais o tamanho da bolha. O mecanismo de *feedback* acaba por gerar um otimismo exacerbado, o que amplifica o movimento de alta dos ativos, eliminando, dessa forma, qualquer racionalidade na tomada de decisão em relação aos investimentos por parte dos agentes de mercado, sejam eles especialistas ou não. Se o mecanismo de *feedback* não for contido, chega-se ao ponto em que os preços não podem mais ser sustentados, o que causa o estouro da bolha (SHILLER, 2002).

Sornette (2004, p. 282-283) argumenta que “a história das bolhas financeiras e *crashes* tem se repetido ao longo dos séculos, nas mais diferentes localidades, desde a famosa bolha das Tulipas em Amsterdã, no ano de 1636, quase sem nenhuma alteração em suas características globais.” O mesmo pesquisador enumera cinco possíveis estágios, para o mercado de ações, que vão desde a formação da bolha até seu estouro:

1. A bolha começa suavemente com algum aumento da produção e venda (ou demanda por alguma *commodity*) em contrapartida a um relativo aumento no otimismo do mercado.

2. A atração por investimentos com bons ganhos potenciais, leva ao aumento dos investimentos feitos por investidores internacionais com novos recursos, inflacionando os preços.
3. Em relação a 2, há a atração de investidores menos sofisticados e, em adição, diminuem-se as margens de ganho, em função do aumento da demanda por ações.
4. Neste estágio, o comportamento do mercado acionário se distancia da real situação da produção industrial e de serviços.
5. Como os preços aumentaram muito, o número de novos investidores entrando no mercado especulativo diminui, e o mercado mergulha numa fase de grande nervosismo, até o ponto em que a instabilidade é revelada e o mercado entra em colapso.

Este cenário se aplica a todas as quebras no mercado acionário, incluindo algumas antigas, como a de outubro de 1929 nos Estados Unidos, que foi considerado à época como de bons investimentos potenciais tanto para os investidores nacionais quanto internacionais. Em complemento, o conceito de “nova economia” foi usado copiosamente nas mídias ao longo do tempo, remanescente em várias outras fases, como no final da década de 1990 no *crash* da bolha da “internet” e da bolha imobiliária nos Estados Unidos em 2007 (SORNETTE, 2004).

Inicialmente, é importante separar o conceito de especulação da ocorrência de bolha no mercado. A essência dos movimentos do mercado e de seus diversos agentes reside na existência da especulação. Por exemplo, quando um investidor decide transferir seu dinheiro de um fundo de ações para um fundo de renda fixa, ele pode estar especulando com a alta nas taxas de juros. É a existência de especulação entre os agentes econômicos que faz com que ocorram movimentos de compra e venda de ativos no mercado. Um movimento especulativo exacerbado leva à formação de bolhas. Entretanto, uma vez que a especulação é uma característica inerente aos mercados, ela não deve ser vista sempre como algo irracional e que leva à formação de bolhas (CASELANI, 2003).

De acordo com Martin *et al.* (2004), “a constatação empírica mais direta é aquela que considera como sendo bolha uma alta persistente dos preços de um ativo por um tempo suficientemente longo (*rally*), seguido por colapso (*crash*)”. Na história existem alguns casos clássicos, as bolhas das tulipas na Holanda, ocorrida no século XVII, e as bolhas da *London South Sea Company* e da *Mississippi Company*, no século XVIII.

De acordo com Smith *et al.* (1988), “o valor corrente de uma determinada ação converge para um valor que equivale ao fluxo de dividendos esperados dessa ação trazidos ao

valor presente e procedendo-se ao ajuste de acordo com o risco inerente à ação.” Supondo racional a expectativa dos investidores quanto ao retorno das ações e partindo do pressuposto de que os mercados são eficientes, alterações nos preços das ações somente seriam possíveis diante de novas informações que fossem capazes de alterar a expectativa dos investidores. O valor presente do fluxo de dividendos esperados depende do fator de risco ajustado relativo à ação, o qual pode sofrer desvios de acordo com as expectativas dos investidores. Entretanto, tais desvios, embora possam se sustentar por um período de tempo em razão das diferenças de expectativas dos investidores, tendem a desaparecer, pois a incerteza quanto aos ganhos superiores aos valores esperados faz com que o equilíbrio seja restabelecido. Dessa forma, a teoria do mercado eficiente afasta a possibilidade de arbitragem, ou seja, não são possíveis ganhos acima dos esperados.

Em essência, o valor fundamental de um ativo deverá ser o valor presente dos dividendos futuros esperados, descontados a uma determinada taxa, que represente o custo de oportunidade e a taxa de crescimento dos dividendos (GORDON, 1959). Caso esta relação desvie no longo prazo, pode haver componentes de bolhas na formação do preço dos ativos.

2.3 Riscos

A concepção moderna de risco tem suas raízes no sistema de numeração indo-arábico que alcançou o ocidente entre os anos de 778 e 846 d.c. Mas o estudo sistemático do risco começou no Renascimento, quando as pessoas se libertaram das restrições do passado e desafiaram abertamente as crenças consagradas. Foi uma época em que grande parte do mundo seria descoberto e seus recursos explorados. Uma época de turbulência religiosa, de capitalismo nascente e de uma abordagem vigorosa da ciência e do futuro. No mundo medieval e antigo, e mesmo nas sociedades pré-escrita e camponesas, os indivíduos conseguiam tomar decisões, defender seus interesses e praticar o comércio, mas sem uma compreensão real do risco ou da natureza da tomada de decisões. Com a passagem dos anos, os matemáticos transformaram a teoria das probabilidades de um brinquedo de apostadores em um instrumento poderoso de organização, interpretação e aplicação das informações. À medida que uma ideia engenhosa se empilhava sobre a outra, surgiram técnicas quantitativas de administração do risco que ajudaram a desencadear o ritmo dos tempos modernos (BERNSTEIN, 1996).

A capacidade do homem de prever o futuro permanece ainda bastante limitada. Apesar do imenso esforço de especialistas, das mais diferentes áreas, durante anos de desenvolvimento do conhecimento científico, as previsões sobre os mais variados eventos, como as condições climáticas para o próximo dia, o comportamento do produto interno de uma determinada economia ou a evolução do preço da ação de uma empresa qualquer, continuam sujeitas a um grau de erro razoavelmente elevado (MOLLICA, 1999).

O COSO (2004, p. 14) sobre incerteza e valor discorre que:

Uma premissa subentendida do gerenciamento de riscos é que toda organização, seja ela com ou sem fins lucrativos ou órgão de governo, existe para gerar valor para as partes interessadas. Todas as organizações enfrentam incertezas, e o desafio da direção é determinar o nível de incerteza que ela está preparada para enfrentar na medida em que se empenha para aumentar o valor para as partes interessadas. As incertezas geram riscos e oportunidades, com potencial para destruir ou gerar valor. O gerenciamento de riscos corporativos possibilita aos administradores tratar com eficácia as incertezas, os riscos e as oportunidades a elas associados de forma a aprimorar a capacidade de geração de valor.

Segundo Damodaran (2008), o termo risco tem uma variedade de definições. Na maioria dos casos, tem um dos três significados:

1. **Possibilidade de perda ou dano.** Este é o conceito mais comumente reconhecido. Nós temos algo a perder, e podemos perdê-lo por meio de um acidente ou infortúnio.
2. **Potencial para um impacto negativo.** Esta é a definição genérica. Algo poderia dar errado. Poderíamos enfrentar um declínio no valor de uma marca, ou concorrentes podem entrar no mercado. O impacto negativo pode ser vago e desconhecido, mas iria produzir um resultado negativo.
3. **Probabilidade de um evento indesejável.** Isto nos leva ao mundo de estatísticas e análise quantitativa. Vemos um risco no horizonte. Qual é a probabilidade de se materializar? Qual será o impacto se ele ocorrer? Podemos quantificar o dano? Qual será a nossa melhor alternativa, se ele ocorrer? Nossa pior situação?

Uma definição mais ampla está rapidamente se tornando a regra para empresas, organizações sem fins lucrativos e agências governamentais. Risco do negócio é a probabilidade dos resultados reais não condizerem com os resultados esperados. Nesta perspectiva, de acordo com Damodaran (2008), o risco tem duas características:

1. **Variabilidade.** Resultados esperados das operações ou decisões podem não corresponder, eventualmente, às previsões elaboradas. A organização passou um

tempo considerável no planejamento estratégico e orçamento. Todos tinham planos de contingência para antecipar e responder às novas condições. Por que não alcançamos nossa previsão? O que deu errado? A resposta é que provavelmente o que aconteceu não era esperado. O mundo é variável, e isso é uma característica do risco. Essa variação das expectativas é fundamental no conceito de risco da empresa.

2. **Vantagem do Risco.** Isso geralmente não é parte do cálculo, quando se está pensando em risco. Definições tradicionais consideram a perda ou outros impactos negativos, mas isso não é toda a história. Quando uma empresa investe em suas atividades, ela aceita o risco. Os resultados podem ser melhores ou piores do que o esperado. O risco da empresa considera ambas as possibilidades. A vantagem do risco é a razão para aceitar exposições e oportunidades.

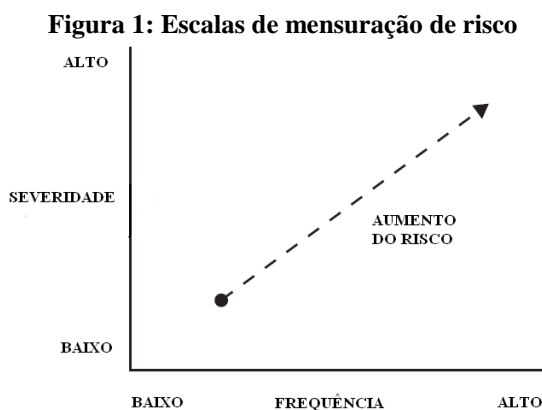
O risco empresarial varia de acordo com a linha de negócio, a natureza da entidade, questões políticas e econômicas, e outros fatores. É o risco agregado a partir de três componentes (DAMODARAN, 2008).

O primeiro deles é o risco do negócio, a possibilidade de que uma organização não irá competir com sucesso em suas operações. Exposições podem surgir de repente ou se desenvolver ao longo do tempo. A empresa pode deixar de atualizar um produto ou serviço. A tecnologia pode tornar as atividades atuais obsoletas. As preferências dos clientes podem mudar. Mercados podem enfraquecer porque os produtos ou serviços podem não ser vendidos a preços suficientes para cobrir os custos. Operações ineficientes, obsoletas ou a incapacidade de usar a tecnologia atual, podem colocar em risco as operações ou causar aumentos inflacionários no custo dos bens ou serviços (KIMURA ET AL, 2008).

O segundo componente é o risco financeiro, a possibilidade de que uma entidade não terá fundos suficientes para suas operações. O problema pode ser causado por uma capitalização inicial ou inadequada, e pode resultar em problemas de fluxo de caixa para as operações. Os clientes podem deixar de pagar suas contas, os credores podem apertar os requisitos de empréstimo. Uma organização pode ter obrigações (dívidas) excessivas em relação aos valores dos ativos e à geração de fluxos de caixa. Custos de capital elevados podem condicionar a expansão do negócio. O uso de dívida de curto prazo para financiar ativos de longo prazo pode produzir problemas de liquidez ou deixar dinheiro insuficiente para pagar dividendos (KIMURA ET AL, 2008).

O terceiro componente do risco da empresa é o de desastres, que podem causar perda sem a possibilidade de ganhos. A empresa pode sofrer danos físicos a bens, como quando o fogo ou explosões destroem edifícios ou máquinas. Processos judiciais podem ser o resultado de reivindicações contratuais ou de responsabilidade. O risco de desastres está relacionado aos riscos dos negócios e riscos financeiros, porque uma perda proveniente de desastres pode causar danos comerciais e financeiros. Uma explosão em uma refinaria pode estar segurada para cobrir os custos dos ativos físicos. Ainda assim, o período de espera até que a refinaria seja reparada provoca uma perda imediata de vendas e pode causar perdas financeiras e de negócios futuros (DAMODARAN, 2008).

O risco é comumente mensurado em duas escalas, severidade e frequência, conforme a figura 1 a seguir. A severidade refere-se à intensidade ou magnitude de uma perda ou dano. A perda de alta gravidade faz com que haja interrupção dos negócios, posição financeira, bens ou reputação. As perdas de média e baixa gravidade causam menores danos. A frequência refere-se à probabilidade de ocorrência de uma perda, dano ou oportunidade perdida. Algumas perdas, como acidentes com veículos, são bastante frequentes e previsíveis; outras, são tão remotas que não podemos imaginar como iriam acontecer. Os eventos extremos são de baixa frequência. Por isso, no mercado financeiro, algumas vezes são desconsiderados, causando erros nas previsões pelo sub-dimensionamento dos riscos.



Fonte: Damodaran (2008)

A crescente importância levou ao desenvolvimento da gestão tradicional de riscos. Esta área inclui qualquer abordagem sistemática para gerenciar a exposição aos riscos provenientes de desastres (seguráveis) e outros riscos (não seguráveis). Abrange também a identificação de perigos e programas para evitar, mitigar ou transferi-los.

Segundo Damodaran (2008), a gestão tradicional de risco pode ser dividida em dois grandes blocos de desenvolvimento ao longo do tempo:

- **1940 a 1960.** O gerenciamento de risco começou como um processo formal na América do Norte depois da Segunda Guerra Mundial, e depois se expandiu para países desenvolvidos ao redor do mundo. Antes da década de 1940, as organizações tinham compradores de seguros, que focaram quase exclusivamente na transferência de riscos. Eles identificavam exposições e adquiriam o seguro para reduzir o impacto das perdas. Esta forma de gestão de riscos foi dominante na década de 1960.
- **1970 até o presente.** Começando na década de 1970, a gestão de risco rapidamente se expandiu para o controle de perdas, segurança e outras estratégias para evitar, reduzir ou transferir o risco. Além da compra de seguros, era esperado dos gerentes de risco o desenvolvimento de programas para reduzir as perdas. A mudança da responsabilidade foi acompanhada por uma mudança de cargos. Em vez de ter um diretor ou gerente de seguros, as organizações tinham gerentes de risco.

De acordo com Damodaran (2008), a gestão de risco tradicional se transformou em um novo conceito, com um papel mais amplo. A gestão moderna de risco abrange quatro áreas:

1. **Gestão de Riscos de Desastres.** Gerentes de risco seguem um processo de cinco passos para avaliar os riscos de desastres. Primeiro, eles procuram identificar exposições. Em seguida, eles avaliam a frequência e a gravidade das exposições. O terceiro passo é identificar alternativas. A etapa quatro é escolher uma opção e implementá-la. O passo final é monitorar a implementação e fazer os ajustes necessários. Este processo leva em consideração a prevenção e a gestão de risco para crises.
2. **Controle Interno.** As empresas têm processos, chamados de controles internos, com o intuito de fornecer uma garantia razoável de que as políticas estão sendo seguidas. Processos de controle interno procuram melhorar a eficácia e eficiência, aumentar a confiabilidade dos relatórios financeiros e assegurar a conformidade com leis e regulamentos. Sistemas de controle interno são comuns nas organizações, especialmente em indústrias que são altamente regulamentadas por órgãos governamentais.
3. **Auditoria Interna.** Auditores internos buscam a garantia de que os controles internos estão funcionando. Isso não é gestão de risco. Em vez disso, centram-se no custo, eficiência e eficácia dos processos, incluindo a gestão de risco. De uma

perspectiva de gestão de riscos, a auditoria interna se concentra especificamente na existência de um risco que realmente está sendo evitado, reduzido ou transferido. A equipe de auditoria interna examina atividades operacionais, a coerência dos procedimentos, e a conformidade com as normas. Em seguida, o auditor interno prepara um relatório para a gestão, que identifica as fraquezas e falhas no cumprimento das políticas.

4. **Conformidade Regulamentar.** Isto se refere aos esforços para assegurar a conformidade com os requisitos oficiais impostos pelos estatutos, órgãos públicos, ou tribunais. Exemplos disso são as regras que regem a segurança das fábricas, do ambiente, relatórios financeiros confiáveis e de conformidade com os mandatos sociais e econômicos. Muitas organizações têm um departamento de conformidade ou um escritório contratado que interpreta diretivas, leis e regulamentos, oferecendo educação e formação aos funcionários, recomendando os processos em conformidade com os regulamentos.

Knight (1921) distinguiu incerteza e risco, argumentando que, se a incerteza fosse quantificada, deveria ser tratada como risco. Enquanto algumas definições de risco focam somente na probabilidade de um evento ocorrer, definições mais abrangentes incorporam a probabilidade de um evento ocorrer e as consequências desse evento. Uma ameaça é uma pequena probabilidade de um evento com consequências negativas extremas, onde os analistas podem ser incapazes de avaliar as probabilidades. O risco, por outro lado, é definido como sendo um evento de alta probabilidade, onde há informações suficientes para fazer avaliações sobre as probabilidades e as consequências da ocorrência de determinado evento. Algumas definições de risco tendem a focar somente os cenários negativos, enquanto outras são mais expansivas e consideram toda variabilidade como risco.

Enquanto este jogo de palavras em torno da definição de risco pode ser visto como trivial, pode ter consequências significantes. Assim, definindo o risco somente como os “resultados negativos”, o gerenciamento de risco estaria restrito para apenas o risco de queda. Similarmente, argumentando que somente a incerteza mensurável compreende o risco, isso levaria os gestores a ignorar os riscos novos ou não usuais, por não ter como quantificá-los.

Damodaran (2008) argumenta que, muitas empresas usam modelos que “mensuram o risco” (estimativas de volatilidade, betas, *Value-at-risk*) em tempo real para gestores e investidores. Isto pode ser visto como uma “coisa boa”, e tem permitido que analistas e administradores se escondam atrás dos números, usando das seguintes desculpas:

- **Hoje nós somos melhores em mensurar o risco do que fomos no passado:** É verdadeiro que temos hoje modelos mais poderosos para mensurar o risco e nós temos dados e habilidades de cálculo para colocar estes modelos em uso. Entretanto, como resultado da globalização e da tecnologia, nós temos lidado com riscos mais complexos do que antigamente. Conseqüentemente, não é claro se a mensuração de risco é mais precisa hoje do que há algumas décadas atrás.
- **Mensurar o risco significa gestão de risco:** Mensurar o risco não é gerenciá-lo. Em outras palavras, se o risco é mensurado adequadamente, os gestores precisam tomar a decisão correta com a informação que foi obtida sobre a exposição ao risco. Não é claro que, tendo acesso a mais e melhores informações, as decisões tomadas sejam superiores.

O risco, em termos tradicionais, é visto como “negativo”. O dicionário Aurélio, define risco como “perigo ou possibilidade de perigo”. O símbolo chinês para crise, reproduzido a seguir, é uma boa descrição para o risco.

Figura 2: Símbolo chinês para “crise”



Fonte: Damodaran (2008)

O primeiro símbolo é de “perigo”, enquanto o segundo símbolo é de “oportunidade”, descrevendo o risco como um mix de perigo e oportunidade. Por juntar os dois, a definição enfatiza que você não pode ter uma oportunidade sem o risco correspondente. Por enfatizar o ganho potencial tanto quanto o perigo de perda, esta definição serve ao propósito de lembrar duas verdades sobre o risco.

A concepção mais atual de risco tem origem nos números, que permitiram quantificar o valor incerto, até então abstrato, resultante de determinada ação e está dimensionado em probabilidades calculadas com base em dados históricos ou em parâmetros futuros (CAPELETTO, 2006).

Em finanças, risco é uma medida de incerteza para se obter o retorno esperado sobre o investimento realizado (ASSAF NETO, 2007). Em geral há incertezas quanto ao retorno a ser obtido, existindo mais de um valor possível para o retorno. Quando a incerteza é mensurada, ou seja, quando se estimam probabilidades de ocorrências de eventos futuros, esta pode ser chamada de risco (MARINS, 2004). Risco também pode ser definido como a volatilidade de

resultados inesperados, normalmente relacionada ao valor de ativos ou passivos de interesse (JORION, 1997).

Desde que o risco não possa ser eliminado, é essencial que sejam adotadas medidas para minimizá-lo, de maneira a permitir que a organização atinja seus objetivos da melhor forma possível. Uma eficiente gestão de risco é essencial para a competitividade e estabelecimento das estratégias de atuação. Além do cumprimento dos objetivos da empresa, a gestão de risco é importante para:

- Identificar a exposição da empresa ao risco e identificar seus aspectos mais frágeis;
- Minimizar perdas financeiras;
- Imunizar o capital da empresa.

Na seção a seguir, serão descritos os tipos de risco mais comuns, é importante ressaltar que as instituições financeiras estão mais expostas aos riscos de mercado, crédito, liquidez.

2.3.1 Risco de mercado

O BCBS (1996, p.1) define o risco de mercado como:

a possibilidade de perda em posições, dentro e fora do balanço, provocada por movimentos nos preços de mercado, podendo ser causado pela alteração nas taxas de juros, na taxa de câmbio e no preço das ações e *commodities*.

Jorion (1997) descreve que os riscos de mercado surgem de mudanças nos preços (ou volatilidades) de ativos e passivos financeiros, sendo mensurados pelas mudanças no valor das posições em aberto ou nos ganhos. Os riscos de mercado incluem o *risco de base*, que ocorre quando mudam ou falham as relações entre os produtos usados para *hedge*, e o *risco gama*, oriundo de relações não lineares.

Decorre das possibilidades de perdas resultantes de possíveis mudanças adversas nos preços/cotações das variáveis ativas e das variáveis passivas, nas quais uma instituição mantenha posições. O risco de mercado abrange quatro grandes áreas: ações, câmbio, juros e *commodities*. O risco de mercado é estimado, considerando-se basicamente as volatilidades, as correlações, as distribuições de probabilidade das variáveis e o prazo de permanência das posições (MARINS, 2004).

Este tipo de risco é decorrente das posições assumidas pelas instituições, em razão, principalmente, de suas estratégias de atuação. Está ligado ao descasamento dos indexadores das variáveis ativas e passivas e aos prazos de permanência das posições ativas e das posições

passivas. Para a avaliação de risco é de fundamental importância a avaliação permanente das volatilidades e das correlações entre as variáveis que afetam suas posições ativas e passivas (MARINS, 2004).

Com relação ao risco de mercado no Brasil, Marins (2004, pg. 287) enumera algumas especificidades:

Vale lembrar que no Brasil as variáveis que geralmente acarretam as maiores perdas para as instituições financeiras são Câmbio e Juros, isso se deve ao fato de serem as variáveis em que as instituições geralmente mantêm os maiores volumes de posições e também devido à ocorrência, com relativa frequência, de variações bruscas (saltos) em seus valores.

Os detentores de grandes posições em derivativos já foram afetados pelo risco de base e pelo risco *gama*, embora acreditassem estar inteiramente *hedgeados*. Há dois tipos de risco de mercado: *o risco absoluto*, mensurado pela perda potencial em moeda, e *risco relativo*, relacionado a um índice de referência. Enquanto o primeiro enfoca a volatilidade dos retornos totais, o segundo mede em termos de desvio em relação a algum índice. Além das mensurações lineares de risco, o *VaR* também pode capturar os riscos de base e *gama*, podendo ser facilmente estendido aos riscos relativos. O principal propósito dos sistemas de *VaR* é quantificar o risco de mercado. O ideal é estruturar tais sistemas para que a gerência tome medidas corretivas o mais rápido possível, no caso de perda ou exposições incomuns (JORION, 1997).

2.3.2 Risco de crédito

Bessis (1998, p. 81) afirma que: “risco de crédito é definido pela perda no evento de não pagamento do devedor, ou no evento de deterioração da qualidade do crédito do devedor”. Por esta definição, o risco de crédito não é somente função da falta de pagamento do devedor, mas também da perda do poder de pagamento.

Decorre das possibilidades de perdas resultantes das operações que geram desembolso temporário de recursos ou das operações que geram recursos a serem recebidos em datas futuras (vendas a prazo, diferencial a receber em operações de *swap*, entre outras). Este tipo de risco refere-se ao possível não recebimento dos recursos a que se tem direito ou ao seu recebimento fora do prazo e/ou condições pactuadas (MARINS, 2004).

O documento do BCBS (2000a, p. 1) sobre supervisão bancária, intitulado *Principles for the Management of Credit Risk*, relata que:

a maior causa dos problemas no setor bancário ainda tem sido diretamente relacionada com o relaxamento nas exigências para a concessão de crédito, o pobre gerenciamento do risco ou a falta de atenção a mudanças econômicas ou em outras circunstâncias que podem levar à deterioração da capacidade de pagamento das contrapartes.

Os riscos de crédito surgem quando as partes não desejam ou não são capazes de cumprir suas obrigações contratuais. Seu efeito é medido pelo custo de reposição de fluxos de caixa, caso a outra parte fique inadimplente. Em termos mais genéricos, o risco de crédito também pode causar perdas quando a classificação dos devedores é rebaixada pelas agências especializadas, o que normalmente causa redução no valor de mercado de suas obrigações. O risco de crédito também inclui o *risco soberano*, que pode ser exemplificado quando países impõem controles cambiais que impossibilitam às partes honrar suas obrigações. Enquanto o risco de inadimplência é especificamente relacionado às empresas, o risco soberano relaciona-se exclusivamente com os países. O risco de crédito pode assumir a forma de risco de liquidação, que refere-se à possibilidade de uma contraparte ficar inadimplente em um contrato depois de a outra já haver liquidado sua obrigação. A administração do risco de crédito engloba aspectos qualitativos e quantitativos. A determinação da capacidade de crédito da contraparte é o componente qualitativo. Avanços recentes resultaram na avaliação quantitativa do risco de crédito. Embora os métodos de VaR lidem melhor com o risco de mercado, as simulações de VaR também podem ser utilizadas na estimativa do risco de crédito (JORION, 1997).

2.3.3 Risco de liquidez

O BCBS (2000b, p.1) contextualiza o risco de liquidez, fazendo uma relação com o risco sistêmico:

[...] a importância da liquidez transcende o banco individualmente, desde que a escassez de liquidez em uma simples organização possa ter repercussões sistêmicas. Assim, o gerenciamento de liquidez está entre as atividades mais importantes conduzidas pelos bancos.

Para Marins (2004) o risco de liquidez decorre da possibilidade de ocorrer incapacidade de honrar os compromissos assumidos, resultante do desequilíbrio de caixa gerado pelo descasamento dos prazos de vencimento das operações ativas e passivas. Uma instituição se torna sem liquidez, se os seus passivos se tornam exigíveis antes da realização dos seus ativos, seja por má administração dos prazos, seja por inadimplência dos devedores.

O perfil das aplicações e das captações, a qualidade e a política de concessão de créditos de uma instituição influem de forma decisiva no risco de liquidez.

Os riscos de liquidez podem ser divididos em *risco de liquidez de mercado/produto* e *risco de liquidez de fluxo de caixa/obtenção de recursos*. O primeiro surge quando uma transação não pode ser conduzida pelos preços de mercado prevalecentes, devido a uma atividade insuficiente de mercado. Mais especificamente, esse risco retrata o problema de contratos de balcão sem liquidez e da utilização de hedging dinâmico. O risco de liquidez pode ser difícil de ser quantificado, podendo variar de acordo com as condições de mercado. O risco de liquidez de mercado/produto pode ser administrado por meio do estabelecimento de limites em determinados mercados ou produtos e também por meio da diversificação. Embora o risco de liquidez não possa ser formalmente incluído nos cálculos do VaR, o período de tempo necessário para uma liquidação ordenada é muito relevante para a escolha do horizonte temporal utilizado pelo VaR. O segundo tipo de risco refere-se à impossibilidade de cumprir as obrigações relativas ao fluxo de caixa, o que pode forçar a liquidação antecipada de contratos, transformando perdas escriturais em perdas reais. O risco de obtenção de recursos pode ser controlado através do planejamento adequado das necessidades, que podem ser administradas pela limitação dos intervalos entre os fluxos de caixa e também por meio de diversificação (JORION, 1997).

2.3.4 Risco operacional

Os riscos operacionais referem-se às perdas potenciais resultantes de sistemas inadequados, má administração, controles defeituosos ou falha humana, a qual inclui o *risco de execução*, correspondente a situações em que as operações não são executadas, resultando, às vezes, em atrasos onerosos ou em penalidades. Em termos mais genéricos, o risco de execução relaciona-se a qualquer problema nas operações de *back office*, pertinentes ao registro de transações e à reconciliação de operações individuais com a posição agregada da instituição. O risco operacional também inclui *fraude* (situações em que os *traders* falsificam informações) e risco *tecnológico*, o qual se refere a necessidade de proteger os sistemas contra acesso não autorizado e violações (JORION, 1997).

Segundo Marins (2004, p. 284), “o risco operacional decorre das possibilidades de perdas resultantes da falta de capacidade das instituições para detectar, conhecer, mensurar,

controlar e administrar os riscos existentes em suas posições”. Este risco pode ser subdividido em três grandes áreas:

- **Risco Organizacional** – é o risco de se manter uma organização ineficiente: administrada sem objetivos bem definidos de curto e longo prazos, com fluxo ineficaz de informações internas e externas, ausência de controles internos e externos (tais como as realizações de auditorias internas e externas), entre outros problemas. Vale lembrar que a falta de organização favorece a ocorrência de fraudes nos diversos níveis hierárquicos de uma instituição, o que pode causar-lhe grandes prejuízos e conduzi-la à intervenção, liquidação extrajudicial ou falência.
- **Risco de Equipamentos** – refere-se basicamente a problemas de falhas de equipamentos (sistemas, computadores, telefones, etc.).
- **Risco de Pessoal** – está associado a funcionários desmotivados (por exemplo com poucas perspectivas de crescimento, sentindo-se mal remunerados ou acreditando haver falta de reconhecimento de seus trabalhos), pouco qualificados, mal intencionados (por exemplo, com intenções de sabotar outros funcionários ou de desviar recursos da instituição), etc.

A melhor proteção contra os riscos operacionais consiste na redundância de sistemas, na separação transparente de responsabilidades com controles internos rígidos e no planejamento regular de contingências. Questões ligadas à avaliação de ativos também podem criar sérios problemas operacionais. Chama-se de *risco de modelo* o perigo (não aparente) de o modelo utilizado na avaliação de posições ser imperfeito. Os *traders* que utilizam um modelo convencional na precificação de opções podem ficar expostos ao risco de modelo, caso este seja especificado erroneamente ou caso seus parâmetros estejam incorretos. (JORION, 1997)

2.3.5 Risco legal

Os riscos legais surgem quando uma contraparte não possui autoridade legal ou regulatória para se envolver em uma transação. Esse risco pode fazer com que um acionista abra ações judiciais contra uma empresa que tenha sofrido grandes perdas (JORION, 1997).

De acordo com Marins (2004), decorre das possibilidades de perdas resultantes de problemas legais em consequência de:

- Documentação inadequada, do ponto de vista jurídico;
- Proibição legal de operar com uma contraparte específica;
- Proibição de que a contraparte realize operações específicas.

Caso esses problemas se verifiquem, eles podem interferir na liquidação normal das operações, acarretando em prejuízos. Por exemplo, na hipótese de ocorrer inadimplência do tomador de crédito, o credor poderá não ser capaz de protestar ou executar garantias prestadas pelo tomador dos créditos concedidos.

Os riscos legais também incluem o *risco de conformidade* e o *risco de regulamentação*, que dizem respeito a atividades que podem violar regulamentações governamentais, como manipulação de mercado e transações realizadas por pessoas com acesso a informações privilegiadas (*insider trading*). A estrutura dos órgãos reguladores, entretanto, varia muito de país para país e pode estar sujeita a mudanças e diferenças de interpretação, até mesmo dentro do país. O risco de regulamentação se manifesta no cumprimento e na interpretação de normas e até mesmo em “persuasão moral” (JORION, 1997).

2.3.6 Risco sistêmico

A maior preocupação de agentes de mercado e instituições financeiras é o risco sistêmico, que trata das incertezas geradas em todo o sistema devido a alterações no risco do crédito, da taxa de juros e da taxa cambial (CAPELLETO, 2006).

Para o BIS (1994, p. 177), “o risco que o não cumprimento das obrigações contratuais por um participante pode causar ao cumprimento das obrigações de outros, pode gerar uma reação em cadeia de dificuldades financeiras maiores”.

Bartholomew e Whalen (1995, p.4) apresentam risco sistêmico como: “[...] um evento com efeitos em todo o sistema econômico e financeiro, e não apenas em poucas instituições”. Para Kaufman (1995, p.47) “[...] é a probabilidade de que perdas acumuladas em um evento se propaguem ao conjunto de instituições e mercados que compõem o sistema [...]. Isto é o risco de um efeito-dominó”.

Furfin (1999) tipifica o risco sistêmico como sendo derivado de um choque causador de problemas generalizados ao funcionamento normal de todo o conjunto, ou provocado pela disseminação dos problemas originados em uma unidade para o todo, por meio das conexões existentes.

Acrescentamos a definição deste tipo de risco aos cinco tipos de risco apresentados anteriormente. O risco sistêmico, frequentemente mencionado pela imprensa, refere-se ao risco de contágio da inadimplência de uma instituição às demais instituições que compõem um sistema econômico. O raciocínio que, caso um grande banco, uma grande empresa ou uma *clearing* que efetue a compensação e liquidação de volumes financeiros expressivos, se torne inadimplente, os seus credores poderão tornar-se inadimplentes, que por sua vez poderão fazer com que outros credores deixem de honrar seus compromissos e assim por diante. Ao final do processo, toda a economia poderá sofrer as consequências de uma inadimplência generalizada.

Para evitar o risco sistêmico, os órgãos fiscalizadores e reguladores de diversos países impõem limites diários máximos de risco (a medida de risco mais utilizada é o *Value at Risk*) aos seus bancos, demais instituições financeiras e *clearings*. Esses riscos devem ser monitorados constantemente pelas instituições e pelos órgãos fiscalizadores, com o objetivo de minimizar a possibilidade de ocorrência de risco sistêmico. Não se trata de interferir na administração das instituições, mas sim de exigir um mínimo de prudência dos administradores. De acordo com Marins (2004, p. 300):

A analogia é a de que, da mesma forma que há a necessidade de imposição de limites de velocidades aos motoristas, para que não ponham em risco a segurança de terceiros, os administradores de instituições sistemicamente importantes devem estar sujeitos a limites de risco, na medida em que os prejuízos decorrentes de suas administrações podem ser arcados por muitos credores ou mesmo por toda a sociedade, o que ocorre quando os Bancos Centrais ou bancos públicos de fomento injetam recursos públicos para evitar o risco sistêmico.

A necessidade de que os órgãos governamentais imponham limites aos agentes econômicos individuais é prevista na teoria econômica e está baseada na constatação de que a soma dos ótimos individuais frequentemente não é igual ao ótimo social. Quando as atividades individuais geram externalidades positivas (como a educação) o governo deveria estimular as atividades, para que a soma dos ótimos individuais seja aumentada e se aproxime do ótimo social. Por outro lado, se as atividades individuais geram externalidades negativas (como as instituições financeiras ou as empresas que sejam estrategicamente importantes e que trabalham com riscos excessivos) o governo deveria impor limites ou regras de atuação, para que, embora a soma dos ótimos individuais se torne menor, ela se aproxime do ótimo social (MARINS, 2004).

Outro instrumento que vem sendo utilizado por diversos países para o controle de risco das *clearings* é a exigência de níveis mínimos de seus patrimônios e dos patrimônios de

seus fundos garantidores de liquidações, que são compostos por valores (ou outras garantias) depositados, por seus membros de compensação, e que têm por finalidade garantir as liquidações efetuadas nas *clearings* na hipótese de algum membro de compensação se tornar inadimplente. Na hipótese de “quebra” de algum membro de compensação, os patrimônios dos fundos e das *clearings* serão utilizados para evitar o risco sistêmico. É fácil perceber a importância dessas exigências, pois isso evita que os Bancos Centrais tenham que injetar recursos públicos para proteger as *clearings* e o país de um risco sistêmico (MARINS, 2004).

2.4 Value at Risk (VaR)

Engle e Manganelli (2001) afirmam que, “o *Value at Risk* (VaR) tem se tornado um padrão de mensuração que os analistas usam para quantificar o risco de mercado”. O VaR é uma forma de mensuração de risco que considera, dentro de uma certa normalidade, o máximo que um investimento poderia perder em determinado período de tempo. O VaR é um elemento fundamental para calcular a exposição ao risco de mercado, sendo assim pode-se dizer em outras palavras que, o VaR é um número que indica o quanto uma instituição financeira pode perder dada uma probabilidade α , num horizonte de tempo t .

Segundo Jorion (1997, p. 18) “o VaR sintetiza a maior (ou pior) perda esperada dentro de determinados períodos de tempo e intervalo de confiança”. Os gestores das instituições financeiras, tendo uma estimativa de perda máxima esperada podem incluir em suas expectativas este cenário se precavendo financeiramente para uma situação de perda nas suas posições.

O Comitê de Basileia (1996), indica que as instituições financeiras devem usar o *VaR* para gerenciar seus riscos, através dos cálculos das exigências de capital. Desta forma, as instituições financeiras estariam protegidas de eventuais perdas em suas carteiras de investimento.

O *VaR* é uma medida de risco em que a perda máxima é dada em valor (moeda) e com referência a um período de tempo, atribuindo uma probabilidade e considerando a volatilidade do ativo. No seu cálculo, algumas dificuldades podem ser encontradas como as descritas por Silva Neto (2002, p. 234):

“[...] Para calcularmos o risco de uma operação, devemos modelar os instrumentos usados e identificar os fatores de risco a ele associados, estudando a influência que cada um deles exerce sobre o valor final do ativo em questão. Após feito isso, basta agregar o risco de cada ativo para se obter o risco total da carteira. Podemos inferir

da afirmativa acima a seguinte situação: quanto mais complexos forem os instrumentos financeiros que compõem a carteira, mais difícil será medir seu risco. Medir o risco de uma ação é relativamente fácil, já o de sua opção de compra é outro problema; e problema maior ainda é mensurar o risco de uma debênture conversível que agrega opções de indexação com opções de compra das ações da empresa. Transformar em valor monetário o risco é uma tarefa difícil.”

O primeiro passo para se calcular o *VaR* é ajustar o ativo ao valor de mercado (*mark-to-market*). Este valor seria o de liquidação, ou seja, as posições liquidadas no momento. Se os ativos fazem parte de uma carteira, cada ativo deve ser ajustado a valor de mercado, desta forma, na soma, a carteira estará marcada a mercado. Quando os investimentos têm baixa liquidez, surge uma dificuldade para avaliar a preços correntes. Em casos como os de derivativos, opções, debêntures e contratos negociados em balcão, há a necessidade da utilização de modelos de precificação, pois algumas vezes não existem preços de mercado para estes ativos.

De acordo com Silva Neto (2002, p. 236) o *VaR* pode ser determinado da seguinte forma:

$$VaR_A = i \times \sigma_A \times A \quad (1.0)$$

Onde:

VaR_A = montante do risco;

σ_A = desvio padrão do ativo A;

i = constante relativa ao número de desvios padrão para o intervalo de confiança desejado;

A = montante investido na ação A (valor de mercado da posição).

A tabela 1 abaixo apresenta os valores de i em relação a alguns intervalos de confiança:

Tabela 1: Distribuição normal para alguns níveis de confiança

Intervalo de confiança	99,5%	99%	97,5%	95%	90%
Valor de i	2,580	2,326	1,960	1,645	1,280

Fonte: Silva Neto (2002, p. 236)

O J. P. Morgan (1996) sugere em seu documento técnico que o *Value at Risk* pode ser calculado da seguinte forma:

$$VaR = V_0 - \hat{V}_1 \quad (2.0)$$

Onde:

$$\hat{V}_1 = V_0 e^{\hat{r}}$$

$$\hat{r} = -i\sigma_{1/0} + \mu_{1/0}$$

$\sigma_{1/0}$ = previsão do desvio padrão do logaritmo neperiano dos retornos de um dia;

$\mu_{1/0}$ = previsão da média do logaritmo neperiano dos retornos de um dia;

i = número de desvios padrão para o intervalo de confiança desejado.

Desta forma, pode-se desenvolver a equação (2) acima, como segue:

$$VaR = V_0 - V_0 e^{\hat{r}} \quad (2.1)$$

Colocando V_0 em evidência:

$$VaR = V_0 \times (1 - e^{\hat{r}}) \quad (2.2)$$

A diferença do cálculo do *VaR* pela equação (1) em relação a (2), é que, quando usado o número de Neper (logaritmo neperiano), tornando a equação (2) uma função exponencial, o desvio padrão passou a ser calculado em taxas de capitalização contínua, enquanto que em (1) as taxas de capitalização do desvio padrão são discretas. Sendo assim, os resultados encontrados pelas duas fórmulas são bem parecidos, não havendo grandes diferenças.

Segundo Engle e Manganelli (2001), “prover uma razoável estimativa de risco é de fundamental importância. Se o risco não é corretamente estimado, pode levar a uma alocação sub ótima de capital com consequências para a confiabilidade e sustentabilidade financeira das instituições”. Existem modelos para calcular o *VaR* que empregam diferentes metodologias. Todos eles, porém, seguem uma estrutura geral comum que pode ser resumida em três pontos:

1. A carteira deve ser avaliada a preço de mercado (*mark-to-market*),
2. Estimar a distribuição dos retornos da carteira,
3. Computar o *VaR* da carteira.

Estes modelos podem ser classificados em três grandes categorias:

1. Paramétricos (*RiskMetrics*, GARCH, Delta-normal, Monte Carlo);
2. Não-paramétricos (Simulação Histórica e Modelos Híbridos);
3. Semi-paramétricos (Teoria dos Valores Extremos).

Os resultados de cada um destes métodos podem ser muito diferentes. Beder (1995) aplicou oito metodologias de cálculo do VaR em três portfólios. Os resultados demonstram que as diferenças entre esses métodos podem oscilar muito, com as estimativas de VaR variando mais de 14 vezes por portfólio. Para decidir qual metodologia utilizar, o pesquisador deve estar ciente das suposições de cada uma delas em relação aos modelos matemáticos e às técnicas quantitativas usadas, além de observar qual delas se encaixa melhor aos objetivos do trabalho.

A aplicação da metodologia VaR está sujeita a algumas características dos dados financeiros. Os fatos empíricos sobre os mercados financeiros, bastante conhecidos pelos trabalhos pioneiros de Mandelbrot (1963) e Fama (1965), podem ser resumidos como:

1. As distribuições dos retornos de ativos financeiros são leptocúrticas, as caudas são “pesadas” e possuem altos picos, em relação à distribuição normal;
2. As distribuições dos retornos das ações possuem assimetria negativa;
3. Os retornos elevados ao quadrado possuem autocorrelação significativa, isto é, as volatilidades dos fatores de mercado tendem a se agrupar.

Quanto ao item 3, é uma característica muito importante dos retornos financeiros, desde que permita ao pesquisador considerar as volatilidades de mercado como semi-estáveis, mudando no longo prazo, mas sendo estáveis no curto prazo. Muitos dos modelos VaR fazem uso desta semi estabilidade para avaliar o risco de mercado (ENGLE; MANGANELLI, 2001).

Desta forma, faz-se necessária uma adequação à metodologia *Value-at-Risk*, pois se sua base está fundamentada na normalidade dos retornos dos ativos financeiros, pode-se incorrer em previsões errôneas, principalmente no longo prazo onde as volatilidades não são estáveis. Neste contexto, a Teoria dos Valores Extremos tem relevância fundamental ao analisar principalmente as caudas da distribuição de probabilidades dos retornos, onde os valores extremos que provocam as crises financeiras podem ocorrer.

2.4.1 Modelos Paramétricos

Segundo Alarcon (2005), considerando que a distribuição de probabilidades dos retornos é conhecida, o VaR será dado a partir da pré especificação de $f(\bullet)$.

$$Pr\{r_t \leq VaR_t^*\} = \int_{-\infty}^{VaR_t^*} f(r_t) dr_t = \alpha\% \quad (3.0)$$

2.4.1.1 Método Não condicional

Uma premissa amplamente utilizada para o cálculo do VaR é que os retornos financeiros apresentam distribuição Normal de probabilidades. Neste caso, a função de distribuição de probabilidades, $f(r_t)$, é dada por:

$$f(r_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left[-\left(\frac{1}{2\sigma^2} \right) (r_t - \mu)^2 \right] \quad (4.0)$$

sendo μ a média e σ o desvio-padrão da variável aleatória em estudo. Assumindo média nula dos retornos financeiros, é possível calcular o VaR a partir da seguinte expressão:

$$VaR(\alpha\%) = - \prod_{t=1} Z_{1-\alpha\%} \sigma \quad (5.0)$$

na qual $Z_{1-\alpha\%}$ representa o quantil de uma distribuição Normal (por exemplo, $Z_{95\%} = 1,65$ e $Z_{99\%} = 2,33$). Assim, para uma janela amostral contendo T observações, o estimador não-condicional (ou incondicional) do desvio-padrão σ_t é dado por:

$$\hat{\sigma}_t = \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (r_t - \bar{r})^2} \quad (6.0)$$

Sendo:

$$\bar{r} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T r_t \quad (6.1)$$

Duas ressalvas devem ser feitas com relação à utilização da volatilidade não condicional para cálculo do VaR. Primeiramente, a obtenção do estimador da variância não-condicional permite pouca adaptabilidade às informações mais recentes, na medida em que todas as observações da amostra de tamanho T recebem o mesmo peso. Isto significa que uma observação verificada há um ano ($t-252$) “carrega” tanta informação sobre a variabilidade dos retornos hoje, como o retorno observado ontem ($t-1$).

A segunda, que se soma à primeira, passa pela escolha do tamanho da janela T . Para uma janela amostral excessivamente grande, observações muito distantes, que não trazem informações relevantes sobre a distribuição dos retornos do período atual, são incluídas no processo de estimação. Deste modo, quando muito extremas, essas observações fazem com que a volatilidade permaneça alta enquanto permanecerem na amostra. A previsão de volatilidade será, então, mais “suave” quanto maior o tamanho da janela amostral utilizada para a estimação. Por outro lado, para uma janela amostral reduzida, a previsão de volatilidade tende a ser “nervosa”, i.e., oscila muito quando da entrada e saída de observações extremas, pois estas, estando situadas em uma janela mais reduzida, acabam recebendo maior ponderação, ou importância relativa, dentro da amostra. Com isso, a volatilidade tende a responder mais rapidamente e, por consequência, mais fielmente aos patamares observados no mercado, sejam estes mais altos ou mais baixos, quando se utiliza janelas amostrais menores (ALARCON, 2005).

2.4.1.2 Método Condicional

No modelo não condicional descrito na seção anterior, a suposição subjacente é que os retornos financeiros são independentes e identicamente distribuídos (*i.i.d.*). Independentes no sentido que os retornos observados em t e $t+1$ não devem apresentar qualquer grau de correlação. Identicamente distribuídos no que se refere a uma amostra aleatória com média μ e desvio-padrão σ constantes. Contudo, a hipótese de retornos financeiros independentes e identicamente distribuídos não se verifica na prática. Pelo contrário, uma característica recorrentemente observada em séries temporais financeiras é que a variância se modifica ao longo do tempo e apresenta dependência temporal explícita na sequência de observações do passado recente.

Foi com base na constatação empírica da superioridade das previsões de variância condicional que alguns acadêmicos passaram a conceber métodos estatísticos com este propósito. Engle (1982) desenvolveu uma classe de modelos condicionais conhecida como ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*), na qual se utiliza um processo autoregressivo na variância para se prever a variância condicional do período seguinte. Posteriormente, Bollerslev (1986) expôs o modelo GARCH (*Generalised Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) como uma generalização da técnica proposta por Engle, na

qual a variância condicional, ao invés de seguir um processo auto-regressivo, como no modelo ARCH, segue um processo ARMA (*Autoregressive Moving Average*).

No gerenciamento de risco moderno, a unidade básica do risco é mensurada como sendo a volatilidade. Sendo assim, é importante comparar os quatro mais conhecidos modelos de volatilidade – desvio padrão, EWMA, ARCH e GARCH.

Assumindo uma janela móvel de n dias com dados de preços p_1, \dots, p_n , se a volatilidade é constante ou varia lentamente, a volatilidade pode ser estimada da seguinte forma:

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i^2 \quad (7.0)$$

Onde r_i é a percentagem observada dos retornos discretos, $(p_i - p_{i-1})/p_{i-1}$, ou contínuos, $\ln(p_i/p_{i-1})$. É importante observar que a equação (7.0) é a variância com média zero. Entretanto, a volatilidade $\hat{\sigma}$ é simplesmente o desvio padrão dos retornos.

Nos mercados financeiros é conhecido que a volatilidade muda frequentemente com o tempo. O primeiro modelo que considera estas mudanças na volatilidade é o *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH), instituído por Engle (1982):

$$\hat{\sigma}_n^2 = \alpha\theta^2 + (1 - \alpha) \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i^2 \quad (8.0)$$

De certa forma, a equação (8.0) é uma extensão da equação (7.0), a qual foi incorporada a reversão a média sobre a volatilidade constante de longo prazo, θ , onde α é a ponderação atribuída para seu termo de volatilidade a longo prazo. Infelizmente, estes dois modelos tem um indesejável efeito “planalto”, como resultado de ponderações iguais a $1/n$ para cada observação. O efeito retrocede sempre que uma grande quantidade de retornos observados decai sobre a janela móvel a medida que ela avança no tempo.

Para resolver este problema, diferentes ponderações devem ser atribuídas para cada observação. Logicamente, observações mais recentes, por serem mais representativas do presente, devem ter uma ponderação maior. Estes modelos são chamados variância condicional, pois a volatilidade agora é condicional à informação de tempos passados. A ordem do tempo dos retornos impacta no cálculo. Ao contrário, para o desvio padrão, o

retorno da distribuição é assumido como sendo estático. Então, a variância é constante ou incondicional e ponderações iguais podem ser usadas para todas as observações. Um sistema bastante utilizado é o chamado *exponentially weighted moving average* (EWMA) método promovido pelo banco JP Morgan, *RiskMetrics* (1996). Nessa abordagem a variância é calculada utilizando a Média Móvel Ponderada Exponencialmente, que corresponde ao IGARCH ou GARCH integrado:

$$\hat{\sigma}_n^2 = (1 - \lambda) \sum_{i=1}^{\infty} \lambda^{i-1} r_{n-i+1}^2 \quad (9.0)$$

O fator de decaimento λ (parâmetro de entrada) deve ser maior que 0 e menor que 1. Usualmente, é igual a 0,94 ou 0,97. O *RiskMetrics* assume que os resíduos padronizados são normalmente distribuídos (RISKMETRICS, 1996). A equação (9.0) pode ser simplificada para uma fórmula interativa, da seguinte maneira:

$$\hat{\sigma}_n^2 = \lambda \hat{\sigma}_{n-1}^2 + (1 - \lambda) r_n^2 \quad (9.1)$$

O EWMA resolve o problema do efeito “planalto”, pois os dados mais recentes passam a ter uma ponderação maior no cálculo da volatilidade. Assim, momentos em que haja clusters de volatilidade no tempo t , terão maior influencia no cálculo do VaR, do que em $t - n$.

Bollerslev (1986) propôs uma extensão útil do ARCH, denominado *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Existe um conjunto de modelos derivados do GARCH, um simples modelo GARCH é descrito abaixo:

$$\hat{\sigma}_n^2 = \alpha \theta^2 + (1 - \alpha)(\lambda \hat{\sigma}_{n-1}^2 + (1 - \lambda) r_n^2) \quad (10)$$

Comparado com a equação (9.1), o GARCH parece uma extensão do modelo EWMA, com a inclusão da reversão a média sobre a volatilidade constante de longo prazo θ , que necessita ser estimada separadamente. De fato, o EWMA é um exemplo simples da modelagem GARCH com somente um parâmetro. Quando a ponderação $\alpha = 0$, o GARCH se torna um modelo EWMA (WONG, 2011).

A modelagem GARCH tem dois elementos cruciais: a especificação particular da equação da variância e a suposição de que os resíduos padronizados são *i.i.d.* A especificação

da equação da variância é influenciada por características especiais dos dados financeiros, como assimetria negativa, volatilidades semi-estáveis no longo prazo e caudas pesadas na distribuição dos retornos. Um passo adicional para programar o algoritmo do GARCH é a especificação da distribuição de ε_t . A distribuição geralmente utilizada é a Normal. Somente depois de impor que os resíduos seguem uma distribuição normal, é possível descrever uma função de verossimilhança e ter estimativas de parâmetros desconhecidos. A variância estimada da série temporal é calculada ao nível de 5%, com -1,645 desvios padrões (ENGLE; MANGANELLI, 2001).

2.4.2 Modelos Não Paramétricos

Uma metodologia de cálculo do *VaR* é dita não paramétrica quando não se assume nenhum conhecimento explícito sobre a distribuição de probabilidades dos retornos financeiros. A seguir, no item (2.4.2.1), é apresentada a técnica não-paramétrica de obtenção do *VaR* conhecida como Simulação Histórica.

2.4.2.1 Método Simulação Histórica

Segundo Engle e Manganelli (2001), “um dos mais comuns métodos de estimação do *VaR* é a Simulação Histórica. Esta abordagem simplifica drasticamente o procedimento para o cálculo do *Value at Risk* uma vez que não faz nenhuma suposição sobre a distribuição de probabilidades dos retornos do portfólio”¹⁴. A Simulação Histórica é baseada no conceito de “janelas dinâmicas”. Primeiro, deve-se escolher uma janela de observações. Então, os retornos do portfólio dentro da janela são ordenados de forma ascendente e o *quantil- θ* de interesse é dado pelo retorno que leva $\theta\%$ de observações do lado esquerdo e $(1-\theta\%)$ do lado direito. Se faltarem dados entre dois retornos consecutivos, deve ser utilizada a regra de interpolação. Para computar o *VaR* do dia seguinte, a janela deve ser movida para uma observação adiante e todo o procedimento é repetido (ENGLE; MANGANELLI, 2001).

Apesar de os modelos não-paramétricos não fazerem suposições sobre a distribuição dos retornos, existe uma premissa implícita sobre este procedimento: a distribuição dos retornos dos ativos não muda dentro da janela de dados e desta premissa derivam vários problemas. De acordo com Engle e Manganelli (2001):

¹⁴ Tradução livre do autor

Primeiro, este método é logicamente inconsistente. Se todos os retornos dentro da janela são assumidos como tendo a mesma distribuição, então a consequência lógica é que todos os retornos da série temporal devem ter a mesma distribuição: se $y_{t-janela}, \dots, y_t$ e $y_{t+1-janela}, \dots, y_{t+1}$ são *i.i.d.*, então y_{t+1} e $y_{t-janela}$ devem ser *i.i.d.*, pela propriedade transitiva. Segundo, o estimador empírico do quantil é consistente somente se k , o tamanho da janela, tende ao infinito. O terceiro problema se refere ao comprimento da janela. Esta é uma questão muito delicada, visto que a projeção do VaR feita por esta abordagem é significativa somente se os dados históricos usados no cálculo tenham a mesma distribuição. Na prática isto não é fácil de identificar agrupando a volatilidade do período. O tamanho da janela deve satisfazer duas propriedades contraditórias: deve ser grande para que possam ser feitas inferências significantes, mas não tão grande, que aumente o risco de ter observações fora do grupamento de volatilidade. Claramente não há uma solução fácil para este problema.

Algumas considerações devem ser tecidas com relação à metodologia de Simulação Histórica. O primeiro aspecto é que, por se tratar de um método não paramétrico, a técnica de Simulação Histórica não requer nenhuma assertiva a priori sobre a distribuição dos retornos. Isto em razão de não ser necessária a estimação de volatilidades ou correlações entre os ativos que compõem a carteira. Esse fato não deve ser menosprezado, especialmente em se tratando da possibilidade de ocorrência de erros no processo de modelagem estatística, que terminam por comprometer os resultados do *VaR*.

Outro ponto positivo implícito em um procedimento de Simulação Histórica diz respeito ao fato de que esta técnica, ao se basear em um conjunto de preços reais verificados historicamente, é capaz de incorporar não linearidades e até mesmo características particulares da série como, por exemplo, assimetrias e excesso de curtose, ambas negligenciadas pela hipótese de normalidade dos retornos. No que tange às não linearidades, na medida em que uma Simulação Histórica calcula o VaR para janelas temporais, ela é capaz de capturar exposições de primeira (Gamma) e segunda ordem (Vega) que se modificam no tempo, não dependendo de suposições específicas sobre as variáveis que explicam estes riscos ou sobre a estrutura estocástica subjacente ao mercado (JORION, 1997).

2.5 Teoria dos Valores Extremos (TVE)

2.5.1 Conceitos

Extremos são eventos incomuns ou raros. Em tarefas clássicas de análise de dados os extremos são muitas vezes rotulados como *outliers* e até mesmo ignorados. Isto significa que os dados são violados para ajustar o modelo. Se o objetivo é procurar estimativas sobre eventos cotidianos, talvez os dados extremos possam ser excluídos, mas se o objetivo é estudar eventos que não acontecem com muita frequência, o ideal é aplicar a Teoria dos Valores Extremos, especialmente porque estas são as situações onde se tem mais a perder ou ganhar: *crash* de bolsas, guerras, catástrofes naturais (DEMOULIN, 2004).

Desenvolvida por matemáticos nos anos 1920, a TVE foi por muito tempo vista com suspeita por causa da sua capacidade de prever eventos sem precedentes. Contudo, hoje há uma maior confiança nesta teoria, e está sendo colocada em uso em áreas tão diversas quanto o planejamento de riscos financeiros e a segurança marítima. Também é muito utilizada na indústria de seguros. As companhias aplicam as fórmulas da TVE para estimar as possibilidades de importantes desastres acontecerem e assegurar que há reserva suficiente para cobrir os custos (MATTHEWS, 2008).

Em relação ao processo histórico que culminou na Teoria dos Valores Extremos, Matthews (2008, p. 138), argumenta que:

Os primeiros vislumbres do que viria a se tornar a TVE remontam ao princípio do século XVIII, e a algumas meditações do matemático suíço Nicolas Bernoulli. Porém, foi apenas em 1920 que a idéia de prever algo sem precedentes atraiu a atenção dos cientistas. Em seu coração, está o conceito de “distribuição”, uma fórmula matemática que fornece a frequência relativa de uma quantidade particular.

Na essência, para se fazer uma previsão sobre determinada variável, ou a um evento futuro, é necessária uma distribuição de probabilidades. A distribuição de Gauss ou Normal é uma das mais utilizadas e conhecidas, visto que diversas variáveis seguem sua estrutura. A disposição central da distribuição mostra que o valor “médio” é o mais comum, enquanto as “caudas” demonstram dados que estão a mais de dois desvios padrões da média, tanto para cima quanto para baixo.

A TVE tem seu principal foco nos valores extremos, ou seja, aqueles que não seguem a “normalidade” prevista na distribuição de Gauss. Ainda segundo Matthews (2008, p. 139):

A distribuição de Gauss se aplica a diversos fenômenos, e tentativas iniciais de prever a probabilidade de ocorrerem eventos extremos estavam baseadas em cálculos que envolviam suas “caudas”. Mas durante os anos 1920, os matemáticos deixaram evidentes suas apreensões acerca das previsões resultantes e se a curva de Gauss poderia ser confiável para analisar eventos extremos. Em 1928, o brilhante matemático de Cambridge, *R.A. Fisher*, e seu colega, *L.H.C. Tippett*, apresentaram o que hoje se conhece como teoria do valor extremo, num artigo que mostrava que os eventos extremos de fato seguem seus próprios tipos especiais de distribuição. Embora sua forma matemática exata seja diferente, cada uma das distribuições reflète a idéia intuitiva de quanto mais extremo é um evento, menos provável é a chance que ele ocorra. O quão pouco provável poderia ser estimado ajustando as distribuições de dados de eventos extremos no passado (...).

Como toda teoria recém-elaborada, a TVE foi vista com desconfiança por muito tempo, porém, durante os anos 1940, dois eventos contribuíram para que ela vencesse as desconfianças. O soviético *Boris Gnedenko* construiu bases matemáticas robustas para a TVE. Depois, o matemático norte-americano *Emil Gumbel* começou a aplicar a teoria dos valores extremos à previsão, baseado em séries históricas, para níveis de futuras enchentes (MATTHEWS, 2008).

Para o leigo, a quebra da bolsa é um fenômeno surpreendente que não segue nenhuma regra, mas uma análise mais profunda ajudou a descobrir distribuições que se ajustavam a esses eventos extremos. Muitos dos dados da vida real seguem a distribuição normal e suas derivações, que são bem conhecidas e facilmente quantificáveis. No entanto, ao olhar para os extremos, as caudas das distribuições, relativamente comuns em situações da vida real, são as caudas pesadas (*fat tails*) que explicam a tendência dos dados, não previstas nas distribuições clássicas (DEMOULIN, 2004).

Segundo Matthews (2008), no mercado financeiro a utilização da TVE poderia ter antecipado várias perdas financeiras. Como exemplo, a catástrofe financeira que ocorreu em 1998, quando a economia russa entrou em colapso e o governo decretou moratória para a dívida interna. O fundo *Long Term Capital Management (LTCM)* incorreu em perda de 100 bilhões, de libras bem acima dos 60% desse valor estimado no pior cenário, ou seja, 60 bilhões de libras. Descobriu-se que o LTCM utilizou métodos que assumiam que as perdas seguiam uma distribuição de Gauss e desta forma não foram levados em consideração os valores extremos.

O objetivo da teoria estatística de valores extremos é analisar os extremos observados e fazer previsões. Os extremos não são fixos, mas são novas variações estatísticas

dependentes da distribuição inicial e do tamanho da amostra. Entretanto, há certos resultados em que uma distribuição livre pode ser encontrada. Estudos estatísticos de valores extremos são significantes para responder a dois tipos de questões:

1. Há observações individuais, numa distribuição conhecida, que podem destoar do que é razoavelmente esperado?
2. Há uma série de valores extremos que exhibe um comportamento regular?

Em ambos os casos, “a expectativa razoável” e “o comportamento regular” têm sido definidos por alguns procedimentos operacionais.

2.5.2 Estimando a Distribuição de Retornos Utilizando TVE

Monteiro e Silva (2002, p.13) afirmam que “em essência, a TVE permite determinar a natureza da cauda da distribuição sem necessidade de formular hipóteses relativas à distribuição a partir da qual as observações são obtidas. Neste sentido, a TVE constitui a base instrumental de análise das propriedades estatísticas das rentabilidades extremas”.

A Teoria dos Valores Extremos pode ser pensada como complemento do Teorema do Limite Central, uma vez que este se preocupa com a distribuição das flutuações das somas cumulativas, e a primeira com a flutuação da amostra. (ENGLE; MANGANELLI, 2001)

O resultado fundamental da TVE consiste na distribuição assintótica de uma série de mínimos e máximos padronizados convergindo para a distribuição de *Gumbel*, *Fréchet* ou *Weibull*. A forma padronizada destas três distribuições é designada de distribuição generalizada do valor extremo (LONGIN, 1996).

As volatilidades nos preços de uma posição de investimento são medidas pelas rentabilidades contínuas (calculados sob forma logarítmica) numa base regular. O retorno observado no período de tempo $(t - 1, t)$ é designado por R_t . Denota-se F_R como a função de distribuição cumulativa de R , a qual pode assumir valores nos intervalos extremos (l, u) . Assim, para uma variável normalmente distribuída, obtemos $l = -\infty$ e $u = +\infty$. Sejam R_1, R_2, \dots, R_n as rentabilidades observadas durante os n intervalos de tempo básicos $(0,1), (1,2), \dots, (T - 2, T - 1), (T - 1, T)$, onde para uma frequência f de retornos, os dois parâmetros T e n estão ligados de acordo com a relação $T = n \times f$. Considerando, por exemplo, retornos de frequência diária ($f = 1 \text{ dia}$) durante n intervalos ($n = 5$ dias de cotação de bolsa para observações semanais), obtêm-se $T = 1 \times 5 = 5$ dias (MONTEIRO; SILVA, 2002).

Os extremos são definidos como o mínimo e o máximo das diversas observações aleatórias R_1, R_2, \dots, R_n . Seja Z_n o mínimo observado durante n períodos de tempo: $Z_n = \text{Min}(R_1, R_2, \dots, R_n)$. Assumindo que as rentabilidades R_t são i.i.d., a distribuição cumulativa exata da rentabilidade mínima, denotada por F_{Z_n} , é dada por:

$$F_{Z_n}(z) = 1 - [1 - F_R(z)]^n \quad (11)$$

De acordo com Longin (2000), a distribuição original dos retornos não é conhecida com precisão, implicando que também a distribuição exata dos retornos mínimos não o seja. A partir da equação (11), conclui-se que a distribuição assintótica de Z_n , obtida fazendo n (número de observações) tender para infinito, é alterada: é nula para Z menor que o limite inferior l , e igual a 1 para Z maior que l . Para obter uma distribuição assintótica útil, o mínimo Z_n é reduzido (padronizado) através de um parâmetro de escala σ_n (suposto positivo) e um parâmetro de localização μ_n , tal que a distribuição do mínimo padronizado $[(Z_n - \mu_n)/\sigma_n]$ seja não-degenerada (MONTEIRO; SILVA, 2002).

O teorema do valor extremo especifica a forma da distribuição limite (assintótica) do mínimo padronizado à medida que a extensão do período de tempo, a partir do qual o mínimo é selecionado (as variáveis T ou n para uma dada frequência f), tende para infinito. A distribuição assintótica da rentabilidade mínima, denotada por F_z , é dada por:

$$F_z(z) = 1 - \exp \left[-(1 + \alpha Z)^{-\frac{1}{\alpha}} \right]$$

$$\dots (1 + \alpha Z) > 0 \text{ e } Z = \frac{Z_n - \mu_n}{\sigma_n} \quad (12)$$

O parâmetro α , designado de índice de cauda, modela a cauda da distribuição, sendo o seu valor independente da frequência f , ou seja, a cauda é estável sob agregação temporal (LONGIN, 2000).

A TVE tem dois resultados significativos. Primeiro, a distribuição assintótica de uma série de máximos e mínimos é modelada e, sob determinadas condições, a distribuição do máximo padronizado da série é mostrada a convergir para as distribuições *Gumbel*, *Fréchet*, ou *Weibull*. A forma padrão dessas três distribuições é chamada de valor extremo generalizado (VEG).

Dado que $\{X_1, \dots, X_n\}$ é uma seqüência de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (*i.i.d*), o máximo $X_n = \text{Max}(X_1, \dots, X_n)$, converge via de regra para a seguinte distribuição:

$$H_{(\xi, \mu, \sigma)} = \begin{cases} \exp\left(-[1 + \xi(x - \mu)/\sigma]^{-\frac{1}{\xi}}\right) \\ \exp\left(-e^{-\frac{x-\mu}{\sigma}}\right) \end{cases} \text{ se } \begin{cases} \xi \neq 0 \\ \xi = 0 \end{cases}$$

onde: $1 + \xi(x - \mu)/\sigma > 0$ (13)

Os parâmetros μ e σ correspondem, respectivamente, a uma escalar e uma tendência; o terceiro parâmetro, ξ , chamado de índice de cauda, indica a espessura da cauda da distribuição. Quanto maior o índice de cauda, mais espessa é a cauda. Quando o índice for igual a zero, a distribuição de H corresponde a um tipo *Gumbel*. Quando o índice for negativo, ele corresponde a uma distribuição de *Weibull*, quando o índice é positivo, corresponde a uma distribuição de *Frechet*. A distribuição *Frechet* corresponde a distribuições de caudas grossas e tem sido considerada mais adequada para dados financeiros. Este resultado é muito significativo, uma vez que a distribuição assintótica dos máximos sempre pertence a uma destas três distribuições, independentemente da distribuição original. A distribuição assintótica do máximo pode ser estimada sem fazer suposições sobre a natureza da distribuição original das observações (ao contrário dos métodos VaR paramétricos), sendo que a distribuição geralmente é desconhecida (BENSALAH, 2000).

O segundo resultado significativo da TVE, diz respeito à distribuição do excesso de um determinado limiar, onde há o interesse em modelar o comportamento do excesso de perda, uma vez que o limite de perda é atingido. Esse resultado é usado para estimar os altos *quantis* (0,999 e superior). A TVE mostra que a distribuição limite é uma distribuição generalizada de Pareto (DGP). Depois de estimar a perda máxima (em termos de VaR ou outro método), seria interessante considerar o risco residual além deste máximo. O segundo resultado da TVE envolve estimar a distribuição condicional da superação acima deste patamar (VaR).

Seja X uma variável aleatória com distribuição F e um determinado limiar X_f , tal que $U_{fixo} < X_f$. F_u é a distribuição dos excessos de X sobre o limiar de U :

$$F_u(x) = P(X - u \leq x | X > u), \quad x \geq 0 \tag{14}$$

Uma vez que o limite é estimado (como resultado de um cálculo do VaR, por exemplo), a distribuição condicional F_u é aproximada para uma DGP. Pode-se escrever:

$$F_u(x) \approx G_{\xi, \beta(u)}(x), u \rightarrow \infty, \quad x \geq 0$$

$$\text{Onde: } G_{\xi, \beta(u)}(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \frac{\xi x}{\beta}\right)^{-1/\xi} & \xi \neq 0 \\ 1 - e^{-x/\beta} & \xi = 0 \end{cases} \quad (15)$$

Distribuições do tipo (H) são usadas para modelar o comportamento do máximo de uma série. As distribuições (G) são usadas para modelar o excesso do modelo acima de um determinado limiar, onde esse limite é suposto ser suficientemente grande para satisfazer a condição $u \rightarrow \infty$ (BENSALAH, 2000).

A aplicação da TVE envolve uma série de desafios. Na fase inicial da análise de dados, é importante determinar se a série tem a cauda pesada necessária para aplicar a TVE. Além disso, as estimativas dos parâmetros das distribuições limite H e G dependem do número de observações extremas utilizadas. A escolha de um limiar deve ser grande o suficiente para satisfazer as condições que permitam a sua aplicação (u tende para o infinito), enquanto que, ao mesmo tempo, devem restar observações suficientes para a estimativa. Por último, espera-se que as observações extremas são *iid*. A escolha do método para extrair os máximos pode ser crucial para tornar esta hipótese viável. No entanto, existem algumas extensões à teoria para estimar os parâmetros diferentes para as observações dependentes (EMBRECHTS; KLUPPELBERG; MIKOSCH, 1997).

2.5.3 Processo Histórico e Primeiras Aplicações

A teoria probabilística dos valores extremos é uma combinação de uma enorme variedade de aplicações que envolvem fenômenos naturais como chuvas, enchentes, rajadas de vento, poluição do ar e a corrosão dos materiais, com resultados matemáticos avançados em processos pontuais e regularmente variados. Esta área de pesquisa atraiu inicialmente o interesse dos estatísticos, bem como de engenheiros e hidrólogos e, há pouco tempo, dos financistas. Por vários anos, a teoria dos valores extremos estava intimamente relacionada com os trabalhos de Emil Julius Gumbel, professor de estatística e matemática da

Universidade de *Heidelberg*, na Alemanha, cujas atividades acadêmicas foram fortemente afetadas pela Segunda Guerra Mundial.

Há três séculos foram observados raciocínios relacionados ao valor extremo, quando Nicolas Bernoulli discutiu o significado da maior distância, para a origem, de n pontos de dados aleatórios, numa linha reta de comprimento fixo t (GUMBEL, 1958).

Os primeiros trabalhos de Fuller (1914) e Griffith (1920) sobre o assunto foram nas áreas de aplicações e dos métodos de análise matemática. O desenvolvimento sistemático da teoria geral teve início com o trabalho de Von Bortkiewicz (1922) que tratava da distribuição da amplitude em amostras aleatórias de uma distribuição normal. A importância desse trabalho deriva de o conceito de distribuição de valores extremos ter sido claramente introduzido pela primeira vez¹⁵. No ano seguinte, Von Mises (1923) avaliou o valor esperado da distribuição e Dodd (1923) calculou a sua mediana, discutindo também algumas distribuições não normais. De maior relevância direta, o trabalho de Fréchet (1927) fez com que as distribuições assintóticas dos valores extremos fossem consideradas. No ano seguinte, Fisher e Tippett (1928) publicaram os resultados de uma pesquisa independente sobre o mesmo problema. Enquanto Fréchet (1927) tinha identificado uma distribuição limite possível para a estatística de maior ordem, Fisher e Tippett (1928) demonstraram que as distribuições de limite extremo só podem ser um dos três tipos. Tippett (1925) já havia estudado a função de distribuição cumulativa exata e momentos da estatística de maior ordem e da faixa de amostra de uma população normal. Von Mises (1936) apresentou algumas condições simples visando à convergência da estatística de extremos para cada um dos três tipos de distribuições limites estabelecidas anteriormente por Fisher e Tippett (1928). Gnedenko (1943) apresentou uma fundamentação rigorosa para a teoria do valor extremo, que proporcionou condições necessárias e suficientes para a convergência das estatísticas de ordem extrema.

Mejzler (1949), Marcus e Pinsky¹⁶ (1969) e Haan (1970, 1971) refinaram o trabalho de Gnedenko (1943). Um trabalho importante, mas pouco conhecido foi o de Juncosa (1949) que estende os resultados de Gnedenko (1943) para o caso de as variáveis não serem independentes e identicamente distribuídos (*i.i.d.*). Apesar do forte interesse teórico, os resultados de Juncosa (1949) não parecem ter muita utilidade prática. O fato de poder vir a ocorrer uma distribuição assintótica de natureza muito geral não fornece muita orientação para aplicações práticas.

¹⁵ Em seu livro clássico, E.J. Gumbel (1958) dedica um capítulo à memória de L. Von Bortkiewicz.

¹⁶ Desconheciam o resultado Mejzler (1949)

A evolução teórica dos anos 1920 e meados de 1930 foi acompanhada, no final de 1930 e 1940, por uma série de trabalhos sobre aplicações práticas da estatística de valores extremos. Gumbel (1937a, 1937b, 1941, 1944, 1945, 1949a), estudou a distribuição do tempo de vidas humanas, emissões radioativas e análise de inundações. Weibull (1939a, 1939b) pesquisou sobre a resistência dos materiais. Nordquist (1945) analisou abalos sísmicos e Potter (1949) verificou a distribuição de chuvas. Do ponto de vista da aplicação, Gumbel (1958) fez várias contribuições significativas para a análise de valores extremos.

Kotz e Nadarajah (2000) descrevem que até o ano de 1999, havia mais de mil artigos científicos que envolviam, de modo direto ou indireto, a distribuição de valores extremos. A vasta bibliografia existente serve de testemunho da grande aplicabilidade das distribuições de valores extremos e seus processos, mas também pode indicar falta de coordenação entre os pesquisadores e a duplicação inevitável dos resultados, aparecendo em diversas publicações.

2.5.4 Aplicações da TVE em Finanças

Van den Goorbergh e Vlaar (1999) compararam várias abordagens para o cálculo do *VaR*, incluindo simulação histórica, teoria dos valores extremos não-condicional e vários modelos GARCH, com a distribuição normal (*RiskMetrics*) e inovações *t*. Usando dados do índice *Dow Jones* da bolsa holandesa, eles encontraram que: (i) os métodos condicionais (modelos GARCH), sugerem que a principal característica dos retornos para a avaliação do *VaR* é o *cluster* de volatilidade; (ii) a distribuição *t* condicional tem um ajuste melhor em relação à distribuição normal, indicando que a distribuição captura as caudas pesadas, elemento essencial para uma mensuração mais acurada do *VaR*. O modelo GARCH com inovações *t* foi o de melhor performance para as probabilidades consideradas.

McNeil e Frey (2000) compararam o método condicional da teoria dos valores extremos com modelos GARCH com distribuição normal ou inovações *t*. Eles constataram que o modelo condicional da *TVE* provê uma melhor estimativa do *VaR* em relação ao GARCH com inovações normais. O teste não rejeita a hipótese de que as duas abordagens são capazes de capturar tanto o *cluster* de volatilidade quanto as caudas pesadas da distribuição, isto é, o método GARCH-TVE e o modelo GARCH com inovações *t*.

Engle e Manganelli (2001) pesquisaram e avaliaram a performance dos modelos mais difundidos da metodologia *VaR*, com foco nas suas premissas e falhas lógicas. Nesta perspectiva eles demonstraram que a Simulação Histórica e seus variantes podem ser

considerados como casos especiais do *CAViaR* (*Conditional Autoregressive Value at Risk*). O trabalho contribuiu com duas metodologias originais. A primeira foi a utilização da teoria dos valores extremos no modelo *CAViaR*. A segunda demonstrou a estimação do *expected shortfall* (perda esperada, dado que o retorno excedeu o *VaR*) usando regressão.

Ledoit, Santa-Clara e Wolf (2002) compararam o desempenho de várias técnicas no contexto de um portfólio de larga escala. Mais precisamente, trabalhando com um grande número de retornos de ativos, eles computaram a matriz de covariância usando diferentes abordagens e então calcularam o *VaR* assumindo uma distribuição *t* para os retornos do portfólio. Eles constataram que as várias técnicas utilizadas (incluindo CCC, BEKK e GARCH) possuem bom desempenho para a mensuração do *VaR* de forma não-condicional.

Monteiro e Silva (2002) analisaram o mercado acionário Português e observaram que durante os períodos de maior volatilidade, a tradicional abordagem paramétrica normal não-condicional subestima a exposição ao risco de mercado para níveis de confiança elevados, aumentando o erro de estimação à medida que se desloca para a cauda da distribuição. Esta característica é devida à não normalidade dos retornos. Estes resultados sugerem que as distribuições tendem a apresentar caudas mais densas durante os períodos de instabilidade financeira, exibindo retornos negativos extremos com frequência superior ao esperado, sob a hipótese de normalidade. A característica mais importante dos retornos do mercado acionário para o modelagem do *VaR* é o efeito de aglomeração da volatilidade. Este efeito pode ser eficazmente acomodado através do processo GARCH. Este processo reduz a taxa de insucesso na previsão do *VaR*, em especial durante os períodos de maior volatilidade. A utilização da teoria dos valores extremos para acomodar a massa de probabilidade adicional e estimar os respectivos índices de cauda, associada à utilização da distribuição *t*-student, tem maior capacidade para capturar o risco de perda adicional presente em períodos de maior volatilidade.

Brooks *et. al.* (2005) comparam diferentes modelos de valor extremo para a determinação do *VaR* em três contratos futuros negociados na LIFFE (*London International Financial Futures Exchange's*). Uma abordagem semi-paramétrica é proposta onde os eventos da cauda são modelados pela Distribuição Generalizada de Pareto (DGP) e as condições normais de mercado são capturadas através da função de distribuição empírica. Os *VaR* estimados por estas abordagens são comparados com os de valor extremo de padrão não paramétrico e com os calculados a partir do *bootstrapping* de densidade incondicional e

bootstrapping de um modelo GARCH (1,1). Os resultados indicam que a abordagem do valor extremo semi-paramétrico produz resultados superiores a outros métodos.

Giot e Laurent (2003) investigaram mais especificamente a abordagem GARCH e consideraram várias distribuições de probabilidade. Eles destacaram que, pelo menos para alguns retornos, a assimetria da distribuição conseguiu capturar o *VaR*. De fato, eles encontraram evidências de que, para os índices NASDAQ e NIKKEI, o modelo GARCH com inovações t não mensura adequadamente o *VaR*. Em contraste, o modelo com inovações t assimétricas tem bom desempenho. Quando estendido para os conjuntos multivariados, o modelo assimétrico com inovações t demonstra medidas precisas para o *VaR*.

Fernandez (2003) estimou o *VaR* para três índices norte-americanos (S&P 500, Wilshire 5000, Russell 3000) utilizando modelos GARCH e GARCH-TVE. Os resultados demonstram que a TVE supera o modelo GARCH com inovações da distribuição normal. Os modelos GARCH com estimativas não-paramétricas de quantis também apuram modelos *VaR* mais precisos do que a suposição de normalidade condicional.

Harmantzis, Miao e Chien (2005) testaram a performance de diferentes modelos de *VaR* e *Expected Shortfall* (ES). Os modelos utilizados foram a teoria dos valores extremos (TVE), os modelos estáveis de Pareto, distribuição normal e a abordagem histórica. Dez conjuntos de dados, três tamanhos de janelas e dois níveis de confiança foram considerados, isso para que a comparação dos resultados fosse confiável. Na estimativa do *VaR*, os resultados demonstram que os modelos de caudas pesadas podem estimar os riscos de forma mais precisa. Para o ES, a simulação histórica e o excesso acima de um limiar (*POT - Peak Over Threshold*) sugeriram estimativas mais corretas. A distribuição subestima o ES, enquanto que os modelos estáveis superestimam o ES.

Bekiros e Georgoutsos (2005) conduziram uma avaliação comparativa do desempenho preditivo de vários modelos *VaR*. O artigo focou em duas metodologias da Teoria dos Valores Extremos: *POT (Peaks over Threshold)* e *BM (Blocks Maxima)*. Os autores utilizaram como *proxy* para a carteira de ativos, os índices *Dow Jones Industrial Average* (DJIA) e *Cyprus Stock Exchange* (CSE), com a intenção de comparar a performance de várias técnicas de estimação, em mercados de diferentes níveis de capitalização e práticas de negociação. Os resultados reforçam o entendimento prévio no qual os altos níveis de confiança dos procedimentos metodológicos baseados na TVE produzem previsão de perdas extremas mais precisas.

Marinelli, Addona e Rachev (2006) compararam, utilizando *backtesting*, o desempenho de modelos univariados de *VaR* e *Expected Shortfall (ES)*, com base em leis estáveis e em teoria de valores extremos (*TVE*). Os resultados numéricos indicam que os modelos de α -estáveis tendem a superar a pura *TVE* na estimativa do *VaR*, especialmente em relação ao método “bloco máximo”, enquanto que o método de excesso acima de um limiar (*POT - Peak Over Threshold*) passa a ser preferível na estimativa do *Expected Shortfall*. Também foram encontradas evidências empíricas de que alguns métodos de *TVE* semi-paramétricos tiveram bom desempenho na estimativa do *VaR*.

Marimoutou, Raggad e Trabelsi (2009) estudaram a volatilidade dos preços do petróleo tendo o *VaR* como referência de mensuração do risco. Os autores testaram diferentes metodologias, como *TVE* condicional e não-condicional, GARCH, Simulação Histórica comum e com filtro. Os resultados demonstraram que ambos os procedimentos, *TVE* condicional e Simulação histórica com filtro, ofereceram os melhores resultados em relação aos métodos convencionais.

3.0 DESENVOLVIMENTO E FORMULAÇÃO DAS HIPÓTESES DA PESQUISA

As hipóteses de pesquisa são a operacionalização do objetivo do trabalho, além de demonstrar a resposta ao problema da pesquisa. A teoria que suporta todo o método e o problema de pesquisa será de fundamental importância para a explicação dos resultados obtidos com o teste das hipóteses. Neste estudo, podem-se sintetizar os aspectos centrais em três blocos: o teste de precisão dos modelos convencionais e não convencionais; a investigação em momentos de crise sistêmica quanto ao comportamento do *VaR* e a análise do diferentes métodos do *VaR* em países com economias desenvolvidas e emergentes.

Neste estudo serão utilizadas quatro formas diferentes de mensuração do *VaR*, ditas convencionais: (i) o modelo normal linear, que assume normalidade multivariada na distribuição dos retornos dos fatores de risco, e distribuição linear da carteira; (ii) o modelo de simulação histórica, que utiliza uma grande quantidade de dados históricos para estimar o *VaR* e faz suposições mínimas sobre a distribuição de fatores de risco e retorno; (iii) a simulação de Monte Carlo, que em sua forma mais básica faz suposições semelhantes ao modelo *VaR* normal linear; e (iv) EWMA, que considera pesos diferentes para o cálculo da volatilidade. Em contraposição a esses modelos, será utilizada a Teoria dos Valores Extremos (TVE), chamada aqui de metodologia não convencional.

Para atender aos objetivos desta pesquisa, são formuladas algumas hipóteses para serem analisadas:

H1: Com base no teste de Kupiec, o método VaR que utiliza a Teoria dos Valores Extremos (TVE) é mais preciso que os demais métodos utilizados.

H2: Em períodos de crises sistêmicas, o método VaR que utiliza a Teoria dos Valores Extremos (TVE), capta melhor as perdas incorridas do que os demais métodos utilizados.

H3: Considerando dois grupos de países, desenvolvidos e emergentes, existem diferenças significativas no Value at Risk (VaR) dentre os métodos utilizados.

Para testar as hipóteses descritas acima, serão calculadas as perdas máximas esperadas pelo *VaR* de forma diária, considerando os quatro métodos convencionais e os não convencionais com TVE, para os índices de mercado que representam os países analisados.

Para medir o desempenho de cada metodologia será utilizado o *backtest*, que objetiva

verificar qual dos modelos *VaR* é mais acurado em suas estimativas. Este teste é feito utilizando toda a amostra de dados e dividindo-a em sub-amostras, que serão analisadas por meio de janelas móveis. As janelas são construídas com o objetivo de acompanhar as perdas previstas com as perdas incorridas, que se aproximam de uma distribuição binomial. O retorno real, excedendo a perda esperada, é a possibilidade de falha do modelo que está embutida no nível de confiança desejado. Sendo assim, este comportamento se aproxima de um processo Bernoulli, atribuindo uma variável dicotômica que representa o excesso em relação a perda máxima calculada pelo *VaR*, ou não, no caso de o retorno permanecer dentro do limite esperado.

Em todas as séries históricas dos diversos países analisados será feita análise minuciosa de períodos considerados turbulentos por efeitos de crises sistêmicas. A suspeita é de que nestes períodos o *VaR* não consiga captar o volume de perda, principalmente para as três metodologias convencionais que consideram a distribuição normal para os retornos do ativo. O que se tem evidenciado é que esta distribuição tende a valores extremos. Neste caso, os modelos não convencionais tendem a ser mais eficazes na previsão das perdas máximas. Mesmo assim, com toda a capacidade de previsão estatística que a TVE proporciona, pode ser que esta não consiga melhorar o modelo *VaR* o suficiente para prever as crises extremas.

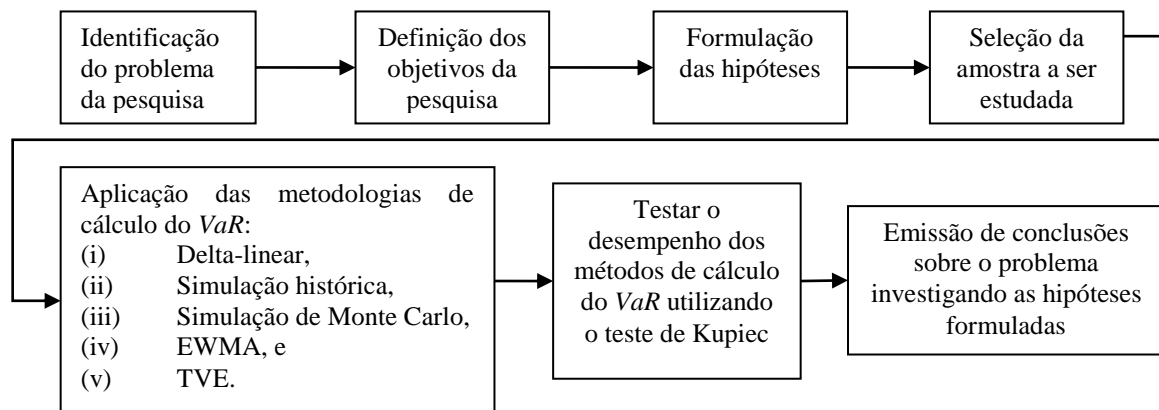
A utilização de diversos indicadores de mercado, representando países diversos, com economias desenvolvidas e emergentes, tem como foco, considerando o diferente estágio de desenvolvimento econômico, investigar como as metodologias utilizadas para o cálculo do *VaR* (convencionais e não convencionais) se comportam em diferentes padrões econômicos. Cabe salientar, que no estágio atual, o paradigma econômico vem mudando, uma vez que economias emergentes, como os BRICS são as grandes responsáveis pelo crescimento econômico mundial, ao passo que países considerados desenvolvidos, como alguns europeus, estão passando por dificuldades econômicas principalmente em função do endividamento público.

As volatilidades extremas são as principais causadoras de problemas no gerenciamento de risco com base no *Value at Risk*. Assim, a Teoria dos Valores Extremos surgiu como uma importante ferramenta para o ajuste do *VaR*. A TVE tem melhor desempenho nas caudas pesadas das distribuições, com isso, optou-se neste estudo por trabalhar também com o nível de confiança de 99,9%; aumentando o poder de explicação deste método, por nesta área de probabilidade se encontrar os dados mais extremos. Espera-se, neste caso, que o EVT – *VaR* tenha desempenho superior aos demais métodos.

4.0 METODOLOGIA

A metodologia de pesquisa a ser utilizada nesta pesquisa pode ser esquematicamente representada conforme demonstra a figura a seguir:

Figura 3: Etapas Metodológicas da Pesquisa



Fonte: Elaboração do autor

4.1 Seleção e composição da amostra

A amostra utilizada para a consecução dos testes empíricos será composta dos principais índices de mercado dos países componentes do BRICS, considerados emergentes, e do G-7, tidos como desenvolvidos, no período de 1990 a 2011. O banco de dados utilizado, com informações diárias dos índices, foi o DATASTREAM da Thomson Reuters¹⁷. A seguir, os países e os respectivos índices das bolsas.

Quadro 2: Países componentes da amostra

Emergentes (BRICS)		Desenvolvidos (G7)	
País	Índice	País	Índice
África do Sul	FTSE/JSE All Share	Alemanha	DAX 30 Performance
Brasil	Ibovespa	Canadá	S&P/TSX Composite Index
China	Shanghai SE Composite	Estados Unidos	Dow Jones
Índia	India BSE (100) National	França	CAC 40
Rússia	RTS Index	Itália	Milan Comit General
		Reino Unido	FTSE 100
		Japão	TOPIX

Fonte: www.imf.org

O FTSE/JSE África Index Series foi resultado de uma joint venture entre a JSE (Johannesburg Stock Exchange) e o Grupo FTSE, líder mundial na criação e gestão de índices. A série trouxe consigo uma mudança na filosofia e metodologia de cálculo dos

¹⁷ Deve-se ressaltar que o DATASTREAM já faz correção dos dados.

índices e classificação de setores. O FTSE/JSE África Index Series substituiu o índice JSE no dia 24 de junho de 2002. A FTSE e JSE forneceram dados históricos dos índices para o período de julho de 1995 a dezembro de 2001 e os valores indicativos de 02 de janeiro a 21 de Junho.

O Índice Bovespa é o mais importante indicador do desempenho médio das cotações do mercado de ações brasileiro. Sua relevância advém do fato de o Ibovespa retratar o comportamento dos principais papéis negociados na BM&FBOVESPA e também de sua tradição, pois o índice manteve a integridade de sua série histórica e não sofreu modificações metodológicas desde sua implementação em 1968.

O *Shanghai Stock Exchange Composite Index* é um índice de capitalização ponderada. O índice acompanha o desempenho do preço diário de todas as ações tipo A e B listadas na *Shanghai Stock Exchange*. O índice foi criado em 19 de dezembro de 1990 com um valor base de 100.

O lançamento do SENSEX, em 1986, foi seguido mais tarde, em janeiro de 1989, pela introdução do BSE Índice Nacional (Base: 1983-1984=100). Foi composto por 100 ações listadas nas cinco principais bolsas de valores da Índia: Mumbai, Calcutá, Delhi, Ahmedabad e Madras. O Índice Nacional BSE foi renomeado BSE-100 Index em 14 de outubro de 1996, e desde então ele está sendo calculado apenas considerando os preços das ações listadas na BSE (*Bombay Stock Exchange*).

O RTS (*Russian Trading System Stock Exchange*) é um índice ponderado pela capitalização das ações no mercado, sendo calculado em USD (dólar norte-americano). A lista de ações que compõe o índice é revista trimestralmente pelo Comitê de Informação do RTS. O índice foi criado com um valor base de 100, a partir de 1 de setembro de 1995. A Standard & Poors adicionou o índice RTS para a sua carteira global em 2006.

O DAX (*Deutscher Aktien Index*) é um índice *blue chip* do mercado de ações alemão, formado pelas 30 maiores empresas da Bolsa de Frankfurt. Os preços são tomados a partir do sistema eletrônico de negociação *Xetra*. Segundo o operador *Xetra*, o DAX mede o desempenho das 30 maiores alemãs em termos de volume e capitalização de mercado. A data base para o DAX é 30 de dezembro de 1987 e foi iniciado a partir de um valor inicial de 1.000. O sistema *Xetra* calcula o índice a cada segundo, desde 1 de janeiro de 2006.

O *S&P/TSX Composite Index* representa o preço das ações das maiores empresas listadas na Bolsa de Toronto (TSX), com base na capitalização de mercado. As empresas da Bolsa de Valores de Toronto listadas neste índice compreendem cerca de 70% da

capitalização do mercado para todas as empresas sediadas no Canadá. Ele substituiu o índice anterior, TSE 300.

O *Dow Jones Industrial Average* (DJIA) foi criado em 1896 pelo editor do *The Wall Street Journal* e fundador do *Dow Jones & Company*, Charles Dow. É o segundo mais antigo índice dos Estados Unidos. O índice Dow Jones é, ao lado do *Nasdaq Composite* e do S&P 500, um dos principais indicadores dos movimentos do mercado americano. O cálculo deste índice é bastante simples e é baseado na cotação das 30 maiores e mais importantes empresas dos Estados Unidos.

O índice da bolsa francesa, CAC 40, cujo nome deriva da expressão *Cotation Assistée en Continu*, é uma relação das companhias abertas de melhor desempenho financeiro no país. O índice é baseado na capitalização ponderada de 40 empresas listadas na Bolsa de Paris. Foi desenvolvido com um nível básico de 1.000, em 31 de dezembro de 1987.

O FTSE 100 é um índice ponderado das 100 empresas mais capitalizadas que negociam na *London Stock Exchange*. O índice foi desenvolvido com um nível de base de 1000, em 3 de janeiro de 1984. É o índice mais utilizado do Grupo FTSE, e é frequentemente relatado (por exemplo, em boletins de notícias do Reino Unido) como uma medida de prosperidade dos negócios.

O Milan Comit General é um dos principais índices da bolsa italiana, que tem sua sede em Milão. A bolsa italiana foi vendida em 1997 para um consórcio de bancos e operada como uma sociedade anônima, entre janeiro de 1998 e outubro de 2007, quando foi fundida com o *London Stock Exchange Group*, em uma aquisição de todas as ações. A partir daí os índices representativos das empresas da bolsa, começaram a utilizar a terminologia FTSE.

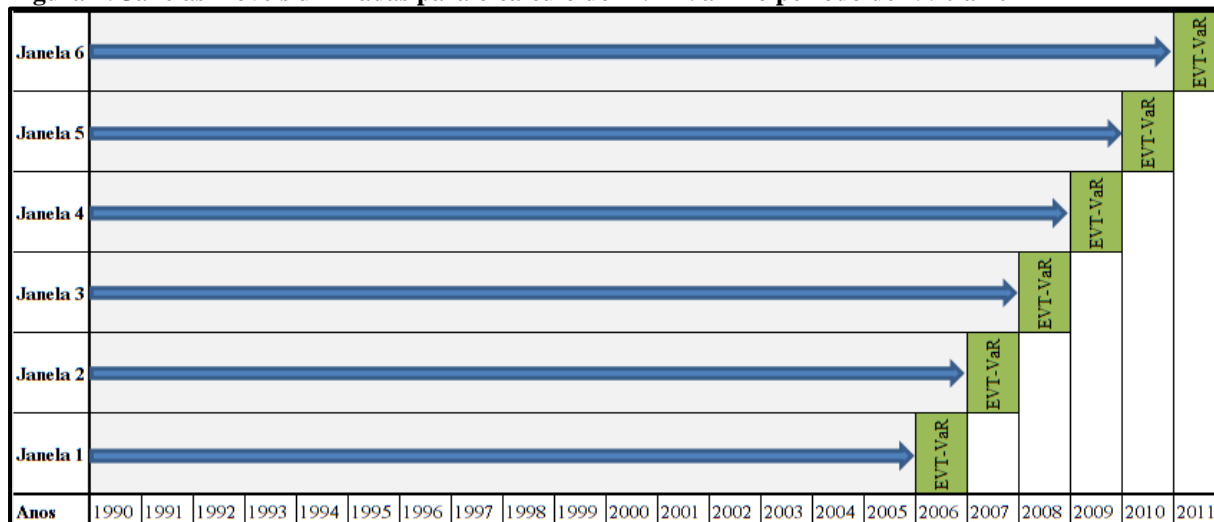
O Tokyo Stock Price Index, comumente conhecido como Topix, juntamente com o Nikkei 225, é comumente utilizado para monitorar o comportamento do mercado de ações no Japão. O Topix acompanha todas as empresas nacionais que estão na Primeira Seção da *Tokyo Stock Exchange (TSE)*.

4.2 Formação das janelas para o cálculo do VaR

Diante da perspectiva de comparação entre modelos de *Value-at-risk*, duas abordagens de estimação necessitaram ser feitas. Para o cálculo do EVT-VaR, em função de sua característica de estimação, utilizou-se uma janela inicial que compreende o período de 1990 a 2005, sendo que, o EVT-VaR estimado com os dados deste período, foi projetado para todo

o ano de 2006. Assim, cada ano analisado foi incorporado à janela, como demonstra a figura a seguir, até o período final de análise, de 1990 a 2010, com resultados projetados para 2011.

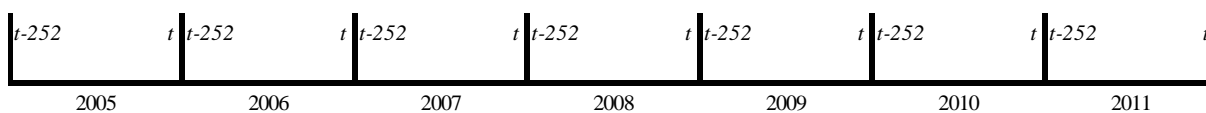
Figura 4: Janelas móveis utilizadas para o cálculo do EVT-VaR no período de 1990 a 2011



Fonte: Elaboração própria

Para os demais métodos (simulação histórica, simulação de Monte Carlo, delta-linear e EWMA), a janela construída foi de 252 dias correspondendo a um ano. Deste modo, no período t , os dados utilizados iriam até $t - 252$, sendo assim, a janela se movia a cada dia, acrescentando o $t+1$ e retirando o $t - 252$. A figura 5, demonstra esta metodologia.

Figura 5: Janelas móveis utilizadas para o cálculo dos métodos convencionais no período de 2005 a 2011



Fonte: Elaboração própria

4.3 Estimando o VaR

4.3.1 VaR paramétrico – Delta Normal

O método delta-normal é a abordagem mais simples do *Value-at-Risk*. O referido método assume que a exposição aos fatores de risco é linear e normalmente distribuída.

Para Jorion (2003), como o retorno da carteira é uma combinação linear de variáveis normais, a variância da carteira, utilizando notações do cálculo matricial, é dada por:

$$\sigma^2(R_{p,t+1}) = x'_t \sum_{t+1} x_t \quad (16)$$

Onde \sum_{t+1} é a matriz de covariância estimada de acordo com o horizonte de análise, x_t é o vetor que representa a série de dados e x'_t é seu vetor transposto.

Se a volatilidade do portfólio é mensurada em unidades monetárias, o *VaR* é diretamente obtido pelo desvio-padrão normal, α , correspondente ao intervalo de confiança c :

$$VaR = \alpha \sigma(R_{p,t+1}) \quad (17)$$

Assim, tem-se o *VaR* diversificado, porque ele é responsável pelos efeitos da diversificação. Em contraste, o *VaR* não diversificado é simplesmente a soma dos *VaR* individuais para cada fator de risco. O *VaR* não diversificado assume que todos os preços vão se mover no mesmo sentido simultaneamente, o que não condiz com a realidade.

A abordagem do *RiskMetrics* é basicamente similar ao delta-normal. A única diferença é que os retornos dos fatores de risco são mensurados como logaritmos da razão entre os preços, ao invés das taxas de retornos.

O principal benefício desta abordagem é sua simplicidade, que também pode ser considerada como uma desvantagem. O método delta-linear não considera efeitos não lineares, como os encontrados nas opções. Pode acontecer de o *VaR* calculado por este método estar subestimado em virtude da ocorrência de observações extremas, por causa de sua dependência da distribuição normal.

4.3.2 Simulação Histórica

A Simulação Histórica (SH) é um método de avaliação completo. Ele consiste em voltar no tempo, por exemplo, nos últimos 250 dias, e aplicar os pesos atuais para uma série temporal de retornos históricos do ativo.

Definindo o tempo atual como t , observa-se os dados de 1 para t . O valor do portfólio atual é P_t , em que a função dos fatores de risco no tempo atual, pode ser descrito como:

$$P_t = P[f_{1,t}, f_{2,t}, \dots, f_{N,t}] \quad (18)$$

Os movimentos da amostra da distribuição histórica, sem substituição, podem ser representados na equação a seguir:

$$\Delta f_i^k = \{\Delta f_{i,1}, \Delta f_{i,2}, \dots, \Delta f_{i,t}\} \quad (19)$$

Assim, podem-se construir valores hipotéticos, a partir de um dado atual:

$$f_i^k = f_{i,t} + \Delta f_i^k \quad (20)$$

Os quais são usados para construir um valor hipotético do portfólio atual considerando o novo cenário, usando a equação (18):

$$P^k = P[f_1^k, f_2^k, \dots, f_N^k] \quad (21)$$

Agora podem ser calculadas as mudanças nos valores do portfólio de uma posição atual $R^k = (P^k - P_t)/P_t$. Desta forma, são ordenados os retornos t , escolhendo o *quantil* c^{th} , que corresponde a $R_p(c)$. O VaR é obtido pela diferença entre a média e o *quantil*:

$$VaR = AVE[R_p] - R_p(c) \quad (22)$$

A vantagem deste método é que não faz nenhuma suposição sobre a distribuição dos retornos do ativo, sendo assim, pode incluir as caudas pesadas. A principal desvantagem consiste na confiança de um curto período histórico para inferir os movimentos nos preços. Se esta janela de dados não contém alguns movimentos de mercado, o que é provável, os riscos podem ser desconsiderados (JORION, 2003).

4.3.3 Simulação de Monte Carlo

O método de Simulação de Monte Carlo é basicamente similar à Simulação Histórica, exceto nos movimentos dos fatores de risco que são gerados pelo esboço de alguma distribuição de probabilidade. Substituindo a equação (13), observa-se:

$$\Delta f^k \sim g(\theta), \quad k = 1, \dots, K \quad (23)$$

Onde g é a distribuição conjunta (normal ou t de *Student*), que representa todos os fatores de risco, e θ são os parâmetros requeridos. A Simulação de Monte Carlo gera uma amostra com números pseudo-aleatórios. Estes podem ser utilizados para o gerenciamento de riscos, com base na distribuição de probabilidades dos retornos, que são classificados para calcular o *VaR* desejado.

Este método é mais flexível, mas necessita de grande capacidade computacional. A simulação de Monte Carlo pressupõe algumas suposições sobre o processo estocástico e o entendimento da sensibilidade dos resultados para estas suposições, estando sujeita ao modelo de risco.

A volatilidade dos dados gerados pela Simulação de Monte Carlo é inerente à aleatoriedade da amostra. Diferentes números aleatórios irão levar a resultados diferentes. Pode ser necessário um grande número de interações para convergir para uma medida estável do *VaR*. Note-se que, quando todos os fatores de risco têm uma distribuição normal e as exposições são lineares, o método deve convergir para o *VAR* produzido pela abordagem delta-normal.

Resumindo, a sequência de passos para a utilização da Simulação de Monte Carlo no gerenciamento de risco seria:

1. Escolher o processo estocástico (incluindo a distribuição e seus parâmetros).
2. Gerar uma pseudo-sequência de variáveis $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$, das quais são calculadas os preços como $S_{t+1}, S_{t+2}, \dots, S_{t+n} = S_T$.
3. Calcular o valor do portfólio $F_T(S_T)$ em relação a série gerada em um horizonte alvo.
4. Repetir os passos 2 e 3 quantas vezes forem necessárias, sendo K o número de replicações.

Estes passos criarão uma distribuição de valores, F_T^1, \dots, F_T^K , os quais poderão ser utilizados para calcular o *VaR*. O c^{th} é mensurado como o quantil $Q(F_T, c)$ e seu valor médio é $Ave(F_T)$. O *VaR* é definido como o desvio do valor esperado na data alvo, sendo assim, pode-se estimá-lo usando a seguinte equação:

$$VaR(c) = Ave(F_T) - Q(F_T, c) \quad (24)$$

4.3.4 EWMA - *RiskMetrics*

O *RiskMetrics* utiliza o modelo de média móvel ponderada exponencialmente (EWMA) para prever variâncias e covariâncias (volatilidades e correlações) da distribuição normal multivariada. Esta abordagem é uma melhoria em relação ao método tradicional (desvio-padrão) de previsão da volatilidade que se baseia em médias móveis fixas, com pesos iguais.

Segundo o JP Morgan (1996) uma maneira de capturar as características dinâmicas de volatilidade é a utilização de média móvel exponencial de observações históricas, onde as últimas observações levam o maior peso na estimativa da volatilidade. Esta abordagem tem duas vantagens importantes sobre o modelo igualmente ponderado. Primeiro, a volatilidade reage mais rapidamente aos choques no mercado pois os dados recentes têm mais peso do que os dados em um passado distante. Em segundo lugar, na sequência de um choque (um grande retorno), a volatilidade declina exponencialmente à medida que o peso da observação do choque cai. Em contraste, a utilização da média móvel leva a alterações relativamente bruscas no desvio padrão, uma vez que o choque está fora da amostra de medição, a qual, na maioria dos casos, pode ser de vários meses após a sua ocorrência.

Para um dado conjunto de retornos, T , as equações a seguir apresentam as formas usadas para calcular a forma igual e exponencialmente ponderada da volatilidade (desvio padrão).

$$\text{Iguamente ponderada} \quad \sigma = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_t - \bar{r})^2} \quad (25)$$

$$\text{Exponencialmente ponderada} \quad \sigma = \sqrt{(1 - \lambda) \sum_{t=1}^T \lambda^{t-1} (r_t - \bar{r})^2} \quad (26)$$

Na comparação entre os dois estimadores (igual e exponencial), o modelo de média móvel exponencialmente ponderada depende do parâmetro λ ($0 < \lambda < 1$), que é referido como o fator de decaimento. Este parâmetro determina os pesos relativos que são aplicados às observações (retornos) e a quantidade eficaz de dados usados na estimativa da volatilidade.

O modelo EWMA insere ponderações geometricamente declinantes nas informações passadas, atribuindo maior importância a observações recentes. Assim a variância condicional pode ser escrita da seguinte forma:

$$h_t = (1 - \lambda)[r_{t-1}^2 + \lambda r_{t-2}^2 + \lambda^2 r_{t-3}^2 + \dots] \quad (27)$$

Portanto, os pesos diminuem a uma taxa geométrica. Quanto menor for λ , menor será o peso dado às informações mais antigas. O *Riskmetrics*¹⁸ tem adotado $\lambda = 0,94$ para dados diários e $\lambda = 0,97$ para dados mensais. Neste estudo, os dados foram diários.

Este modelo é um caso especial do processo GARCH, onde α_0 é definido como sendo igual a 0, e $\alpha_1 + \beta = 1$. O modelo tem, portanto, a persistência permanente. Choques na volatilidade não se deterioram, quando a persistência é 1. Assim, a extrapolação de longo prazo do GARCH e modelos EWMA podem dar previsões bastante diferentes. Ao longo de um horizonte de um dia, no entanto, os dois modelos são bastante semelhantes e muitas vezes indistinguíveis um do outro.

4.4 Value at Risk extremo – EVT VaR

O modelo fundamental da TVE descreve o comportamento dos máximos e mínimos de uma distribuição, considerando uma amostra de n observações de retornos diários (x_1, \dots, x_n) onde as perdas são expressadas como números positivos. É feito o ordenamento das perdas como (m_1, \dots, m_n) de tal forma que $m_n = \max(x_1, \dots, x_n)$ é a pior perda na amostra e $m_1 = \min(x_1, \dots, x_n)$ é o maior ganho. Neste caso, o VaR pode ser calculado modelando as perdas extremas m_n .

Para Wong (2011) a função de distribuição cumulativa (CDF)¹⁹ da variável X é indicada como $F(x)$. Assumindo que os máximos são *i.i.d.*, a CDF de m_n isto é $F_n(x)$ pode ser derivada da seguinte expressão:

$$F_n(x) = P[m_n \leq x] \quad (28.0)$$

$$F_n(x) = P(m_1 \leq x, m_2 \leq x, \dots, m_n \leq x) \quad (28.1)$$

¹⁸ Documento técnico JP Morgan (1996)

¹⁹ Sigla em inglês da expressão – *cumulative distribution function*

$$F_n(x) = \prod_{i=1}^n P(m_i \leq x) \quad (28.2)$$

$$F_n(x) = \prod_{i=1}^n F(x) \quad (28.3)$$

$$F_n(x) = [F(x)]^n \quad (28.4)$$

Entretanto este resultado está corrompido, pois a função perde utilidade à medida que n aumenta. Pode-se evitar este problema modelando o máximo padronizado, como a seguir:

$$m^* = (m_n - b_n)/a_n \quad (29)$$

Onde $\{b_n\}$ e $\{a_n\}$ são sequências de números reais e $a_n > 0$. A idéia é encontrar $\{b_n\}$ e $\{a_n\}$ de modo que a distribuição de m^* convirja para uma função de distribuição cumulativa (CDF) não corrompida quando $n \rightarrow \infty$. Esta função limitada é chamada de distribuição de valor extremo e é descrita pelo teorema de Fisher-Tippett (1928).

Como resultado a distribuição de valor extremo generalizada (GEV)²⁰ tem a seguinte função de densidade:

$$H_\alpha(x) = \begin{cases} \exp(-(1 + \alpha y)^{-1/\alpha}) & \alpha \neq 0 \\ \exp(-e^{-y}) & \alpha = 0 \end{cases} \quad (30)$$

Onde $y = (x - b)/a$ e $(1 + \alpha y) > 0$. Os parâmetros são: de formato (α), de posição (b) e de escala (a). A GEV abrange três distribuições, identificadas por Gnedenko (1943): a distribuição de Fréchet ($\alpha > 0$), Gumbel ($\alpha = 0$) e Weibull ($\alpha < 0$). A distribuição de Fréchet é de caudas pesadas e é mais útil para a modelagem de risco financeiro.

Gnedenko (1943) estabeleceu as condições necessárias e suficientes de forma que alguma distribuição de probabilidade tivesse o comportamento de sua cauda seguindo a uma destas três distribuições. Por exemplo, as distribuições normal e lognormal tendem para a

²⁰ Sigla em inglês para *generalized extreme value distribution*

distribuição de Gumbel; a T de Student e Pareto tendem a uma distribuição de Fréchet; e a distribuição uniforme tende a distribuição de Weibull.

O teorema de valor extremo complementa o teorema do limite central, o qual afirma que uma amostra suficientemente grande de variáveis aleatórias *i.i.d.* com média e variância finita seguirá aproximadamente uma distribuição normal. No mesmo sentido, a TVE descreve que o limite da distribuição de valores extremos, máximos ou mínimos, devem ser *i.i.d.* a medida que o número de observações aumenta.

Para a distribuição GEV, os três parâmetros – formato, posição, escala – são determinados pelos próprios dados. Os parâmetros podem ser estimados usando o método “bloco máximo”. Neste método, a amostra completa (com T dados) é dividida em g sub-amostras que não se sobrepõem, cada uma com n observações, de modo que $T = n \times g$. O máximo de cada sub-amostra é retirado $\{h_1, h_2, \dots, h_g\}$ e então são usados para se ajustar na distribuição GEV cujo parâmetros necessitam de informações. Assumindo que os máximos (h_i) são *i.i.d.*, pode-se utilizar o método de máxima verossimilhança para se estimar os parâmetros.

A abordagem bloco máximo não é eficiente na utilização de dados de mercado. Por exemplo, numa aplicação típica, onde são usados blocos anuais de 250 dias, supondo que estes dados possuem uma série temporal de 50 anos, significando apenas 50 pontos de máximo. Muitos mercados tem uma história curta, assim os resultados encontrados serão estatisticamente fracos.

Em função das limitações expostas com relação ao método de bloco máximo, será utilizado neste trabalho o método “excessos acima de um limiar” (POT) ²¹, pois é mais adequado a realidade desta pesquisa. Como afirma Wong (2011), o método POT é o mais utilizado para se estimar a GEV para a aplicação no cálculo do VaR.

No método POT, modelam-se os excessos (y) que estão acima de um limiar (u). O interesse neste caso está na probabilidade condicional do evento $y = x - u$ condicional ao retorno negativo $x > u$ (as perdas são definidas como positivas). Demonstrando teoricamente que se o máximo tem uma distribuição GEV, então os excessos y seguem uma Distribuição Generalizada de Pareto (GPD) ²² como demonstrado por Pickands, Balkema, De Haan (1974, 1975). A GPD é uma distribuição com dois parâmetros com CDF dado por:

²¹ Sigla em inglês para - *Peaks-over-thresholds*

²² Sigla em inglês para - *Generalized Pareto Distribution*

$$G_{\alpha,\beta}(y) = \begin{cases} 1 - (1 + \alpha y/\beta)^{-1/\alpha} & \alpha \neq 0 \\ 1 - \exp(-y/\beta) & \alpha = 0 \end{cases} \quad (31)$$

Onde $\beta > 0$, e $y \geq 0$ quando $\alpha \geq 0$; e $0 \leq y \leq -\beta/\alpha$ quando $\alpha < 0$.

O primeiro passo para estimar os parâmetros β e α é escolher um limiar (u) apropriado. Obviamente, o limiar não pode ser demasiadamente baixo, pois isto significa que os dados além do limiar irão se desviar da GPD. Se escolher um limiar excessivamente alto não haverá dados suficientes para fazer inferências estatísticas confiáveis. Nesta pesquisa, foi utilizado como limiar o retorno que se encontra no quinto percentil²³, abaixo (retornos mais negativos) deste limiar (u) foram encontrados os excessos (y).

Um caminho para se estimar os parâmetros da equação (31) anterior é utilizar o método de máxima verossimilhança. Pode ser demonstrado que a função *log-likelihood* para a GPD é dada por:

$$L(\alpha, \beta) = \begin{cases} -N \ln(\beta) - (1 + 1/\alpha) \sum_{i=1}^N \ln\left(1 + \frac{\alpha y_i}{\beta}\right) & \text{se } \alpha \neq 0 \\ -N \ln(\beta) - \left(\frac{1}{\beta}\right) \sum_{i=1}^N y_i & \text{se } \alpha = 0 \end{cases} \quad (32)$$

Nas aplicações na área financeira, o caso de $\alpha \neq 0$ é o primeiro interesse. Estima-se α e β que maximize $L(\cdot)$ para a amostra definida por N observações que excedam o limiar u , onde y_i são os dados que excedem o limiar.

Com os parâmetros estimados o passo seguinte é o cálculo do VaR. A equação (31) deve ser reescrita como uma função de retorno negativo x ao invés de y . Sendo assim, invertendo a CDF, o VaR pode ser calculado da seguinte forma (WONG, 2011):

$$VaR_q = u + \frac{\hat{\beta}}{\hat{\alpha}} \left(\left(\frac{n}{N} (1 - q) \right)^{-\hat{\alpha}} - 1 \right) \quad (33)$$

Onde N é o número de retornos negativos que excedem o limiar (u), n é o número total de observações, q é o nível de confiança para o VaR no quantil $(1 - q)$.

²³ Wong (2011) justifica a escolha do quinto percentil.

4.5 Teste de Kupiec - *backtest*

Para fazer o *backtest* é necessário criar um portfólio fixo, que pode ser chamado de “portfólio pretendente”²⁴, que será utilizado para avaliar a precisão do modelo *VaR*. O termo portfólio pretendente é usado para descrever um portfólio que representa uma exposição típica a fatores de risco subjacentes. Se o portfólio é expresso em termos de participação em certos ativos ou instrumentos, pode-se assumir que as ponderações ou participações são fixas para todo o *backtest*. O mais usual é expressar o portfólio em termos de mapeamento de fator de risco. Em cada caso – para uma estimativa dinâmica do *VaR* – a sensibilidade dos fatores de risco são constantes ao longo do *backtest*.

O resultado do *backtest* depende da composição do portfólio, tanto quanto da evolução dos fatores de risco e das suposições feitas sobre suas distribuições de retornos, quando à construção do modelo. Assim, é possível um mesmo modelo *VaR* ser aprovado no *backtest* do portfólio “Y”, mas falhar no *backtest* para o portfólio “X”, mesmo quando possuem idênticos fatores de risco subjacentes.

O *backtest* deve ser feito utilizando-se um grande período de dados históricos dos valores dos ativos ou dos fatores de risco. Caso contrário, o teste não terá o poder de rejeitar modelos *VaR* imprecisos e porque são necessários, para a base de dados do teste, grandes amostras não sobrepostas²⁵, sendo essas amostras usualmente constituídas com dados na frequência diária (ALEXANDER, 2008).

Para a execução do *backtest*, supondo que a estimativa do *VaR* está baseada em dados históricos, é necessário fixar um *período de estimação*, no qual é definida a amostra usada para estimar os parâmetros do modelo *VaR*. Para os modelos paramétrico linear, simulação de Monte Carlo e simulação histórica, pode-se utilizar pequenos períodos de estimação. No caso do modelo paramétrico linear, o período de estimação tende a aumentar com o horizonte de risco. Isso acontece porque pequenas amostras para a estimativa do *VaR* são mais sensíveis ao risco, isto é, respondem mais fortemente a mudanças nas condições atuais de mercado.

Para Alarcon (2005) uma abordagem preliminar para se testar os resultados consiste em se estimar o *VaR* ao nível de significância estabelecido e contar quantas vezes este é superado ao longo da amostra utilizada para o *backtest*. Desta maneira, quão mais perto for a frequência de superação do nível de significância para o qual se está estimando o *VaR*, melhor é o modelo. Ocorre que, geralmente, a estimativa do *VaR* costuma ser superada por

²⁴ Tradução própria de “*candidate portfolio*” – (Alexander, 2008 p. 332)

²⁵ Tradução própria de “*non-overlapping sample*”

aqueles valores situados mais próximos ao extremo da distribuição e que, deste modo, apresentam menores probabilidades de ocorrência. Como são essas as observações que costumam causar maiores “estragos financeiros”, maior atenção deve ser concedida justamente para estes casos.

A aferição dos resultados dos modelos de VaR apresentados nos itens seguintes deste trabalho é realizada com base no teste proposto por Kupiec (1995). Em seu artigo o autor desenvolveu um procedimento estatístico para avaliar a acurácia das estimativas de valores extremos situados nas caudas da distribuição de retornos financeiros. A técnica consiste em contrapor as estimativas de perdas potenciais com os retornos efetivamente observados na amostra, utilizando-se, para tanto, de um processo de “aferição retroativa” para quantificar o percentual de falhas de ocorrência ao longo da amostra (ARAÚJO; ET AL., 2003).

O procedimento de *backtest* empreendido neste trabalho está de acordo com as diretrizes e recomendações contidas em documento elaborado pelo Comitê da Basileia especificamente com este propósito. Ou seja, conta-se o número de dias em que os resultados observados na amostra foram “piores” do que podia supor a estimativa do *VaR* e divide-se este número pelo tamanho da amostra em análise, obtendo-se a taxa ou percentual de falhas de ocorrência. Em seguida, esse percentual é comparado ao nível de significância pré-especificado para o cálculo do *VaR*; se estes valores forem muito próximos, diz-se que o modelo de predição do *VaR* apresenta acurácia significativa; caso estes valores difiram substancialmente entre si, o modelo deve ser rejeitado (GOORBERGH; VLAAR, 1999).

O teste de razão de verossimilhança (*likelihood ratio* – doravante LR), desenvolvido por Kupiec (1995), avalia estatisticamente a hipótese nula de que a proporção verdadeira de falhas p do modelo é igual ao nível de significância $\alpha\%$ preestabelecido para o cálculo do *VaR*. Seja N o número de vezes em que o retorno observado excedeu o *VaR* em uma amostra de tamanho T . Se cada uma das realizações diárias da série de retornos apresenta probabilidade $\alpha\%$ de superar o *VaR*, então, a variável aleatória “número de violações do VaR” apresenta distribuição binomial com média T e variância p :

$$N \sim B(T, p) \tag{34}$$

Idealmente, o percentual de falhas de ocorrência deve ser igual à probabilidade associada à cauda esquerda da distribuição, i.e., $p = \alpha\%$. As hipóteses nula e alternativa são construídas da seguinte forma:

$$H_0 = \frac{N}{T} = p$$

$$H_A = \frac{N}{T} \neq p$$

e a estatística apropriada para se testar a LR é dada por:

$$LR = 2 \left\{ \log \left[\left(\frac{N}{T} \right)^N \left(1 - \frac{N}{T} \right)^{T-N} \right] - \log [p^N (1-p)^{T-N}] \right\} \quad (35)$$

Sob a hipótese nula que p é a verdadeira probabilidade do VaR ser excedido, a estatística do teste LR é assintoticamente distribuída como uma distribuição qui-quadrado (χ^2) com 1 (um) grau de liberdade. Dado um determinado nível de confiança estatística, por exemplo, $(1-\alpha)\%$, é possível, então, se construir a região de não-rejeição que indica se o modelo deve ou não ser descartado ao nível de significância do teste. Por convenção, fixou-se $\alpha = 5\%$ para o teste de Kupiec, sendo assim, o valor crítico da distribuição é $\chi^2 = 3,841$; a observação de valores superiores (inferiores) a este último leva à rejeição (aceitação) da hipótese nula (ALARCON, 2005).

Particularmente, modelos que são muito conservadores tendem a ser descartados pelos bancos, enquanto que o Acordo da Basileia penaliza apenas modelos que subestimam o VaR. Assim, para fins de supervisão bancária, apenas aqueles sistemas que calculam o VaR erroneamente para baixo é que são relevantes (GOORBERGH; VLAAR, 1999). Vale dizer que, como na lógica do aparato de supervisão, neste trabalho foi empreendido apenas o teste unicaudal à esquerda.

O teste de Kupiec foi realizado para cada ano analisado no período de 2006 a 2011, considerando que um ano possui em média 250 dias úteis, para os VaR diários calculados pelos diferentes métodos utilizados, aos níveis de confiança de 99% e 99,9%.

5.0 RESULTADOS

5.1 Características das séries financeiras

De acordo com Alarcon (2005) a boa adequação de um modelo estatístico a um conjunto de dados observáveis é algo plenamente desejável quando o objetivo é explicar (ou prever) o comportamento de uma dada variável no tempo. Em geral, a especificação da técnica mais apropriada a ser utilizada é guiada por um conjunto de fatos estilizados (*stylised facts*) observados empiricamente (ENDERS, 1995; MOLLICA, 1999; MATLAB, 2002). Abaixo, são apresentados alguns dos principais fatos estilizados presentes nas séries de retornos de ativos financeiros:

- Volatilidade não é constante ao longo do tempo (Heteroscedasticidade): de maneira geral, as séries financeiras são ditas “condicionalmente heteroscedásticas”, i.e., ainda que a variância não-condicional (ou de longo prazo) seja considerada constante, existem períodos específicos em que a volatilidade (variância) oscila entre patamares mais altos e / ou mais baixos;
- Caudas Pesadas (*fat tails*): a distribuição de probabilidades dos retornos de ativos financeiros geralmente exhibe caudas mais pesadas do que as verificadas em uma distribuição Normal ou Gaussiana. Este fenômeno é também conhecido como excesso de curtose. Em geral, as séries financeiras exibem distribuição de probabilidades com caudas pesadas e, desse modo, são conhecidas como leptocúrticas;
- Agrupamentos de volatilidade (*Volatility clustering*): a comprovação empírica de estudos de séries financeiras revela que é comum o fato de que grandes (baixos) valores em um determinado instante de tempo são seguidos por valores também elevados (baixos) em períodos subsequentes, não necessariamente na mesma direção. Em qualquer um dos casos, alterações no patamar de volatilidade de um período para o outro são tipicamente imprevisíveis. Também conhecido como “clusters de volatilidade”, este efeito responde em parte pelo fenômeno das caudas pesadas tipicamente observadas em séries financeiras. Estatisticamente, os agrupamentos de volatilidade são descritos pela presença de elevada autocorrelação no quadrado dos retornos, o que implica que a variância condicional dos retornos deve apresentar dependência temporal dos choques passados (HOTTA; ET AL., 2003);

- Efeitos de Alavancagem (*Leverage Effect*): Black (1976) notou que os retornos observados em ativos financeiros são negativamente correlacionados com as mudanças na volatilidade. Ou seja, para determinadas classes de ativos (especialmente ações) a volatilidade tende a aumentar em resposta a retornos mais baixos do que o esperado e a cair em resposta a retornos mais elevados do que o esperado. Assim, se o preço de uma ação está em queda, tende a ocorrer um aumento da alavancagem da firma e, em geral, concomitantemente, um aumento da incerteza, fatos que tendem a gerar aumento da volatilidade;
- Memória longa e persistência: evidências empíricas comprovam que a volatilidade (variância) em séries de ativos financeiros é altamente persistente. Tal constatação está associada ao fato de que a dependência da observação mais recente em relação a observações mais defasadas na amostra diminui muito vagarosamente conforme aumenta a distância entre elas. Num contexto linear de séries de tempo, essa ideia é caracterizada pelo lento declínio das autocorrelações;
- Retornos não independentes ao longo do tempo: a presença de *clusters* de volatilidade e a verificação de ocorrência de memória longa e persistência, juntos, inviabilizam a premissa de independência dos retornos em séries de ativos financeiros;
- Co-movimentos de volatilidade: algumas séries financeiras apresentam movimentos comuns de volatilidade. De fato, a existência de co-movimentos de volatilidade não é de todo surpreendente em um contexto de integração dos mercados financeiro e de capitais e de internacionalização da riqueza financeira no plano internacional, onde as inovações informativas são acessíveis aos agentes em tempo real.

5.1.1 Estatísticas Descritivas – G7 e BRICS

Para iniciar a análise serão tratadas as estatísticas descritivas das amostras no período de 2006 a 2011. Esta parte se torna fundamental à medida que tendências identificadas preliminarmente ajudam a entender os resultados finais.

A tabela 2 indica as estatísticas descritivas dos países que compõem o G7, considerados neste estudo como países desenvolvidos economicamente. Observa-se que, no período analisado, quatro países (França, Inglaterra, Itália e Japão) tiveram retorno médio das ações negativo. Os demais obtiveram retorno médio positivo. Por ser um período conturbado, em função das crises norte-americana e europeia, os retornos nos países do G7 acabaram

sendo afetados. Nota-se (tabela 3) que nos países do BRICS, que sofreram menos as consequências destas duas crises, os retornos médios são significativamente maiores, não tendo, nesse caso, nenhum retorno médio negativo. A volatilidade é alta em todos os casos, pode-se observar que amplitude dos retornos no período chega a ser de 22,8% no caso do Japão (maior amplitude) e 17,5% na Itália (menor amplitude). A volatilidade mais negativa observada no período em um único dia foi do Japão (-10%) e o maior ganho em único dia também (12,9%). O maior retorno acumulado nestes seis anos analisados foi de 13,1%, correspondente aos Estados Unidos, e a maior perda acumulada pertence ao Japão de mais de 81%. Itália e França também obtiveram perdas acumuladas significativas, de 62,7% e 40% respectivamente. O retorno acumulado da Inglaterra ficou praticamente nulo (-0,8%), Alemanha (8,7%) e Canadá (5,9%) ficaram no positivo.

Tabela 2: Estatísticas descritivas – G7: 2006 a 2011

Retorno dos Índices	Alemanha	Canadá	Estados Unidos	França	Inglaterra	Itália	Japão
Média	0,006%	0,004%	0,008%	-0,026%	-0,001%	-0,040%	-0,052%
Mediana	0,055%	0,049%	0,041%	0,000%	0,000%	0,005%	0,000%
Desvio padrão	1,580%	1,409%	1,392%	1,653%	1,426%	1,382%	1,572%
Mínimo	-7,433%	-9,788%	-8,201%	-9,472%	-9,266%	-7,993%	-10,007%
Máximo	10,797%	9,370%	10,508%	10,595%	9,384%	9,497%	12,865%
Amplitude	18,231%	19,158%	18,709%	20,066%	18,650%	17,490%	22,872%
Soma	8,675%	5,881%	13,100%	-40,029%	-0,831%	-62,737%	-81,725%
Curtose	6,222	8,022	8,523	5,941	6,642	5,099	7,816
Assimetria	0,101	-0,630	-0,052	0,101	-0,112	-0,055	-0,354
Jarque - Bera	2.280,2	3.681,3	4.126,8	2.115,5	2.523,1	1.521,9	3.150,4
Probabilidade	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Nº de observações	1565	1565	1565	1565	1565	1565	1565

Fonte: Elaboração Própria

Uma suposição importante dos modelos paramétricos utilizados no cálculo do *VaR* é que os retornos do ativo financeiro seguem uma Distribuição Normal. Com o objetivo de testar esta premissa, foram calculados os coeficiente de assimetria e curtose, além do teste de normalidade jarque-bera. Para que uma distribuição seja considerada Normal, o coeficiente de assimetria deve ser zero, e a curtose igual a três (mesocúrtica). O teste jarque-bera avalia a diferença dos coeficientes de assimetria e de curtose da distribuição empírica em relação àqueles verificados em uma distribuição Normal:

$$JB = \frac{N - k}{6} \left[S^2 + \frac{1}{4} (K - 3)^2 \right] \quad (36)$$

Na qual S é o coeficiente de assimetria, K é o coeficiente de curtose e k representa o número de coeficientes estimados para se criar a série. Sob a hipótese de distribuição Normal, a

estatística do teste jarque-bera apresenta distribuição qui-quadrado (χ^2) com dois graus de liberdade. A probabilidade reportada é aquela de o teste jarque-bera exceder (em valor absoluto) o valor observado sob a hipótese nula, de modo que uma probabilidade baixa leva à rejeição da hipótese nula de distribuição Normal. Sendo assim, observa-se que nenhum dos índices que representam os países do G7 se aproxima da distribuição normal, pois o valor-p do teste jarque-bera é zero para todos rejeitando a hipótese nula de normalidade. Observa-se que, para a curtose, os índices são bem superiores a três, indicando que estes dados tendem a ser leptocúrticos. Este comportamento é comum para dados financeiros, em que as séries tendem a possuir caudas-pesadas, indicando maior possibilidade de valores extremos.

Outra maneira de se avaliar a hipótese de a distribuição empírica ser ou não normalmente distribuída é através de uma ferramenta de análise comparativa de distribuições de probabilidade conhecida como *QQ-Plot*. Esta opção oferece uma visão dos quantis de uma distribuição Normal contra os quantis de uma distribuição empírica. Se as duas distribuições forem as mesmas, o *QQ-Plot* gera como resultado uma linha reta na diagonal. Caso isso não ocorra, as duas distribuições diferem entre si. O grau e a forma do desvio em relação à linearidade diagonal provê um indicativo da natureza desta diferença. Observa-se no gráfico 1 que nenhum dos índices dos países componentes do G7, assim como já demonstrou o teste jarque-bera, podem ser considerados normalmente distribuídos pois a linha azul, que representa a distribuição empírica, não é uma reta diagonal como demonstrado pela linha vermelha. Os extremos se distanciam do que seria a distribuição normal, indicando caudas-pesadas.

Tabela 3: Estatística descritiva – BRICS: 2006 a 2011

Retorno dos Índices	África do Sul	Brasil	China	Índia	Rússia
Média	0,036%	0,034%	0,041%	0,030%	0,013%
Mediana	0,029%	0,024%	0,062%	0,034%	0,078%
Desvio padrão	1,470%	1,958%	1,866%	1,801%	2,492%
Mínimo	-7,581%	-12,096%	-9,256%	-11,690%	-21,199%
Máximo	6,834%	13,679%	9,034%	15,490%	20,204%
Amplitude	14,415%	25,775%	18,290%	27,180%	41,403%
Soma	56,957%	52,853%	63,886%	47,034%	20,512%
Curtose	2,884	6,364	3,032	6,691	10,807
Assimetria	-0,151	-0,041	-0,427	-0,044	-0,444
Jarque - Bera	435,7	2.115,8	457,5	2.326,3	6.269,9
Probabilidade	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Nº de observações	1565	1565	1565	1565	1565

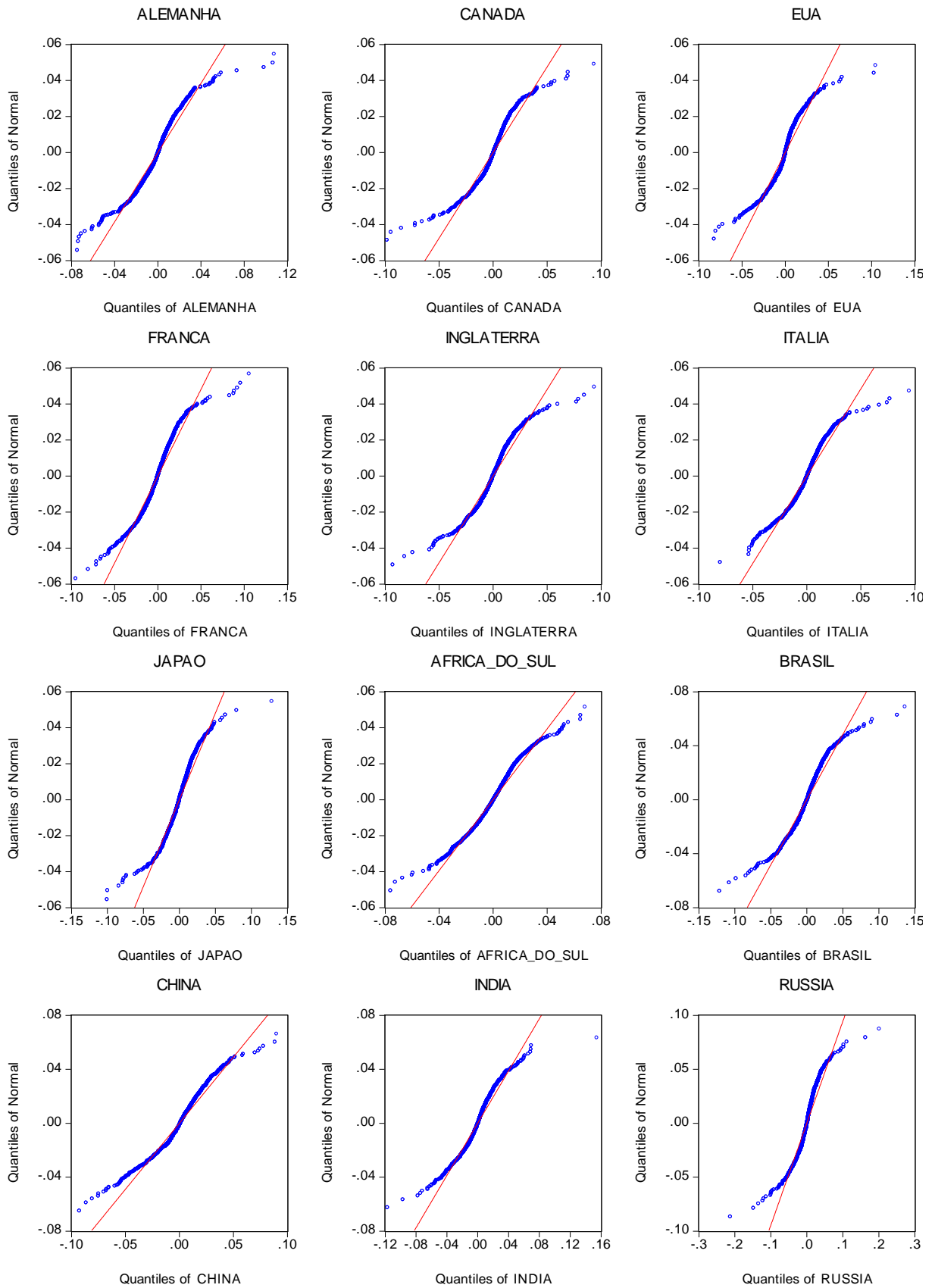
Fonte: Elaboração Própria

A tabela 3 demonstra as estatísticas descritivas dos BRICS, considerados neste estudo como países emergentes. Contrariamente ao identificado no caso dos países do G-7, aqui a média dos retornos se mostrou positiva em todos os cinco países analisados, sendo o que a China obteve a maior média diária de retorno (0,041%), e também o maior retorno acumulado no período, de aproximadamente 64%, seguido pela África do Sul, Brasil, Índia e Rússia, com 57%, 53%, 47% e 20%, respectivamente. É importante ressaltar que estes dados demonstram que o crescimento desses países nos últimos anos, fez com que atraíssem capital estrangeiro para investimento, além de outros fatores, demonstrando forte valorização no período em comparação aos países desenvolvidos. Quanto à volatilidade nota-se que o índice russo possui a maior amplitude (41%), chegando a ter um retorno negativo em um único dia de 21,2%, e positivo de 20%. Nesse quesito, o mercado da África do Sul se mostrou o menos volátil no período com uma amplitude de 14,4%, seguido da China (18,3%), Brasil (25,7%) e Índia (27,1%).

O teste de normalidade jarque-bera, indica que nenhum dos índices utilizados como representativos do mercado acionário do BRICS pode ser indicado como normalmente distribuído, pois o valor-p (*p-value*) foi zero em todos os casos rejeitando a hipótese nula de normalidade. A Rússia apresentou o maior índice de curtose (10,8), seguida pela Índia (6,7) e Brasil (6,3), indicando distribuições leptocúrticas. Os índices da China e da África do Sul apresentam-se como mesocúrticos, com curtose bem próxima de três, porém demonstram assimetria negativa, com coeficientes de -0,427 e -0,151, respectivamente.

O gráfico 1, *QQ-Plot*, também indica que os dados não seguem uma distribuição Normal, nenhuma distribuição empírica se mostrou em reta diagonal, pelo contrário, tiveram curvas acentuadas em seus extremos, também indicando, assim como nos países do G7, caudas-pesadas.

Gráfico 1: Quantis distribuição Normal versus distribuição empírica (QQ-Plot) de todos os países analisados



Fonte: Elaboração Própria

5.2 Análise dos testes de confiabilidade por países

Neste tópico será feito uma descrição dos resultados em blocos, divididos entre os países componentes do G7 e dos BRICS, visando à análise consolidada dos resultados. As tabelas foram elaboradas de forma a demonstrar, no período analisado (2006 – 2011), se as metodologias VaR testadas foram satisfatórias de acordo com o Teste de Kupiec. Esse teste visa identificar se os excessos de perda em relação ao VaR estimado, estão no nível de erro esperado, considerando um teste estatístico com uma distribuição qui-quadrado.

5.2.1 Países emergentes - BRICS

A tabela 4 descreve quantas vezes, nos seis anos analisados, o método VaR ao nível de confiança de 99% (EVT – VaR; pVaR; hsVaR; McVaR; EWMA VaR) foi rejeitado pelo teste de Kupiec, para os índices dos países componentes do BRICS.

Tabela 4: Teste de Kupiec para modelos VaR ao nível de confiança de 99% - BRICS

Países	África do Sul		Brasil		China	
	Absoluto	Relativo	Absoluto	Relativo	Absoluto	Relativo
99%						
EVT - VaR*	2,00	33%	4,00	67%	4,00	67%
pVaR**	5,00	83%	5,00	83%	5,00	83%
hsVaR***	4,00	67%	4,00	67%	3,00	50%
McVaR****	4,00	67%	4,00	67%	3,00	50%
EWMA VaR*****	3,00	50%	2,00	33%	5,00	83%
99%	Índia		Rússia		BRICS - Total	
EVT - VaR	4,00	67%	5,00	83%	19,00	63%
pVaR	4,00	67%	4,00	67%	23,00	77%
hsVaR	4,00	67%	4,00	67%	19,00	63%
McVaR	4,00	67%	3,00	50%	18,00	60%
EWMA VaR	1,00	17%	4,00	67%	15,00	50%

* Teoria dos Valores Extremos

** Delta Normal

*** Simulação Histórica

**** Simulação de Monte Carlo

***** Média Móvel Exponencialmente Ponderada

A tabela retrata, em todo o período analisado, 2006 a 2011, quantas vezes, o método VaR foi rejeitado pelo Teste de Kupiec, seria como se fosse um índice de ineficiência do método.

Fonte: Elaboração Própria

Analisando o índice representativo do mercado acionário da África do Sul, pode-se observar que no método VaR calculado com a Teoria dos Valores Extremos (EVT – VaR), a hipótese nula do Teste de Kupiec não foi aceita em dois anos dos seis analisados, 33% do período. Para o EWMA VaR, 50% de não aceitação da hipótese nula no período; a simulação

histórica (hsVaR) e a simulação de monte carlo (McVaR), em quatro dos seis anos analisados (67%) não houve aceitação da hipótese nula, e o VaR delta-linear (pVaR) foi o que obteve maior período de não aceitação da hipótese nula, cinco dos seis anos analisados (83%). Para este país o método que demonstrou maior aceitação pela confiabilidade no período, com base no Teste de Kupiec, foi o EVT – VaR.

O Índice Bovespa, que representa o mercado acionário brasileiro, demonstrou um comportamento diferente do verificado na África do Sul. O EWMA VaR foi o método mais confiável, pois a hipótese nula não foi aceita em dois anos dos seis analisados, 33% do período. Para a simulação histórica (hsVaR), a simulação de monte carlo (McVaR) e o EVT - VaR, em quatro dos seis anos analisados (67%), não houve aceitação da hipótese nula, e o VaR delta-linear (pVaR) foi o que obteve maior período de não aceitação da hipótese nula, cinco dos seis anos analisados (83%). Para o Brasil, o método que demonstrou maior aceitação, pela confiabilidade no período com base no Teste de Kupiec, foi o EWMA VaR.

Para representar o mercado acionário chinês, utilizou-se o Índice *Shanghai Composite*, que demonstrou um comportamento bastante peculiar. A simulação histórica (hsVaR) e a simulação de monte carlo (McVaR) se mostraram como sendo os métodos mais seguros, pois em três dos seis anos analisados (50%), a hipótese nula não foi aceita, indicando que o percentual de excessos em relação ao VaR é estatisticamente maior que o nível de erro tolerado de 1%. O EVT - VaR, em quatro dos seis anos analisados (67%) não houve aceitação da hipótese nula; o VaR delta-linear (pVaR) e o EWMA VaR foram os que obtiveram maior período de não aceitação da hipótese nula, cinco dos seis anos analisados (83%). Para a China, os métodos hsVaR e McVaR demonstraram maior aceitação da hipótese nula do Teste de Kupiec no período.

Para a Índia, os resultados do EWMA VaR foram melhores que as demais formas de cálculo do VaR. Para o EWMA VaR, não houve a aceitação da hipótese nula em um dos seis anos estudados (17%); para os demais métodos (EVT – VaR, pVaR, hsVaR e McVaR), a hipótese nula não foi aceita em quatro dos seis anos utilizados na pesquisa. Para o índice BSE 100, o EWMA VaR foi o mais confiável de acordo com o teste de Kupiec.

Por fim, analisando o índice RTS da Rússia, para a simulação de Monte Carlo não houve a aceitação da hipótese em três dos seis anos estudados, sendo o método mais confiável pelo teste de Kupiec. O EWMA VaR, hsVaR e pVaR obtiveram a mesma quantidade de períodos com não aceitação da hipótese nula, 67% e para o EVT – VaR a não aceitação da

hipótese nula ocorreu em 83% dos anos analisados. Sendo assim, o McVaR se mostrou como o de melhor resultado de acordo com o teste de Kupiec.

Numa análise geral o EWMA VaR, deu melhor resposta para os índices dos países componentes do BRICS, seguido da simulação de Monte Carlo, simulação história, EVT VaR e, por último, o método delta-linear. Ficou evidente, para os mercados emergentes, um alto nível de não aceitação da hipótese nula do teste de Kupiec para o período analisado (2006 – 2011), o que indica que os modelos VaR não são plenamente confiáveis, inclusive utilizando a teoria dos valores extremos, que se esperava gerar um melhor resultado.

A tabela 5 demonstra os resultados dos testes de Kupiec para os diferentes métodos VaR dos países componentes do BRICS considerando o nível de confiança de 99,9%. Observa-se no geral um padrão mais bem definido dos resultados em relação à tabela 4. Neste caso, os resultados demonstram que o EWMA VaR foi superior aos demais métodos, não tendo em nenhum período e em nenhum país do BRICS havido a não aceitação da hipótese nula do teste de Kupiec, o que significa o ajuste ideal deste método ao nível de confiança utilizado.

Tabela 5: Teste de Kupiec para modelos VaR ao nível de confiança de 99,9% - BRICS

Países	África do Sul		Brasil		China	
	Absoluto	Relativo	Absoluto	Relativo	Absoluto	Relativo
99,9%						
EVT – VaR*	0,00	0%	1,00	17%	2,00	33%
pVaR**	4,00	67%	2,00	33%	3,00	50%
hsVaR***	4,00	67%	2,00	33%	2,00	33%
McVaR****	4,00	67%	3,00	50%	4,00	67%
EWMA VaR*****	0,00	0%	0,00	0%	0,00	0%
99,9%	Índia		Rússia		BRICS - Total	
EVT - VaR	1,00	17%	2,00	33%	6,00	20%
pVaR	3,00	50%	3,00	50%	15,00	50%
hsVaR	1,00	17%	2,00	33%	11,00	37%
McVaR	4,00	67%	3,00	50%	18,00	60%
EWMA VaR	0,00	0%	0,00	0%	0,00	0%

* Teoria dos Valores Extremos

** Delta Normal

*** Simulação Histórica

**** Simulação de Monte Carlo

***** Média Móvel Exponencialmente Ponderada

A tabela retrata, em todo o período analisado, 2006 a 2011, quantas vezes, o método VaR foi rejeitado pelo Teste de Kupiec, seria como se fosse um índice de ineficiência do método.

Fonte: Elaboração Própria

Para a África do Sul o EWMA VaR e o EVT – VaR foram avaliados, de acordo com o teste de Kupiec, como sendo modelos ajustados ao nível de erro tolerado de 0,1%. Os três métodos restantes foram rejeitados em quatro dos seis anos analisados, não havendo melhora significativa quando aumentado o nível de confiança desejado de 99% para 99,9%.

Os VaR dos índices brasileiro e indiano tiveram resultados iguais para o EWMA VaR e o EVT – VaR, sendo que no último a hipótese nula do teste de Kupiec não foi aceita em um dos seis anos analisados. Para a China e a Rússia o comportamento dos métodos supracitados também foi o mesmo, o EVT – VaR teve não aceitação da hipótese nula em dois dos seis anos analisados, e o EWMA assim como nos demais países teve em todos os períodos analisados a hipótese nula do teste de Kupiec aceita, corroborando sua eficácia no gerenciamento de risco.

Os métodos delta-linear e simulação histórica, apresentaram, como era de se esperar, uma certa melhora quando aumentado o nível de significância de 99% para 99,9%, dentre os dois o segundo demonstrou melhor desempenho.

A simulação de Monte Carlo, foi o único método em que o aumento do nível de confiança não refletiu em melhora no desempenho do VaR para os países analisados, sendo assim, para este método em específico, não se justifica proceder desta forma, pois este aumento na confiabilidade reflete diretamente no aumento da perda esperada onerando os recursos a serem utilizados como “colchão financeiro”, sem melhora significativa na gestão de riscos.

5.2.2 Países desenvolvidos – G7

A tabela 6 descreve quantas vezes nos seis anos analisados, o método VaR, ao nível de confiança de 99% (EVT – VaR; pVaR; hsVaR; McVaR; EWMA VaR), foi rejeitado pelo teste de Kupiec, para os índices dos países componentes do G7.

Tabela 6: Teste de Kupiec para modelos VaR ao nível de confiança de 99% - G7

Países	Alemanha		Canadá		Estados Unidos		França	
	Absoluto	Relativo	Absoluto	Relativo	Absoluto	Relativo	Absoluto	Relativo
99%								
EVT – VaR*	3,00	50%	1,00	17%	2,00	33%	3,00	50%
pVaR**	4,00	67%	4,00	67%	5,00	83%	5,00	83%
hsVaR***	4,00	67%	3,00	50%	5,00	83%	4,00	67%
McVaR****	5,00	83%	4,00	67%	5,00	83%	4,00	67%
EWMA VaR*****	0,00	0%	2,00	33%	4,00	67%	4,00	67%
99%	Inglaterra		Itália		Japão		G7 - Total	
EVT - VaR	2,00	33%	2,00	33%	1,00	17%	14,00	33%
pVaR	5,00	83%	5,00	83%	4,00	67%	32,00	76%
hsVaR	5,00	83%	4,00	67%	3,00	50%	28,00	67%
McVaR	5,00	83%	5,00	83%	4,00	67%	32,00	76%
EWMA VaR	4,00	67%	3,00	50%	2,00	33%	19,00	45%

* Teoria dos Valores Extremos

** Delta Normal

*** Simulação Histórica

**** Simulação de Monte Carlo

***** Média Móvel Exponencialmente Ponderada

A tabela retrata, em todo o período analisado, 2006 a 2011, quantas vezes, o método VaR foi rejeitado pelo Teste de Kupiec, seria como se fosse um índice de ineficiência do método.

Fonte: Elaboração Própria

Analisando o índice representativo do mercado acionário da Alemanha, pode-se observar que no método VaR calculado com a Teoria dos Valores Extremos (EVT – VaR) a hipótese nula do Teste de Kupiec não foi aceita em três dos seis anos analisados. Para o EWMA VaR, 33% de não aceitação da hipótese nula no período; para a simulação histórica (hsVaR) e o delta-linear (pVaR), em quatro dos seis anos analisados (67%) não houve aceitação da hipótese nula, por fim, para a simulação de Monte Carlo (McVaR) foi o que obteve maior período de não aceitação da hipótese nula, cinco dos seis anos analisados (83%). Para esse país, o método que demonstrou maior aceitação pela confiabilidade no período, com base no Teste de Kupiec, foi o EWMA VaR.

Para o S&P/TSX *Composite Index*, que representa o mercado acionário canadense, o EVT - VaR foi o método mais confiável, pois a hipótese nula não foi aceita em um ano dos seis analisados, 17% do período. O EWMA VaR, teve um desempenho um pouco pior, em dois dos seis anos analisados a hipótese nula não foi aceita, para a simulação histórica (hsVaR) em 50% do período, o teste de Kupiec não foi satisfatório e por último a simulação de monte carlo (McVaR) e o delta-linear (pVaR), em quatro dos seis anos analisados (67%) não houve aceitação da hipótese nula. Para o Canadá o método que demonstrou maior confiabilidade no período, com base no Teste de Kupiec, foi o EVT – VaR.

Em relação ao índice Dow Jones, representativo do mercado acionário norte-americano, o EVT – VaR, assim como o índice de mercado canadense, se mostrou o método mais confiável, pois em dois dos seis anos analisados a hipótese nula não foi aceita, 33% do período. O EWMA se mostrou como sendo o segundo método mais confiável, sendo que a hipótese nula não foi aceita em quatro dos seis anos pesquisados, por fim, os restantes três métodos não foram bem avaliados, sendo que, em 83% do período o teste de Kupiec não foi satisfatório.

Para representar o mercado acionário francês, foi utilizado o índice CAC 40, que demonstrou um alto nível de erro para todos os métodos. O EVT – VaR foi o mais confiável pelo teste de Kupiec, sendo que em três dos seis períodos analisados a hipótese nula não foi aceita, em seguida três métodos (hsVaR, McVaR, EWMA) tiveram o mesmo desempenho, em 67% do período analisado, a hipótese nula não foi aceita, indicando que o percentual de excessos em relação ao VaR é estatisticamente maior que o nível de erro tolerado de 1%. O delta-linear (pVaR) foi o que obteve maior período de não aceitação da hipótese nula, cinco dos seis anos analisados (83%). Para a França, o método que utiliza a teoria dos valores extremos demonstrou a maior aceitação da hipótese nula do Teste de Kupiec no período.

Os resultados dos VaR calculados com base no FTSE 100, índice que representa o mercado da Inglaterra, são exatamente os mesmos do Dow Jones (Estados Unidos). O EVT – VaR se mostrou o método mais confiável, pois em dois dos seis anos analisados a hipótese nula não foi aceita, 33% do período. O EWMA se mostrou como sendo o segundo método mais confiável, sendo que a hipótese nula não foi aceita em quatro dos seis anos pesquisados. Por fim, os três métodos restantes não foram bem avaliados, sendo que, em 83% do período o teste de Kupiec não foi satisfatório.

Analisando o índice do mercado acionário italiano, o EVT – VaR foi o mais confiável pelo teste de Kupiec, sendo que em dois dos seis períodos analisados a hipótese nula não foi aceita. O EWMA VaR, teve em 50% do período a não aceitação da hipótese nula; para a simulação histórica (hsVaR), em quatro dos seis anos analisados houve não aceitação da hipótese nula. Por fim o pVar e o McVaR tiveram o mesmo desempenho, em 83% do período analisado, a hipótese nula não foi aceita, indicando que o percentual de excessos em relação ao VaR é estatisticamente maior que o nível de erro tolerado de 1%. Sendo assim, o EVT - VaR se mostrou como o de melhor resultado de acordo com o teste de Kupiec.

Por último, analisando o índice TOPIX do Japão, o EVT - VaR foi o método mais confiável, pois a hipótese nula não foi aceita em um ano dos seis analisados, 17% do período.

O EWMA VaR, teve um desempenho um pouco inferior, em dois dos seis anos analisados a hipótese nula não foi aceita; para a simulação histórica (hsVaR) em 50% do período, o teste de Kupiec não foi satisfatório. A simulação de monte carlo (McVaR) e o delta-linear (pVaR), em quatro dos seis anos analisados (67%) não houve aceitação da hipótese nula. Os resultados do Japão foram iguais aos resultados do Canadá.

Numa análise geral o EVT VaR, deu melhor resposta para os índices dos países desenvolvidos (G7), seguido do método EWMA, simulação história e, por último, simulação de Monte Carlo e método delta-linear. Nesse caso, como esperado o método que utiliza a teoria dos valores extremos demonstrou melhores resultados, sendo que, apenas para a Alemanha não foi o melhor método, o EWMA continuou demonstrando bons resultados.

A tabela 7 demonstra os resultados dos testes de Kupiec para os diferentes métodos VaR dos países componentes do G-7 considerando o nível de confiança de 99,9%. Observa-se, no geral, um padrão diferente do ocorrido em relação à tabela 6. Neste caso, os resultados demonstram que o EWMA VaR foi superior aos demais métodos, não tendo em nenhum período e em nenhum país do G7 havido a rejeição da hipótese nula do teste de Kupiec, o que significa o ajuste ideal deste método ao nível de confiança utilizado. Este efeito também pôde ser observado nos VaR's calculados para os BRICS ao nível de significância de 99,9%.

Para todos os países componentes do G7, o EWMA VaR foi avaliado, de acordo com o teste de Kupiec, como sendo ajustado ao nível de erro tolerado de 0,1%; pois em nenhum período analisado o teste rejeitou o modelo. No caso do EVT – VaR, houve não aceitação da hipótese nula em um dos seis anos, também para todos os países. Observa-se uma piora do desempenho da teoria dos valores extremos quando aumentado o nível de confiança de 99% para 99,9%, o que não era esperado, por este nível estar concentrado nas caudas pesadas e a TVE agir melhor nesta área da distribuição.

Tabela 7: Teste de Kupiec para modelos VaR ao nível de confiança de 99,9% - G7

Países	Alemanha		Canadá		Estados Unidos		França	
	Absoluto	Relativo	Absoluto	Relativo	Absoluto	Relativo	Absoluto	Relativo
99,9%								
EVT – VaR*	1,00	17%	1,00	17%	1,00	17%	1,00	17%
pVaR**	2,00	33%	2,00	33%	4,00	67%	5,00	83%
hsVaR***	2,00	33%	2,00	33%	2,00	33%	3,00	50%
McVaR****	4,00	67%	3,00	50%	4,00	67%	4,00	67%
EWMA VaR*****	0,00	0%	0,00	0%	0,00	0%	0,00	0%
99,9%	Inglaterra		Itália		Japão		G7 - Total	
EVT - VaR	1,00	17%	1,00	17%	1,00	17%	7,00	17%
pVaR	4,00	67%	5,00	83%	4,00	67%	26,00	62%
hsVaR	3,00	50%	3,00	50%	1,00	17%	16,00	38%
McVaR	4,00	67%	5,00	83%	4,00	67%	28,00	67%
EWMA VaR	0,00	0%	0,00	0%	0,00	0%	0,00	0%

* Teoria dos Valores Extremos

** Delta Normal

*** Simulação Histórica

**** Simulação de Monte Carlo

***** Média Móvel Exponencialmente Ponderada

A tabela retrata, em todo o período analisado, 2006 a 2011, quantas vezes, o método VaR foi rejeitado pelo Teste de Kupiec, seria como se fosse um índice de ineficiência do método.

Fonte: Elaboração Própria

O índice representativo da Alemanha e Canadá, para o método delta-linear, apresentou de acordo com o teste de Kupiec, não aceitação da hipótese nula em dois dos seis anos analisados. Estados Unidos, Inglaterra e Japão, demonstraram 67% de períodos com não aceitação da hipótese nula e França e Itália cinco de seis períodos analisados. No geral, o método delta-linear não se mostrou confiável nos dois níveis de significância analisados, mas quanto aumentado o nível de confiança para 99,9%, houve uma sensível melhora.

Considerando a simulação histórica, Alemanha, Canadá e Estados Unidos estão no mesmo sentido, sendo que possuem não aceitação pelo teste de Kupiec em dois dos seis anos analisados. França, Inglaterra e Itália também estão juntas com 50% de não aceitação no período. O índice TOPIX do Japão representa apenas um período de rejeição da hipótese nula. Houve uma sensível melhora no desempenho deste método quanto aumentado o nível de significância.

No cálculo do VaR com simulação de Monte Carlo, teve pouca influência o aumento do nível de confiança no desempenho do VaR para os países analisados. O índice que melhor respondeu a este modelo foi o S&P/TSX Composite Index do Canadá, com três períodos de não aceitação. Alemanha, Estados Unidos, França, Inglaterra e Japão, tiveram um índice de

não aceitação de 67% do período analisado e por fim, a Itália com o maior número de períodos com não aceitação, cinco períodos de seis analisados.

De acordo com os resultados observados pode-se inferir que, o método com base na teoria dos valores extremos, foi o melhor de acordo com o teste de Kupiec, para o nível de significância de 99%, quanto este foi aumentado para 99,9% a metodologia EWMA foi superior. Comparando BRICS e G7, para os primeiros o EWMA foi o melhor com os dois níveis de confiança utilizado, já para o segundo o EVT – VaR foi superior a 99%.

5.3 Análise por período

Nesta parte da análise, os resultados serão demonstrados de forma consolidada por período, o que possibilita a observação do impacto da crise financeira norte-americana, que desencadeou uma série de eventos a partir de agosto de 2007. Esse evento sistêmico se espalhou por todo o planeta, impactando principalmente os países europeus. De certa forma, os países emergentes foram menos afetados e acabaram se beneficiando por uma melhor inserção internacional devido ao crescimento econômico, mesmo no período de crise.

Analisando esse evento, pode-se verificar se os métodos *VaR* utilizados possuem condições de sustentar as perdas extremas incorridas no período. Nesse caso, espera-se um melhor desempenho dos métodos que utilizam a teoria dos valores extremos e a média móvel exponencialmente ponderada (EWMA). O primeiro por estar nas caudas pesadas, onde as perdas extremas ocorrem, e o segundo por ter uma ponderação no cálculo da volatilidade diferenciada, onde eventos recentes possuem maior impacto que eventos passados.

5.3.1 Países emergentes - BRICS

A tabela 8 demonstra os resultados do teste de Kupiec para os países componentes do BRICS, com os métodos *VaR* ao nível de confiança de 99%. Em cada coluna está o teste de Kupiec para cada método, lembrando que o teste segue uma distribuição qui-quadrado ao nível de confiança de 5%, sendo o valor crítico tabelado de 3,841; acima deste a hipótese nula não é aceita.

Tabela 8: Teste de Kupiec por período para modelos VaR ao nível de confiança de 99% - BRICS

99%	Teste Kupiec	EVT – VaR*	pVaR**	hsVaR***	McVaR****	EWMA VaR*****
2011	África do Sul	0,00	15,95	11,90	32,36	5,07
	Brasil	3,73	11,90	6,58	13,88	1,80
	China	0,00	6,58	1,80	3,73	5,07
	Índia	0,00	13,88	13,88	40,19	2,62
	Rússia	24,97	34,93	8,23	65,74	6,58
Total absoluto		1	5	4	4	3
Total relativo		20%	100%	80%	80%	60%
2010	África do Sul	1,44	6,56	5,06	0,00	3,73
	Brasil	1,44	6,56	2,62	0,00	5,06
	China	5,06	6,56	1,80	2,62	6,56
	Índia	0,00	1,44	0,00	0,00	3,73
	Rússia	8,22	5,06	5,06	1,80	2,62
Total absoluto		2	4	2	0	2
Total relativo		40%	80%	40%	0%	40%
2009	África do Sul	1,80	1,44	0,00	1,80	1,44
	Brasil	18,07	1,44	0,00	2,62	3,73
	China	15,93	1,80	1,80	1,80	1,80
	Índia	11,88	1,80	1,44	3,73	3,73
	Rússia	80,89	1,44	0,00	3,73	1,44
Total absoluto		4	0	0	0	0
Total relativo		80%	0%	0%	0%	0%
2008	África do Sul	71,57	40,07	20,26	87,06	3,72
	Brasil	109,72	42,76	24,89	126,51	2,61
	China	93,42	27,29	8,20	56,76	9,97
	Índia	99,88	29,75	20,26	87,06	1,80
	Rússia	136,79	68,55	22,54	150,75	9,97
Total absoluto		5	5	5	5	2
Total relativo		100%	100%	100%	100%	40%
2007	África do Sul	2,62	13,86	3,73	5,06	5,06
	Brasil	6,56	15,93	6,56	32,31	2,62
	China	34,87	22,58	8,22	51,13	8,22
	Índia	13,86	22,58	5,06	24,93	8,22
	Rússia	1,44	3,73	2,62	1,80	6,56
Total absoluto		3	4	3	4	4
Total relativo		60%	80%	60%	80%	80%
2006	África do Sul	13,88	20,33	11,90	32,36	8,23
	Brasil	6,58	8,23	8,23	11,90	8,23
	China	2,62	10,01	6,58	5,07	6,58
	Índia	11,90	18,11	11,90	59,83	2,62
	Rússia	22,62	22,62	8,23	40,19	8,23
Total absoluto		4	5	5	5	4
Total relativo		80%	100%	100%	100%	80%

* Teoria dos Valores Extremos

** Delta Normal

*** Simulação Histórica

**** Simulação de Monte Carlo

***** Média Móvel Exponencialmente Ponderada

A tabela retrata em cada ano analisado, o valor do Teste de *Kupiec* para cada método, sendo superior a 3,841 ($\chi^2 = 5\%$) o método é rejeitado, não satisfazendo as necessidades para ser considerado como de boa previsão.

Fonte: Elaboração Própria

No ano de 2006 todos os métodos não se mostraram satisfatórios, o EVT – VaR e o EWMA VaR foram aceitos pelo teste de Kupiec em apenas um dos cinco países analisados. A hipótese nula do teste de Kupiec para o EVT – VaR foi aceita para o índice chinês e o EWMA VaR foi aceito para o índice indiano. Os demais métodos VaR (pVaR, hsVaR, McVaR) não conseguiram passar no teste de Kupiec para todos os países neste ano.

No ano seguinte, a não rejeição da hipótese nula do teste de Kupiec para os diversos métodos VaR foi menor, sendo que o EVT VaR e o hsVaR foram os métodos melhores avaliados, com uma taxa de rejeição de H_0 de 60% dos países analisados. Os demais métodos tiveram 80% de rejeição de H_0 . É importante enfatizar que neste ano a crise financeira norte-americana teve seu início, com maior abrangência no ano seguinte.

Provavelmente em função dos efeitos da crise do *subprime* no ano de 2008, os resultados do teste de Kupiec, indicam a não aceitação da hipótese nula para todos os métodos utilizados, o que demonstra que o aumento da percepção do risco no mercado financeiro ocasionado pelos efeitos da crise financeira norte-americana levaram os índices de mercado a altas oscilações, impossibilitando a mensuração adequada de risco pelos modelos VaR utilizados. Era esperado que a teoria dos valores extremos tivesse uma resposta mais confiável, mesmo em momentos de crise sistêmica, uma vez que, esta metodologia se utiliza das caudas pesadas, eventos “raros”, para a estimação do VaR. Deve ser considerado na análise de resultados, que neste estudo delimitou-se a amostra para o período de 1990 a 2005 como janela inicial para o cálculo do EVT – VaR, assim o resultado para este período foi utilizado como estimativa para o ano de 2006. Assim, a janela avançava ano a ano. Por exemplo, 1990 a 2006 para a utilização dos resultados no ano de 2007 e assim por diante até a janela final 1990 a 2010 para o ano de 2011.

De certa forma, como é natural em estudos empíricos, a delimitação da amostra acaba se tornando uma limitação, pois na construção da distribuição generalizada de valor extremo (GEV), como são considerados os excessos além do limiar, a amostra é incerta, não sendo frequente a aparição de dados extremos. Isso faz com que os resultados do EVT – VaR estejam condicionados às janelas de dados utilizadas no estudo. Sendo assim, é possível que janelas que incluam períodos maiores, com mais eventos extremos, os resultados do EVT – VaR sejam mais robustos e possivelmente superiores aos demais métodos.

Em 2009, em função da diminuição da volatilidade e do ajuste dos modelos ao padrão de volatilidade ocasionado pela crise, os resultados do teste de Kupiec melhoraram

significativamente, exceto para o EVT – VaR, pois para este método os efeitos são incorporados de forma lenta.

Para os anos de 2010 e 2011 houve melhora no EVT – VaR, pois a partir de 2009, o efeitos da crise financeira começaram a ser incorporados no cálculo para a construção da GEV, sendo que em 2011 este modelo foi o melhor aceito dentre os países analisados.

A tabela 9 a seguir, demonstra os resultados dos testes com o aumento do nível de confiança para 99,9%. Houve melhora significativa no ano de 2006 para o EVT – VaR e o EWMA VaR, que foram aceitos pelo teste de Kupiec nos cinco países analisados. Os demais métodos *VaR* (pVaR, hsVaR, McVaR) foram rejeitados no teste de Kupiec para quatro (80%) dos cinco países analisados.

Em 2007, o melhor método foi o EWMA VaR, sendo aceito pelo teste de Kupiec em todos os países. Em segundo, o EVT – VaR e hsVaR com não aceitação para a China e África do Sul, respectivamente. O modelo delta-linear em 60% dos países não foi aceito e McVaR em quatro dos cinco países.

No ano de 2008, em função dos efeitos da crise do *subprime*, os resultados do teste de Kupiec, indicam a não aceitação da hipótese nula, em 100% da amostra no caso do McVaR e pVaR. Para o EVT VaR e hsVaR, em quatro dos cinco países analisados. O EWMA VaR, mesmo com toda volatilidade causada pela crise financeira norte-americana, foi tido como confiável em todos os países analisados, o aumento do nível de significância de 99% para 99,9%; mostrou efeito positivo.

Em 2009, em função da diminuição da volatilidade e do ajuste dos modelos ao padrão de volatilidade ocasionado pela crise, os resultados do teste de Kupiec melhoraram significativamente, exceto para o EVT – VaR, pois para este método os efeitos são incorporados de forma lenta, sendo que em um país dos cinco analisados o teste de Kupiec demonstrou que o modelo não é confiável.

Para os anos de 2010 e 2011 houve melhora no EVT – VaR, pois a partir de 2009, o efeitos da crise financeira começaram a ser incorporados no cálculo para a construção da GEV, sendo que em 2011 este modelo foi o melhor aceito, juntamente com o EWMA VaR, dentre os países analisados.

Tabela 9: Teste de Kupiec por período para modelos VaR ao nível de confiança de 99,9% - BRICS

99,9%	Teste Kupiec	EVT – VaR*	pVaR**	hsVaR***	McVaR****	EWMA VaR*****
2011	África do Sul	0,00	20,24	13,06	36,00	0,00
	Brasil	1,40	9,72	3,77	24,03	3,77
	China	0,00	1,40	0,00	0,00	0,00
	Índia	0,00	3,77	9,72	6,60	0,00
	Rússia	3,77	13,06	3,77	40,16	1,40
Total absoluto		0	3	2	4	0
Total relativo		0%	60%	40%	80%	0%
2010	África do Sul	0,00	3,76	3,76	0,00	0,00
	Brasil	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	China	0,00	1,39	1,39	6,59	1,39
	Índia	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Rússia	1,39	0,00	1,39	0,00	1,39
Total absoluto		0	0	0	1	0
Total relativo		0%	0%	0%	20%	0%
2009	África do Sul	0,00	0,00	0,00	3,76	0,00
	Brasil	0,00	0,00	0,00	1,39	0,00
	China	0,00	0,00	1,39	3,76	0,00
	Índia	3,76	1,39	1,39	1,39	1,39
	Rússia	9,71	0,00	0,00	0,00	0,00
Total absoluto		1	0	0	0	0
Total relativo		20%	0%	0%	0%	0%
2008	África do Sul	3,76	31,85	16,54	104,03	0,00
	Brasil	70,91	44,30	16,54	108,91	0,00
	China	31,85	16,54	6,58	66,34	0,00
	Índia	16,54	20,20	3,76	70,91	1,39
	Rússia	104,03	66,34	16,54	143,89	3,76
Total absoluto		4	5	4	5	0
Total relativo		80%	100%	80%	100%	0%
2007	África do Sul	0,00	13,05	6,59	9,71	0,00
	Brasil	1,39	1,39	1,39	6,59	1,39
	China	6,59	13,05	1,39	94,46	1,39
	Índia	0,00	9,71	1,39	35,96	1,39
	Rússia	1,39	1,39	0,00	1,39	1,39
Total absoluto		1	3	1	4	0
Total relativo		20%	60%	20%	80%	0%
2006	África do Sul	0,00	31,92	16,58	61,94	0,00
	Brasil	0,00	3,77	9,72	1,40	0,00
	China	0,00	16,58	9,72	27,92	0,00
	Índia	1,40	27,92	3,77	80,31	0,00
	Rússia	3,77	16,58	9,72	48,69	1,40
Total absoluto		0	4	4	4	0
Total relativo		0%	80%	80%	80%	0%

* Teoria dos Valores Extremos

** Delta Normal

*** Simulação Histórica

**** Simulação de Monte Carlo

***** Média Móvel Exponencialmente Ponderada

A tabela retrata em cada ano analisado, o valor do Teste de *Kupiec* para cada método, sendo superior a 3,841 ($\chi^2 = 5\%$) o método é rejeitado, não satisfazendo as necessidades para ser considerado como de boa previsão.

Fonte: Elaboração Própria

5.3.2 Países desenvolvidos – G7

Analisando a tabela 10, no ano de 2006, o EVT – VaR foi o método mais confiável, com aceitação pelo teste de Kupiec em todos os países analisados. O EWMA VaR foi aceito em três dos sete países analisados. Para o hsVaR, 71% dos países da amostra não foram aceitos pelo teste de Kupiec; apenas França e Itália (29%) foram aceitos. Os demais métodos VaR (pVaR, McVaR) não conseguiram passar no teste de Kupiec para todos os países.

No ano seguinte, o EVT VaR continuou como o método melhor avaliado, com nenhuma rejeição de H_0 nos países analisados. O hsVaR e o EWMA VaR não foram aceitos em cinco dos sete países analisados. Os demais métodos tiveram 100% de rejeição de H_0 .

Tabela 10: Teste de Kupiec por período para modelos VaR ao nível de confiança de 99% - G7

99%	Teste Kupiec	EVT – VaR*	pVaR**	hsVaR***	McVaR****	EWMA VaR*****
2011	Alemanha	15,95	45,62	13,88	84,13	2,62
	Canadá	0,00	29,85	11,90	56,92	6,58
	Estados Unidos	3,73	24,97	8,23	48,39	5,07
	França	15,95	32,36	15,95	45,62	5,07
	Inglaterra	1,80	27,38	18,11	37,54	1,80
	Itália	3,73	37,54	15,95	62,77	5,07
	Japão	3,73	5,07	5,07	5,07	2,62
Total absoluto / relativo		2 / 29%	7 / 100%	7 / 100%	7 / 100%	4 / 57%
2010	Alemanha	1,44	2,62	2,62	1,44	2,62
	Canadá	0,00	1,80	1,44	0,00	3,73
	Estados Unidos	0,00	15,93	5,06	0,00	8,22
	França	2,62	8,22	6,56	1,80	6,56
	Inglaterra	1,44	11,88	8,22	0,00	5,06
	Itália	1,80	9,99	6,56	1,80	3,73
	Japão	0,00	3,73	2,62	1,44	1,80
Total absoluto / relativo		0 / 0%	4 / 57%	4 / 57%	0 / 0%	3 / 43%
2009	Alemanha	11,88	1,44	0,00	9,99	0,00
	Canadá	2,62	0,00	0,00	1,80	0,00
	Estados Unidos	5,06	1,44	0,00	13,86	1,80
	França	8,22	0,00	0,00	2,62	0,00
	Inglaterra	5,06	1,44	0,00	5,06	1,80
	Itália	5,06	3,73	1,80	5,06	2,62
	Japão	3,73	0,00	0,00	2,62	3,73
Total absoluto / relativo		5 / 71%	0 / 0%	0 / 0%	4 / 57%	0 / 0%
2008	Alemanha	45,48	51,05	24,89	93,42	3,72
	Canadá	62,59	74,61	40,07	150,75	6,55
	Estados Unidos	45,48	77,69	40,07	172,13	6,55
	França	51,05	45,48	15,90	77,69	5,05
	Inglaterra	48,25	48,25	20,26	96,64	5,05
	Itália	32,26	48,25	18,04	96,64	3,72
	Japão	62,59	45,48	15,90	96,64	2,61
Total absoluto / relativo		7 / 100%	7 / 100%	7 / 100%	7 / 100%	4 / 57%

2007	Alemanha	0,00	13,86	5,06	18,07	3,73
	Canadá	0,00	9,99	2,62	11,88	3,73
	Estados Unidos	0,00	48,32	13,86	74,71	6,56
	França	0,00	13,86	6,56	8,22	6,56
	Inglaterra	1,44	29,80	5,06	48,32	8,22
	Itália	0,00	18,07	5,06	29,80	5,06
	Japão	1,44	18,07	2,62	8,22	8,22
Total absoluto / relativo		0 / 0%	7 / 100%	5 / 71%	7 / 100%	5 / 71%
2006	Alemanha	0,00	15,95	10,01	18,11	3,73
	Canadá	0,00	8,23	6,58	34,93	3,73
	Estados Unidos	0,00	13,88	10,01	13,88	3,73
	França	0,00	18,11	2,62	27,38	2,62
	Inglaterra	0,00	20,33	6,58	40,19	5,07
	Itália	0,00	11,90	3,73	20,33	8,23
	Japão	0,00	27,38	11,90	51,20	11,90
Total absoluto / relativo		0 / 0%	7 / 100%	5 / 71%	7 / 100%	3 / 43%

* Teoria dos Valores Extremos

** Delta Normal

*** Simulação Histórica

**** Simulação de Monte Carlo

***** Média Móvel Exponencialmente Ponderada

A tabela retrata em cada ano analisado, o valor do Teste de Kupiec para cada método, sendo superior a 3,841 ($\chi^2 = 5\%$) o método é rejeitado, não satisfazendo as necessidades para ser considerado como de boa previsão.

Fonte: Elaboração Própria

No ano de 2008, os resultados gerais foram ruins para todos os modelos. Para o EVT VaR, pVaR, hsVaR e McVaR, nos sete países analisados houve rejeição pelo teste de Kupiec. Quanto ao EWMA VaR, foi o que deu melhor resposta indicando 71% de rejeição. A piora dos modelos neste ano, em relação aos anos anteriores, se deve pela crise financeira norte-americana.

Em 2009, em função da diminuição da volatilidade e do ajuste dos modelos ao padrão de volatilidade ocasionado pela crise, os resultados do teste de Kupiec melhoraram significativamente, exceto para o EVT – VaR, pois para este método os efeitos são incorporados de forma lenta.

Para os anos de 2010 e 2011 houve melhora no EVT – VaR, pois a partir de 2009, o efeitos da crise financeira começaram a ser incorporados no cálculo para a construção da GEV, sendo que em 2011 este modelo foi o melhor aceito dentre os países analisados.

Em 2010 os métodos EVT VaR, McVaR e EWMA VaR, foram aceitos pelo teste de Kupiec em todos os sete países analisados. O modelo pVaR e hsVaR, foram rejeitados em quatro dos sete países analisados.

Em 2011, o EVT VaR foi o melhor, sendo rejeitado em dois dos sete países analisados. Como segundo método mais bem avaliado, encontra-se o EWMA VaR, com um

índice de rejeição de 57%. Por fim, os demais métodos (pVaR, hsVaR e McVaR), foram rejeitados em 100% da amostra.

Numa análise geral, os resultados apresentados sugerem que a Teoria dos Valores Extremos tem melhor resposta nos índices de mercado de países desenvolvidos. Nos momentos de crise sistêmica, como nos anos de 2008 e 2009, o método que utiliza o EWMA têm resultados melhores que o EVT VaR. Isso se deve ao fato de que o EWMA por atribuir no cálculo da volatilidade, maior peso aos dados recentes, tem resposta mais rápida, ao passo que o EVT VaR incorpora a informação de forma mais lenta.

Em termos práticos, a melhor resposta do EWMA VaR acontece no momento em que o mercado começa a reconhecer e sentir os efeitos de uma crise. Neste sentido, a gestão de riscos se torna reativa e não pró-ativa como deveria ser, talvez, mesmo o modelo se ajustando a nova realidade, não haja tempo hábil para a tomada de decisão.

A tabela 11 a seguir, demonstra os resultados dos testes com o aumento do nível de confiança para 99,9%. No ano de 2006 o EVT – VaR, hsVaR e o EWMA VaR, foram aceitos pelo teste de Kupiec nos sete países analisados. Os métodos pVaR e McVaR, foram rejeitados no teste de Kupiec para 57% e 100% dos países analisados, respectivamente.

Tabela 11: Teste de Kupiec por período para modelos VaR ao nível de confiança de 99,9% - G7

99,9%	Teste Kupiec	EVT – VaR*	pVaR**	hsVaR***	McVaR****	EWMA VaR*****
2011	Alemanha	0,00	24,03	9,72	44,39	0,00
	Canadá	0,00	24,03	6,60	48,69	0,00
	Estados Unidos	0,00	24,03	3,77	44,39	1,40
	França	0,00	31,92	13,06	31,92	0,00
	Inglaterra	0,00	24,03	6,60	66,46	0,00
	Itália	0,00	24,03	9,72	80,31	0,00
	Japão	3,77	9,72	3,77	9,72	1,40
Total absoluto / relativo		0 / 0%	7 / 100%	5 / 71%	7 / 100%	0 / 0%
2010	Alemanha	0,00	1,39	3,76	0,00	0,00
	Canadá	0,00	0,00	1,39	0,00	0,00
	Estados Unidos	0,00	9,71	6,59	0,00	0,00
	França	1,39	6,59	6,59	1,39	1,39
	Inglaterra	0,00	1,39	1,39	0,00	0,00
	Itália	1,39	6,59	6,59	1,39	1,39
	Japão	0,00	0,00	1,39	0,00	0,00
Total absoluto / relativo		0 / 0%	3 / 43%	3 / 43%	0 / 0%	0 / 0%
2009	Alemanha	0,00	0,00	0,00	1,39	0,00
	Canadá	0,00	0,00	0,00	1,39	0,00
	Estados Unidos	0,00	0,00	0,00	3,76	0,00
	França	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Inglaterra	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Itália	0,00	0,00	0,00	9,71	0,00
	Japão	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Total absoluto / relativo		0 / 0%	0 / 0%	0 / 0%	1 / 14%	0 / 0%

2008	Alemanha	27,87	48,59	9,69	123,73	1,39
	Canadá	27,87	66,34	27,87	118,76	0,00
	Estados Unidos	16,54	44,30	31,85	217,43	0,00
	França	31,85	44,30	13,03	123,73	3,76
	Inglaterra	20,20	31,85	13,03	113,82	1,39
	Itália	9,69	31,85	13,03	89,61	1,39
	Japão	23,98	35,93	9,69	118,76	0,00
Total absoluto / relativo		7 / 100%	7 / 100%	7 / 100%	7 / 100%	0 / 0%
2007	Alemanha	0,00	1,39	0,00	20,22	1,39
	Canadá	0,00	3,76	3,76	3,76	1,39
	Estados Unidos	0,00	35,96	1,39	70,97	1,39
	França	0,00	13,05	3,76	20,22	1,39
	Inglaterra	0,00	20,22	6,59	99,27	0,00
	Itália	0,00	6,59	1,39	35,96	1,39
	Japão	0,00	9,71	1,39	24,00	3,76
Total absoluto / relativo		0 / 0%	5 / 71%	1 / 14%	6 / 86%	0 / 0%
2006	Alemanha	0,00	3,77	3,77	40,16	0,00
	Canadá	0,00	3,77	1,40	20,24	0,00
	Estados Unidos	0,00	3,77	3,77	20,24	0,00
	França	0,00	6,60	3,77	31,92	0,00
	Inglaterra	0,00	16,58	3,77	66,46	0,00
	Itália	0,00	6,60	3,77	85,01	0,00
	Japão	0,00	13,06	0,00	66,46	0,00
Total absoluto / relativo		0 / 0%	4 / 57%	0 / 0%	7 / 100%	0 / 0%

* Teoria dos Valores Extremos

** Delta Normal

*** Simulação Histórica

**** Simulação de Monte Carlo

***** Média Móvel Exponencialmente Ponderada

A tabela retrata em cada ano analisado, o valor do Teste de Kupiec para cada método, sendo superior a 3,841 ($\chi^2 = 5\%$) o método é rejeitado, não satisfazendo as necessidades para ser considerado como de boa previsão.

Fonte: Elaboração Própria

Em 2007, o EVT VaR e o EWMA VaR foram os melhores métodos, sendo aceitos pelo teste de Kupiec em todos os países. Em segundo, o hsVaR com não aceitação para a Inglaterra. O modelo pVaR em 71% dos países não foi aceito e McVaR em 86%.

No ano de 2008, em função dos efeitos da crise do *subprime*, os resultados do teste de Kupiec, indicam a não aceitação da hipótese nula, em 100% da amostra para os métodos EVT VaR, hsVaR, McVaR e pVaR. O EWMA VaR, se mostrou como a melhor alternativa, sendo aceito em toda a amostra.

Para o ano de 2009, em função da diminuição da volatilidade e do ajuste dos modelos ao padrão de volatilidade ocasionado pela crise, os resultados do teste de Kupiec melhoraram significativamente, exceto para o McVaR, que não foi aceito para a Itália no período.

Para os anos de 2010 e 2011 houve melhora no EVT – VaR, pois a partir de 2009, o efeitos da crise financeira começaram a ser incorporados no cálculo para a construção da

GEV, sendo que em 2011 este modelo foi o melhor aceito, juntamente com o EWMA VaR, dentre os países analisados.

O aumento do nível de confiança para 99,9% surtiu maior efeito para o EWMA VaR, pois em nenhum ano e em nenhum país analisado houve a rejeição do modelo pelo teste de Kupiec. O EVT VaR também melhorou com o aumento, mas, no auge da crise financeira norte-americana, em 2008, continuou sendo rejeitado em todos os países analisados.

6.0 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo teve como objetivo geral, testar a esperada superioridade da Teoria dos Valores Extremos, em condições de crises sistêmicas, na previsão do risco de mercado dos países do G7 e BRICS, em relação ao *Value at Risk* apurado pelos diversos métodos utilizados (delta-linear, simulação histórica, simulação de Monte Carlo, EWMA).

Para atingir tal objetivo foram interpretados os resultados dos riscos de mercado apurados sob os diferentes métodos, de forma a aferir quais geram melhor previsão; verificou-se algum dos métodos utilizados consegue captar as perdas incorridas em períodos de crises sistêmicas, onde há maior volatilidade e, considerando que a volatilidade do mercado acionário pode influenciar o risco dos ativos, investigou se entre países desenvolvidos e emergentes há diferença significativa na mensuração do *Value at Risk (VaR)*, segundo os diversos métodos utilizados. Todas estas comparações foram feitas com base no teste de Kupiec, que demonstra se o nível de erro apurado está dentro do esperado.

De forma geral, duas metodologias *VaR* se destacaram nos testes, O EWMA – VaR e o EVT – VaR. Estas metodologias foram as mais confiáveis com base nos testes de Kupiec. Segregando a análise em blocos de países, o EWMA – VaR, foi tido como o método mais confiável em três das quatro situações do estudo. Assim, para os países emergentes (BRICS) nos dois níveis de confiança (99% e 99,9%), o EWMA VaR foi superior. No caso mais extremo, quando aumentado o nível de confiança, este método foi aceito pelo teste de Kupiec em todos os países do bloco. Observa-se que o modelo EVT – VaR teve melhor resposta nos países desenvolvidos (G7) para o nível de confiança de 99%, porém, ao nível de confiança de 99,9% o EWMA – VaR trouxe melhor resposta.

Era esperado que o modelo que utiliza a Teoria dos Valores Extremos tivesse a melhor resposta, porém, o que os testes demonstraram foi certa superioridade do EWMA (*exponentially weighted moving average*) em relação a TVE. É importante ressaltar que o EWMA converge para o modelo GARCH. Isto faz com que a resposta às volatilidades recentes seja mais rápida do que os demais métodos utilizados. Para se estimar a TVE foi empregada a técnica POT (*peaks over threshold*), onde se considera para a construção da distribuição os excessos acima do limiar. Desta forma, a estimativa só pode ser feita com uma longa série de dados, para que torne possível a quantidade mínima de dados²⁶ para a estimativa da TVE. Então, como o EWMA tem melhor resposta a volatilidade recente, os

²⁶ Segundo Wong (2011), para se estimar a TVE pelo método POT, seriam necessários pelo menos 100 dados.

resultados acabaram sendo melhores que a TVE, que precisa de uma série maior de dados, ao passo que o EWMA foi criado com uma janela móvel de 250 dados, acrescentando um dado e retirando outro a cada rolagem da janela. Em suma, a resposta do modelo EWMA, em relação aos *clusters* de volatilidade é mais rápida do que a TVE, o que o torna o melhor modelo de previsão dentre os avaliados neste estudo.

Fazendo uma análise dos efeitos da crise financeira de 2007/2008, observa-se que neste período os métodos tiveram pouca confiabilidade, sendo que para os BRICS, no ano de 2007 ao nível de confiança de 99%, o EVT – VaR, foi o que deu melhor resposta e ao nível de confiança de 99,9%, foi o EWMA – VaR, não sendo rejeitado pelo teste de Kupiec em nenhum país analisado. No ano de 2008, auge da crise, todos os modelos utilizados, exceto o EWMA – VaR, foram rejeitados em todos os países analisados ao nível de confiança de 99%. Aumentando o nível para 99,9% também se observa um alto índice de rejeição dos métodos, exceto o EWMA, que foi aceito por todos os países componentes do BRICS.

Para os países que compõem o G7, no primeiro ano da crise o EVT – VaR foi o melhor método, considerando um nível de confiança de 99%, não sendo rejeitado pelo teste de Kupiec em nenhum dos países analisados. Aumentando o nível para 99,9% o EVT – VaR continua sendo aceito em todos os países analisados, porém o EWMA VaR passa a ter uma melhora significativa, tendo a mesma condição, ou seja, não foi rejeitado pelo teste de Kupiec em nenhum dos países componentes do G7. No ano de 2008, ao nível de 99% todos os métodos, exceto o EWMA VaR, foram rejeitados em 100% dos países analisados; o EWMA VaR, neste caso, chegou a um índice de rejeição de 57%, também considerado alto. No mesmo ano, mas agora, ao nível de confiança de 99,9%, os resultados continuam os mesmos do nível de confiança anterior, exceto para o EWMA VaR, que teve uma melhora significativa, pois não houve rejeição pelo teste de Kupiec a nenhum país que compõem o G7.

Em relação ao problema e objetivos desta pesquisa, pode-se concluir, de acordo com os resultados encontrados que, dentre os cinco métodos utilizados (pVaR, hsVaR, McVaR, EWMA VaR e EVT VaR), o que demonstra melhor desempenho de acordo com o teste de Kupiec é o EWMA – VaR, acompanhado de perto pelo EVT – VaR. Os demais estão no mesmo nível. Este resultado empírico não traduz o resultado esperado, que era um melhor desempenho do método que utiliza a teoria dos valores extremos em relação aos demais. Isso acontece em função da própria natureza de estimação da TVE, onde somente são utilizados dados considerados extremos, ou seja, que ultrapassam um determinado limiar, que neste trabalho foram os retornos que estariam abaixo do quinto percentil. Essa natureza de

estimação da TVE faz com que ela tenha uma resposta mais lenta às oscilações de preços, o que não acontece com o EWMA, que em sua base calcula a volatilidade de forma ponderada onde os dados recentes recebem peso maior do que os dados passados. Dividindo em grupos os métodos utilizados, temos o EWMA e a TVE em destaque; e em terceiro os demais métodos (pVaR, hsVaR, McVaR). Pode-se observar uma leve vantagem do modelo de simulação histórica em relação aos demais, sendo o delta-linear e a simulação de Monte Carlo muito próximos em seus resultados.

Analisando as estimativas dos métodos, de forma a focar no evento crise financeira norte-americana, nos anos de 2007 e 2008, o efeito causado foi sentido na avaliação de risco, pois os métodos passaram a ser mais imprecisos do que em anos anteriores e posteriores, chegando a ser rejeitados em 100% dos países analisados no período, exceto para a modelagem com EWMA, que quando utilizado o nível de confiança de 99,9% passou a ser bastante confiável, não sendo rejeitado em nenhum dos países analisados tanto no G7 como nos BRICS.

Comparando as estimativas entre os blocos de países analisados (G7 e BRICS), nota-se certa diferença no padrão de resposta de cada método utilizado. No G7 observa-se um padrão mais homogêneo, onde os resultados dos testes de confiabilidade dentre os países (Alemanha, Canadá, Estados Unidos, França, Inglaterra, Itália, Japão) estão próximos em relação aos cinco métodos utilizados (pVaR, hsVaR, McVaR, EWMA VaR e EVT VaR). Nos BRICS (Brasil, Rússia, Índia, China, África do Sul) o padrão dos resultados é mais heterogêneo, onde cada país parece ter uma característica específica que é melhor identificada e apurada por algum modelo, que em outro país não se mostrou confiável. Talvez a menor variabilidade dos mercados de capitais nos países desenvolvidos, faz com que as estimativas do *Value at Risk* sigam determinadas tendências, o que não acontece nos países emergentes.

Wong (2011), argumenta que a teoria dos valores extremos é mais aplicada a área de seguros e previsão do risco operacional pela sua característica, e que no mercado financeiro deve ser utilizada como “pano de fundo” na administração de carteiras, não sendo dispensada a utilização de outras técnicas que demonstram de forma mais rápida a alteração no risco de mercado das posições, mesmo que estas alterações sejam capturadas pelos modelos no momento em que uma crise financeira possa estar acontecendo. Este fenômeno pôde ser verificado neste estudo, pois as estimativas EWMA foram mais precisas que a TVE, porém esta última demonstrou sua capacidade preditiva, por não utilizar atualizações diárias, ao contrário dos demais métodos.

Quanto aos resultados encontrados neste trabalho, em contraposição aos observados na literatura, verifica-se certa diferença. McNeil e Frey (2000), Monteiro e Silva (2002), Fernandez (2003), Brooks et. al. (2005), Marinelli, Addona e Rachev (2006), Marimoutou, Raggad e Trabelsi (2009) encontraram melhores estimativas VaR utilizando-se TVE, neste caso, o GARCH obteve piores resultados. Porém, cabe ressaltar que, como observado neste estudo, uma determinada amostra de dados pode dar melhor resultado aplicando-se um determinado método. Além disso, uma janela curta de comparação dos resultados dos métodos também pode influenciar na avaliação dos mesmos.

Silva, De Carvalho e Ornelas (2009), fizeram testes utilizando quatro modelos; *Riskmetrics*, Simulação Histórica, Mistura Normal com Simulação Monte Carlo e Teoria dos Valores Extremos. Neste caso, os resultados foram bastante similares com este trabalho, o método de valores extremos juntamente com o Riskmetrics foram os que obtiveram as melhores avaliações.

Com relação às hipóteses de pesquisa, observou-se que *H1* não pôde ser completamente aceita, pois a TVE não se mostrou superior ao método que utiliza o EWMA, mas juntamente com este foi o que obteve as melhores avaliações. Para *H2*, é de se notar que, em período de crise sistêmica (2007/2008), nenhum dos métodos são satisfatórios, o EWMA leva certa vantagem quando aumentado o nível de significância para 99,9%. Por fim, *H3* pode ser confirmada, pois ficou evidente que há diferenças significativas nos métodos utilizados em cada bloco de países (G7 e BRICS), sendo os resultados avaliados no grupo dos países desenvolvidos mais homogêneos que os países emergentes.

Em níveis gerais, a importância deste trabalho, está em comparar diferentes métodos de *Value-at-Risk*, incorporando a utilização da TVE, admitindo seis anos de comparação, incluindo o período da crise financeira norte-americana 2007/2008. Além disso, criou-se a perspectiva de comparação dos resultados dos modelos *VaR* em índices de mercado de diferentes países, dividido em dois blocos: desenvolvidos (G7) e emergentes (BRICS). O trabalho tem plena aderência na área contábil/financeira, uma vez que, a contabilidade deve incorporar em seus registros, como provisões, as perdas esperadas com os investimentos em carteira e o método mais utilizado para se estimar as perdas esperadas é o *Value-at-Risk*.

REFERÊNCIAS

ALARCON, Cláudio Missaglia. Avaliação de Modelos de *Value-at-Risk* para ações. 144 f. Dissertação (Mestrado) – Instituto de Economia, Universidade Estadual de Campinas, Campinas – SP, 2005.

ALEXANDER, Carol. *Value-at-risk Models*. England. Editora: John Wiley & Sons, 2008.

ALMEIDA, Iana Ferrão. Composição da dívida pública brasileira e a crise de 2002: uma análise contra factual de estratégias alternativas. Dissertação submetida à Escola de Pós-Graduação em Economia da Fundação Getulio Vargas como requisito para obtenção do Título de Mestre em Economia. Rio de Janeiro, 2007.

ARAÚJO, G.S., MOREIRA, J.M.S. & CLEMENTE, R.S.M. “Avaliação de Métodos de Cálculo de Exigência de Capital para Risco de Mercado de Carteiras de Ações no Brasil”, Trabalho para Discussão nº 67, Banco Central do Brasil, 2003. Disponível em www.bcb.gov.br

ASSAF NETO, Alexandre. *Finanças corporativas e valor*. São Paulo: Atlas, 2007.

BALKEMA, A & de HAAN, L. *Residual life time at great age. The annals of probability*, 2(5), 792-804. 1974.

BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS – BIS 64th Annual Report. 1994. Disponível em www.bis.org

BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS – BIS. *Core principles for systemically important payment systems. Reports of the task force on payment system principles and practices*. Basel: BIS, 2000.

BARTHOLOMEW, P.; WHALEN, G. *Fundamentals of systemic risk. Research in Financial Services. Banking, Financial Markets, and Systemic Risk*. Greenwich. JAI Press, v.7, p. 3-18, 1995.

BASAK, S.; SHAPIRO A. *Value at Risk based risk management: optimal policies and assets prices*. Review of Financial Studies. Vol 14, pg. 371-405, 2001.

BASLE COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. *An Internal Model-Based Approach to Market Risk Capital Requirements*, Basle, Bank for International Settlements, 1995.

BASLE COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. *Amendment to the Capital Accord to Incorporate Market Risks*, Basle Report, No. 24, Bank for International Settlements, 1996.

BASLE COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION – BCBS. *Principles for the Management of Credit Risk*, 2000a.

BASLE COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION – BCBS. *Principles for the Management of Credit Risk*, 2000b.

BATISTA JR., Paulo Nogueira. Argentina: uma crise paradigmática. *Estud. av.* [online]. 2002, vol.16, n.44, pp. 83-96. ISSN 0103-4014.

BEDER, T. S. VaR: *Seductive but Dangerous*. *Financial Analysis Journal*, Setembro - Outubro, 12-24, 1995.

BEKIROS, Stelios D.; GEORGOUTSOS, Dimitris A. *Estimation of Value-at-Risk by extreme value and conventional methods: a comparative evaluation of their predictive performance*. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 15, 209-228, 2005.

BENSALAH, Y. *Steps in Applying Extreme Value Theory to Finance: A Review*, Working Paper No. 20, Bank of Canada, Ottawa, 2000.

BERNSTEIN, P. L. *Against the gods: the remarkable story of risk*. New York: John Wiley & Sons, 1996.

BESSIS, Joel. *Risk Management in Banking*. New York: John Wiley & Sons, 1998.

BOLLERSLEV, T.R. "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrics* nº 51, pgs 307–327, 1986

BORTKIEWICZ, L. Von. *Variationsbreite und mittlerer Fehler*. *Berlin Math. , Ges. Sitzungsber*, 21, 3-11, 1922.

BOUDOUKH J., M. RICHARDSON e R. WHITELAW (1998). *The Best of Both Worlds*. *RISK* 11: 64-67

BROOKS, C., CLARE, A. D., DALLE MOLLE, J.W. e PERSAND, G. *A comparison of extreme value theory approaches for determining value at risk*. *Journal of Empirical Finance* 12, 339-352 (2005).

CAPELETTO, Lúcio R. *Mensuração do risco sistêmico no setor bancário com utilização de variáveis contábeis e econômicas*. Tese apresentada ao Departamento de Contabilidade da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Doutor em Ciências Contábeis. São Paulo, 2006.

CASELANI, CESÁR NAZARENO. *A Irracionalidade das bolhas*. **RAE Executiva**, Vol. 2, Nº 3, agosto/outubro 2003.

COMMITTEE OF SPONSORING ORGANIZATIONS OF THE TREADWAY COMMISSION (2004). *Enterprise risk management. Integrated Framework*. Acesso em 24 de março, 2012, de www.coso.org

DAMODARAN, A. *Strategic Risk Taking: a framework for risk management*. Pearson Education, Estados Unidos, 2008.

DEMOULIN, Valérie C.; ROEHRL Armin. *Extreme Value Theory can save your neck*. January, 2004. Disponível em: < http://www.approximity.com/papers/evt_wp.pdf >. Acesso em 28/08/2010.

- DODD, E. L. *The greatest and least variate under general laws of error*. Trans. American Mathematical Society, 25, 525-539, 1923.
- DUFFIE, D.; PAN, J. *An overview of Value at Risk*. Journal of Derivatives. Vol. 4, pg. 7-49, 1997.
- EMBRECHTS, P., C. KLUPPELBERG, e T. MIKOSCH. *Modelling Extremal Events for Insurance and Finance*. Berlin: Springer, 1997.
- ENDERS, W. “Applied Econometric Time Series”, John Wiley & Sons, 1995.
- ENGLE, R.F. “Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of the United Kingdom Inflation”, Revista Econometrica nº 50, p. 987 – 1007, 1982.
- FAMA, E. *The Behavior of Stock Markets Price*. Journal of Business 38, pg. 34-105, 1965.
- FERNANDEZ, Viviana. *Extreme value theory and value-at-risk*. Revista de Análisis Económico, Vol. 18, n. 1, 57-85, 2003.
- FERREIRA, Tiago Toledo; PENIN, Guilherme. A crise imobiliária norte americana sob a ótica de Hyman Minsky. In Informações FIPE, outubro de 2007.
- FISHER, R. A. and TIPPETT, L. H. C. *Limiting forms of the frequency distribution of the largest or smallest member of a sample*. Cambridge Philosophical Society. 24, 180-190, 1928.
- FRÉCHET, M. *Sur la loi de probabilité de l'écart maximum*. Annales Societe Polonaise Mathematique. Krakow 6, 93-116, 1927.
- FULLER, W. E. *Flood flows*, Trans. Amer. SOC. 1914, Civil Engineers 77, 564.
- FURFINE, Craig H. *Interbank Exposures: Quantifying the Risk of Contagion*. BIS, Working Papers. Basel, Switzerland: BIS, n. 70, 1999.
- GIOT P.; LAURENT S. *Value-at-risk for long and short trading positions*. Journal of Applied Econometrics, Vol. 18, 641-663, 2003.
- GNEDENKO, B. *Sur la distribution limite du terme maximum d'une serie alatoire*, Ann. Math. 44, 423-453. 1943. Traduzido e reimpresso: Breakthroughs in Statistics, Vol. I, 1992, eds. S. Kotz and N. L. Johnson, Springer-Verlag, pp. 195-225.
- GOORBERGH, R. van den & VLAAR, P. “Value-at-Risk Analysis of Stock Returns: Historical Simulation, Variance Techniques or Tail Index Estimation?”, De Nederslandsche Bank, march 1999. Disponível em www.smartquant.com
- GORDON, Myron J. Dividends, Earnings and Stock Prices. Review of Economics and Statistics, 1959, 41(2): 99-105.
- GRIFFITH, A. A. *The phenomena of rupture and flow in solids*, Philos. Trans. Roy. SOC. 1920, London A, 221, 163-198.

GUMBEL, E.J. *Les valeurs extrêmes des distributions statistiques*. Annales de l'Institut Henri Poincaré 5 (2): 115–158, publicado em 1935 recuperado em 2009.

GUMBEL, E. J. *Les intervalles extrêmes entre les émissions radioactives*. Journal Physics Radium 8, 446-452, 1937a.

GUMBEL, E. J. *La durée extrême de la vie humaine*. Actualités Scientifique et Industrielles, Hermann et Cie, 1937b.

GUMBEL, E. J. The return period of flood flows. *The Annals of Mathematical Statistics*, 12, 163-190, 1941.

GUMBEL, E. J. *On the plotting of flood discharges*. American Geophysics Union Vol. 25, 699-719, 1944.

GUMBEL, E. J. *Floods estimated by probability methods*. Engineering News Record 134, 97-101, 1945.

GUMBEL, E. J. *The distribution of the range*. Annual Mathematical Statistic 18, 384-412, 1947.

GUMBEL, E. J. *The Statistical Forecast of Floods*. Bulletin No. 15, 1-21, Ohio Water Resources Board, 1949a.

GUMBEL, E. J. *Statistics of Extremes*, Columbia University Press, 1958.

HAAN, L. de. *On regular variation and its application to the weak convergence of sample extremes*. Tese de doutoramento, University of Amsterdam, Mathematical Centre, 1970.

HAAN, L. de. *A form of regular variation and its application to the domain of attraction of the double exponential distribution*. Zeitschrift Fur Wahrscheinlichkeitstheorie 17, 241-248, 1971.

HARMANTZIS, Fotios, MIAO, Linyan and CHIEN, YiFan. *Empirical Study of Value-at-Risk and Expected Shortfall Models with Heavy Tails*. Agosto 2005. Disponível em SSRN: <http://ssrn.com/abstract=788624>

HOTTA, L.K. *et alli* “Modelos Econométricos para Estimção e Previsão de Volatilidade”, in DUARTE Jr. & VARGA, G. “Gestão de Riscos no Brasil”, Editado por FCE Consultoria, 2003.

JICKLING, Mark. *Averting Financial Crisis*. CRS Report for Congress. 2008. Disponível em: <<http://fpc.state.gov/documents/organization/103688.pdf>>. Acesso em: 19 nov. 2009.

JONDEAU, E.; POON, Ser H.; ROCKINGER, M. *Financial Modeling Under Non-Gaussian Distributions*. Springer Finance Series, Estados Unidos, 2007.

JORION, P., *Value-at-Risk: The new benchmark for controlling market risk*, McGraw-Hill, New York, 1997.

- JORION, P., *Financial Risk Manager*, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2003.
- JUNCOSA, M. L. *The asymptotic behavior of the minimum in a sequence of random variables*. *Duke Mathematical Journal* 16, 609-618, 1949.
- KAUFMAN, George G. Comment on Systemic Risk. In: *Research in financial services: banking, financial markets, and systemic risk*. Greenwich: JAI Press, v. 7, p. 47-52, 1995.
- KIMURA, H.; SUEN, A. S.; PERERA L. C. J.; BASSO, L. F. C. *Value at Risk: Como entender e calcular o risco pelo VaR: uma contribuição para a gestão no Brasil*. Ribeirão Preto, SP: Inside Books, 2008.
- KLOMAN, H. F. Risk management agonists. *Risk Analysis* 10: 201-205. 1990.
- KNIGHT, F. H. *Risk. Uncertainty and Profit*. New York Hart, Schaffner and Marx, 1921.
- KOTZ, S. NADARAJAH, S. *Extreme value distributions: theory and applications*. Imperial College Press, Londres, 2000.
- KUPIEC, P. “*Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models*”. *Journal of derivatives* n° 2, p. 73-84, 1995.
- LEDOIT O.; SANTA-CLARA, P.; WOLF, M. *Flexible multivariate GARCH modeling with an application to international stock markets*. *Review of Economics and Statistics*, Vol. 85, 735-747, 2003.
- LONGIN, F.M. *The asymptotic distribution of extreme stock market returns*. *Journal of Business*, Vol.63, pp.383-408, 1996.
- LONGIN, F.M. *From Value-at-Risk to stress testing: the extreme value approach*, *Journal of Banking & Finance*, Vol. 24, pp. 1097-1130, 2000.
- MANDELBROT, B. The Variations of Certain Speculative Prices. *Journal of Business* 36, pg. 394-419, 1963.
- MANGANELLI, Simone and ENGLE, Robert F. Value at Risk Models in Finance (August 2001). ECB Working Paper No. 75. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=356220>
- MARCUS, M. B.; PINSKY, M. *On the domain of attraction of $\exp(-e^{-x})$* . *Journal Mathematical Analysis Appl.* 28, 440-449, 1969.
- MARIMOUTOU, Velayoudoum; RAGGAD, Bechir; TRABELSI, Abdelwahed. *Extreme Value Theory and Value at Risk: Application to oil market*. *Journal of Energy Economics*, 31, 519-530, 2009.
- MARINELLI, Carlo, D'ADDONA, Stefano and RACHEV, Svetlozar, *A Comparison of Some Univariate Models for Value-at-Risk and Expected Shortfall* (Setembro 2006). Disponível em SSRN: <http://ssrn.com/abstract=958609>

- MARINS, André Cabral. **Mercados derivativos e análise de risco**. Rio de Janeiro: Ams, 2004.
- MARTIN, D. M. L., KIMURA, H., NAKAMURA W. T., KAYO E. K. Identificando Bolhas De preços Racionais no IBOVESPA (Pós-Plano Real), a partir de Regimes Markovianos de Conversão. **Economia – Revista da ANPEC**, v. 5, n.1, Jan/Jun., 2004.
- MATLAB, “GARCH Toolbox User’s Guide”, Manual de programação do MATLAB, 2002.
- MATTHEWS, Robert. 25 Grandes Idéias: como a ciência está transformando nosso mundo. Tradução José Gradel. Rio de Janeiro: Jorge Zahar Ed. 2008
- McNEIL, A. J. *Calculating Quantile Risk Measures for Financial Return Series using Extreme Value Theory*. Department Mathematik, ETH Zentrum, Zurich, 1998.
- McNEIL, A. J.; FREY, R. *Estimation of tail-related risk measures for heteroscedastic financial time series: an extreme value approach*. Journal of Empirical Finance, Vol. 7, 271-300, 2000.
- MEJZLER, D. G. *On a theorem of B. V. Gnedenko*. Trodov Institute Mathematical Akad. Nauk, Ucrânia. SSR 12, 31-35, 1949.
- MISES, R. Von. *Über die Variationsbreite einer Beobachtungsreihe*, Berlin Math. , Ges. Sitzungsber, 22, 3-8, 1923.
- MISES, R. von. *La distribution de la plus grande de n valeurs*. Mathematical Union Interbank, Vol. 1, 141-160, 1936. Reproduzido Selected Papers of Richard von Mises II, 271-294, American Mathematical Society, 1954.
- MOLLICA, Marcos Antonio. Uma avaliação de modelos de value-at-risk: comparação entre métodos tradicionais e modelos de variância condicional. Dissertação apresentada ao Departamento de Economia da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Economia. São Paulo, 1999.
- MONTEIRO, João D.; SILVA, Pedro M. Risco de perda adicional, teoria dos valores extremos e gestão do risco: aplicação ao mercado financeiro português. Working Papers de Gestão, Economia e Marketing (Management, Economics and Marketing Working Papers) 10/2002, Universidade da Beira Interior, Departamento de Gestão e Economia (Portugal).
- MORGAN J.P. *RiskMetrics*: Technical document, Nova Iorque, 1996.
- MURTA, Luiz Roberto; BRASIL, Gutemberg Hespanha; SAMOHYL, Robert Wayne. Crise monetária brasileira de 1999: Uma análise econométrica realizada com base em elementos teóricos de modelos de primeira e segunda geração. In: XXXI Encontro Nacional de Economia. 2003, Porto Seguro. Anais eletrônicos... Disponível em: <<http://econpapers.repec.org/paper/anpen2003/c11.htm>>. Acesso em: 24 nov. 2009.
- NORDQUIST, J. M. *Theory of largest values, applied to earthquake magnitudes*, Trans. Amer. Geophys. Union 26, 29-31. 1945.

- OLIVEIRA, Henrique Altemani de. A Crise Asiática e a China. Instituto de Estudos Avançados da Universidade de São Paulo: São Paulo, 1999. Disponível em <www.iea.usp.br/artigos>. Acesso em: 24 out. 2009.
- PICKANDS, J. *Statistical inference using extreme order statistics. Annals of Statistics*. 3: 119-131. 1975.
- PINTO, Bruno José Marques; VILELA, Thaís Machado de Matos; LIMA, Ursula Silveira Monteiro de. A Crise Financeira Russa. Novembro de 2004. Disponível em SSRN: <<http://ssrn.com/abstract=701641> ou DOI: 10.2139/ssrn.701641>. Acesso em: 24 out. 2009.
- PHELAN, M.J. “Probability and statistics applied to the practice of financial risk management: The case of J.P. Morgan’s *Riskmetrics*”, *Journal of Financial Services Research*, Vol. 12, No. 2/3, pp. 175-200. 1997.
- RISKMETRICS. Technical Document, Morgan Guaranty Trust Company of New York. 1996.
- POTTER, W. D. *Normalcy tests of precipitation and frequency studies of runoff on small watersheds*. U S . Department of Agriculture Technical Bulletin, N° 985. 1949.
- ROGOFF, K. S. REINHART, C. M. Oito séculos de delírios financeiros: desta vez é diferente. Tradução: Afonso Celso da Cunha Serra. Rio de Janeiro: Elsevier, 2010.
- SANTOS, José Odálio dos; HOMENKO, Alexander; GARRE, Carlos; CIOFFI, Patrícia Leite de Moraes; SAYKOVITCH, Sidney Lee. Análise do desempenho do retorno das ações ordinárias de empresas do setor de transporte aéreo dos EUA nos períodos pré e pós-ataque às torres gêmeas de 11 de setembro de 2001. In Revista de Gestão USP, São Paulo, v. 15, n. 2, p. 53-64, abril/junho 2008.
- SANTOMERO, A.M. “Commercial bank risk management: An analysis of the process”, *Journal of Financial Services Research*, Vol. 12, No. 2/3, pp. 83-115. 1997.
- SCHIFFERES, Steve. Financial crises: Lessons from history. In Economics reporter BBC News, 03/09/2007. Disponível em: <[HTTP://www.newsvote.bbc.co.uk](http://www.newsvote.bbc.co.uk)>. Acesso em: 12 out. 2009.
- SHILLER, R. Exuberância irracional. São Paulo: Editora Makron Books, 2000.
- SHILLER, R. Bubbles, human judgment, and expert opinion. *Financial Analysts Journal*; May/Jun 2002; 58, 3; Academic Research Library pg. 18.
- SILVA Jr., Antonio F. A., De Carvalho, Pablo Jose Campos and Ornelas, Jose Renato Haas, Best Practices in Measuring and Managing Market Risks after 2008 Crisis (December 26, 2009). Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1528426>
- SILVA NETO, Lauro De Araujo. Derivativos - Definições, Emprego e Risco. São Paulo, Editora Atlas, 2002.
- SMITH, V.L., SUCHANEK, G.L., WILLIAMS, A.W. Bubbles, Crashes and endogenous expectations in experimental spot asset markets. *Econometrica*, v.56, p.1119-1151, 1988.

SORNETTE, D. *Why stock markets crash: critical events in complex financial systems*. Princeton University Press 2004.

TIPPETT, L. H. C. *On the extreme individuals and the range of samples taken from a normal population*. *Biometrika* 17, 364-387, 1925.

VAN den GOORBERGH, R. W. J., VLAAR, P.J.G. *Value-at-risk analysis of stock returns: historical simulation, variance techniques or tail index estimation?* WO Research Memoranda 578, Netherlands Central Bank, Research Department, 1999.

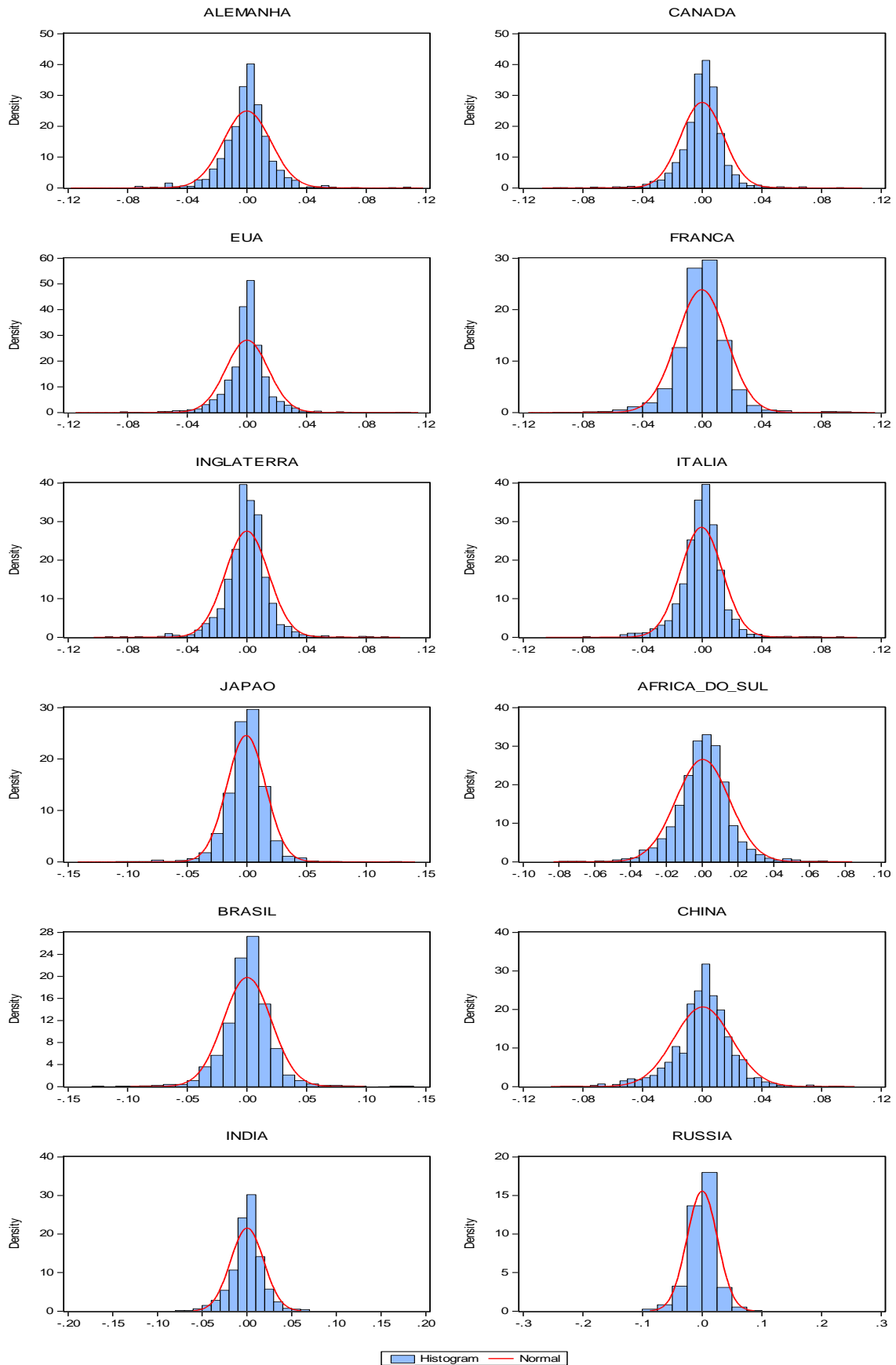
WEIBULL, W. *A statistical theory of the strength of materials*. *Vet. Akad. Handlingar* 151, 1939a.

WEIBULL, W. *The phenomenon of rupture in solids*. *Vet. Akad. Handlingar* 153, 2, 1939b.

WONG, W. K. *Backtesting Trading Risk of Commercial Banks using Expected Shortfall*. *Journal of Banking & Finance*, 32(7):1404–1415, 2007.

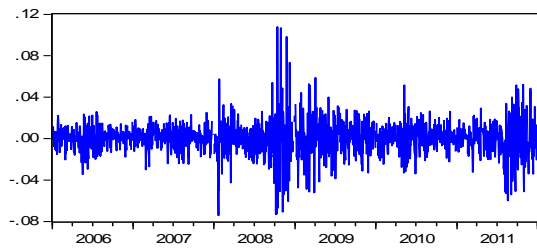
WONG, MAX C. Y. *Bubble Value-at-Risk: Extremistan & Procyclicality*. First Edition, USA, 2011.

APÊNDICE A – Histogramas com Curva Normal dos Retornos dos Índices Analisados

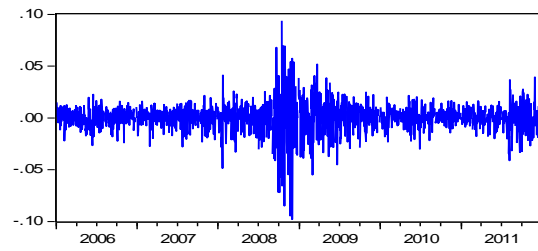


APÊNDICE B – Retornos dos Índices Analisados no Período de 2006 a 2011

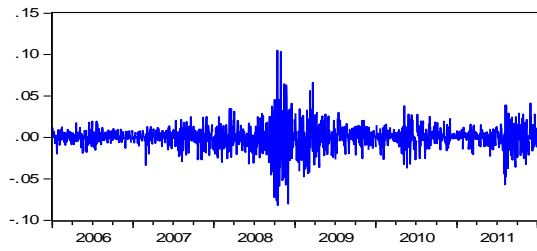
ALEMANHA



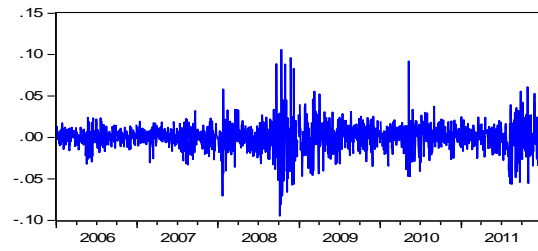
CANADA



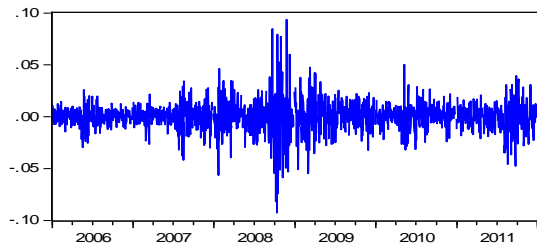
EUA



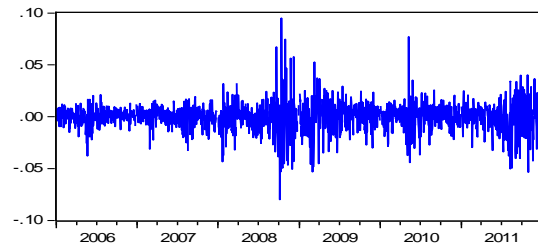
FRANCA



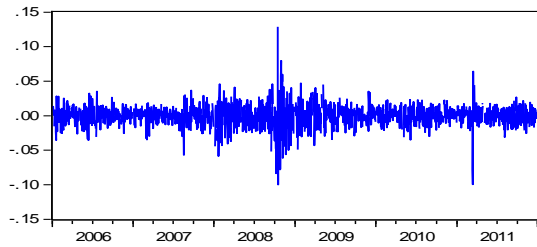
INGLATERRA



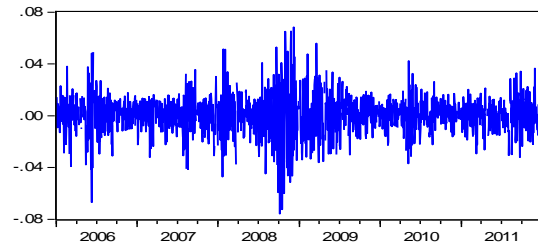
ITALIA



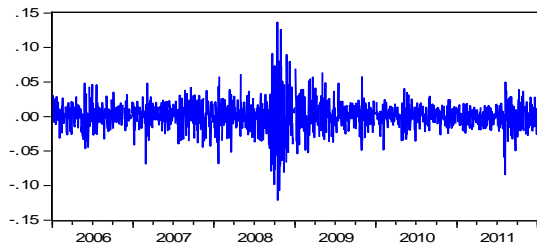
JAPAO



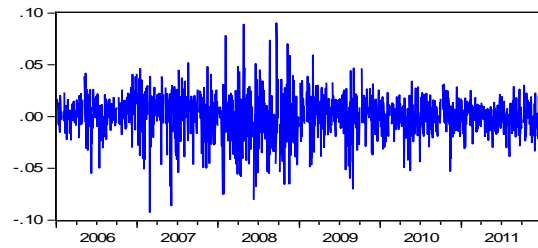
AFRICA_DO_SUL



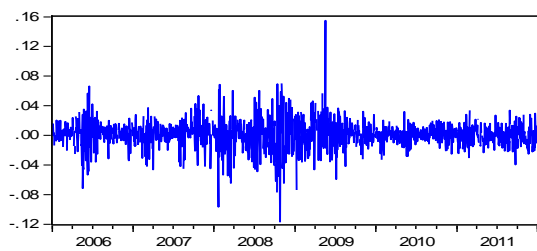
BRASIL



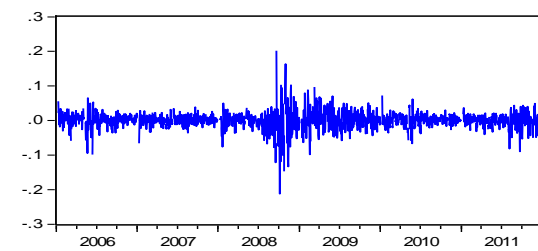
CHINA



INDIA



RUSSIA



APÊNDICE C – Retornos dos Índices Analisados no Período de 2006 a 2011

Gráfico C1: Alemanha – Índice e Retorno

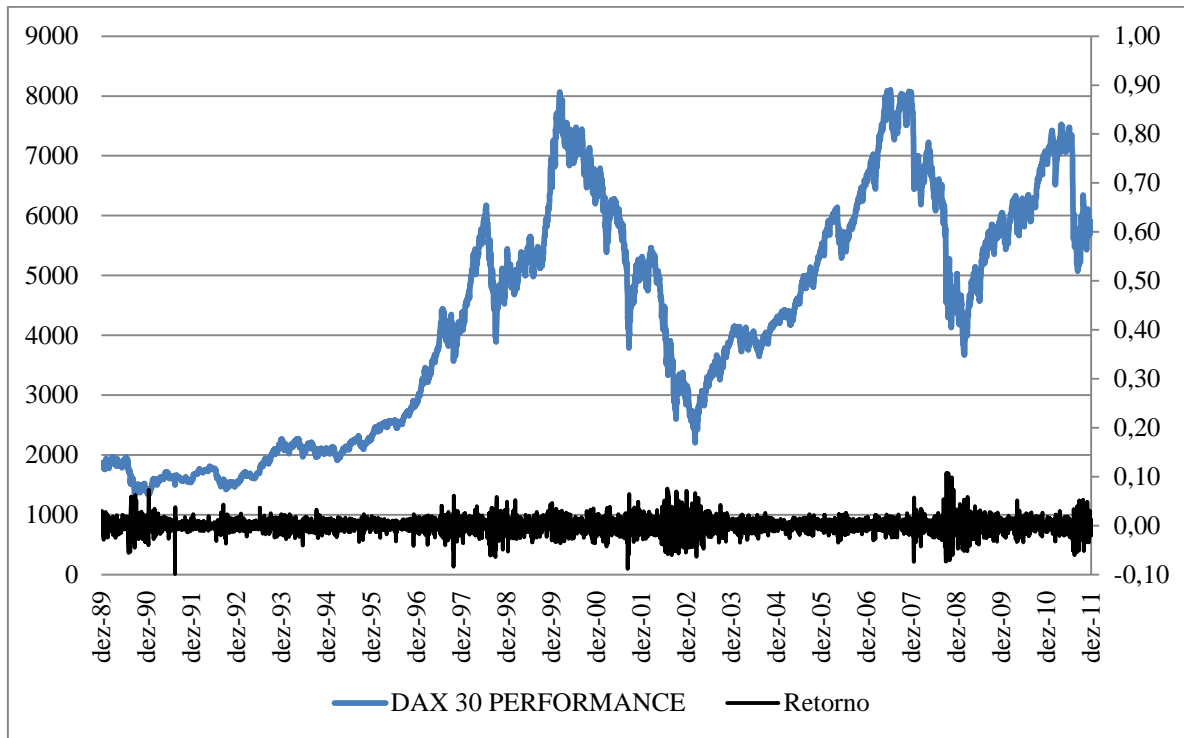


Gráfico C2: Canadá – Índice e Retorno

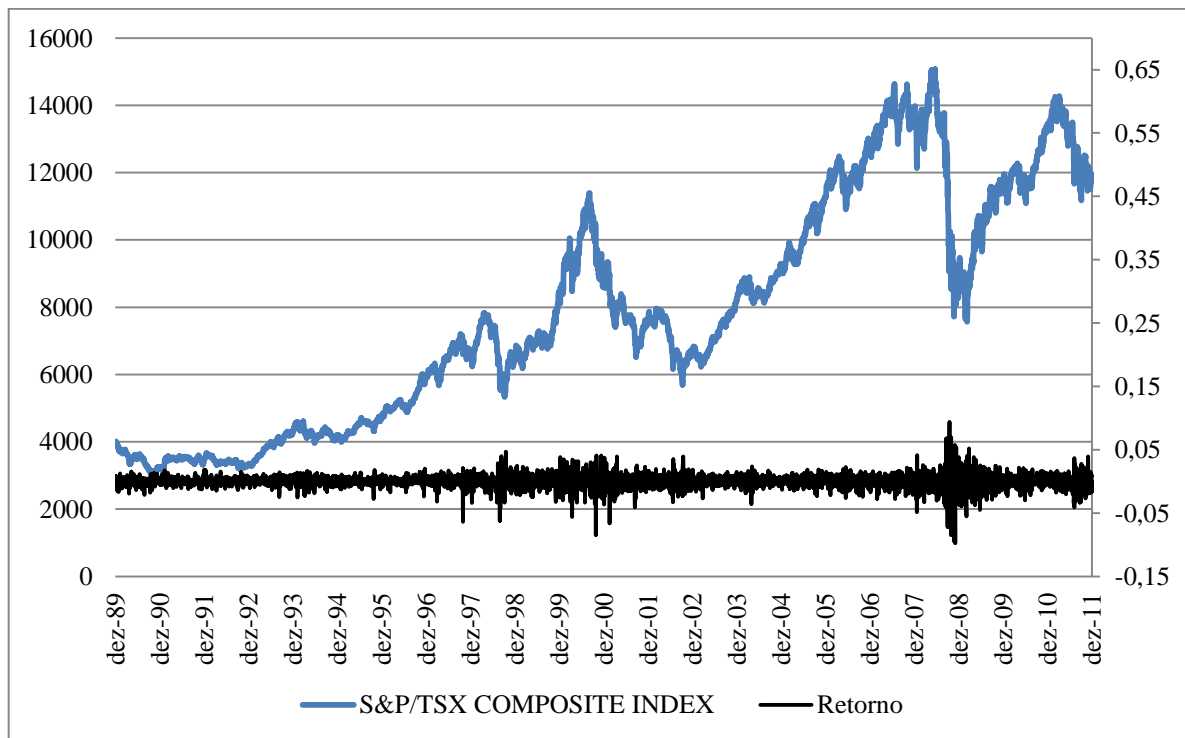


Gráfico C3: Estados Unidos – Índice e Retorno

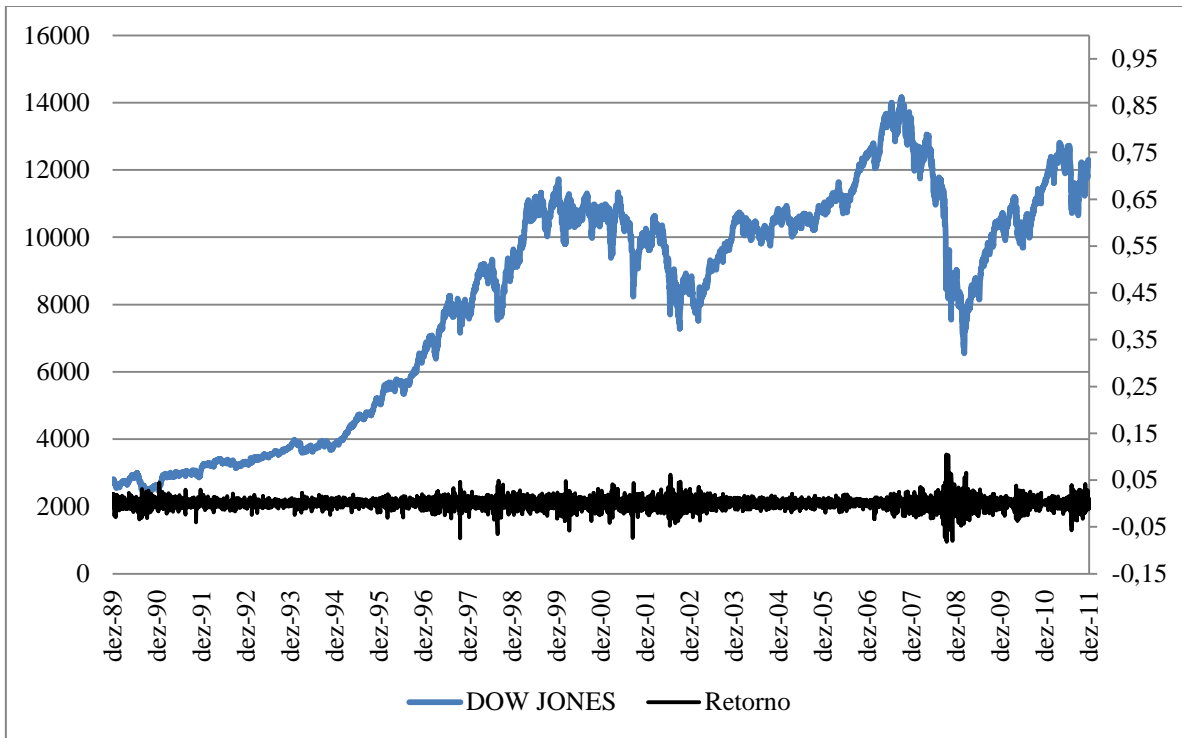


Gráfico C4: França – Índice e Retorno

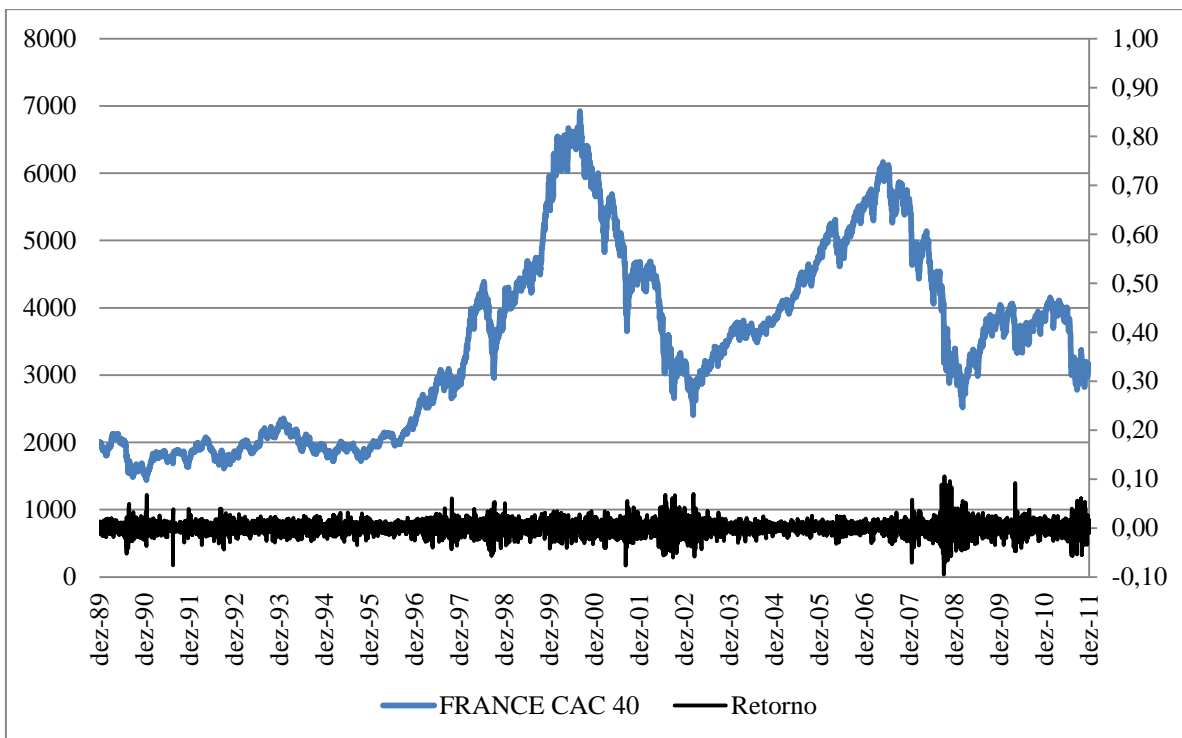


Gráfico C5: Inglaterra – Índice e Retorno

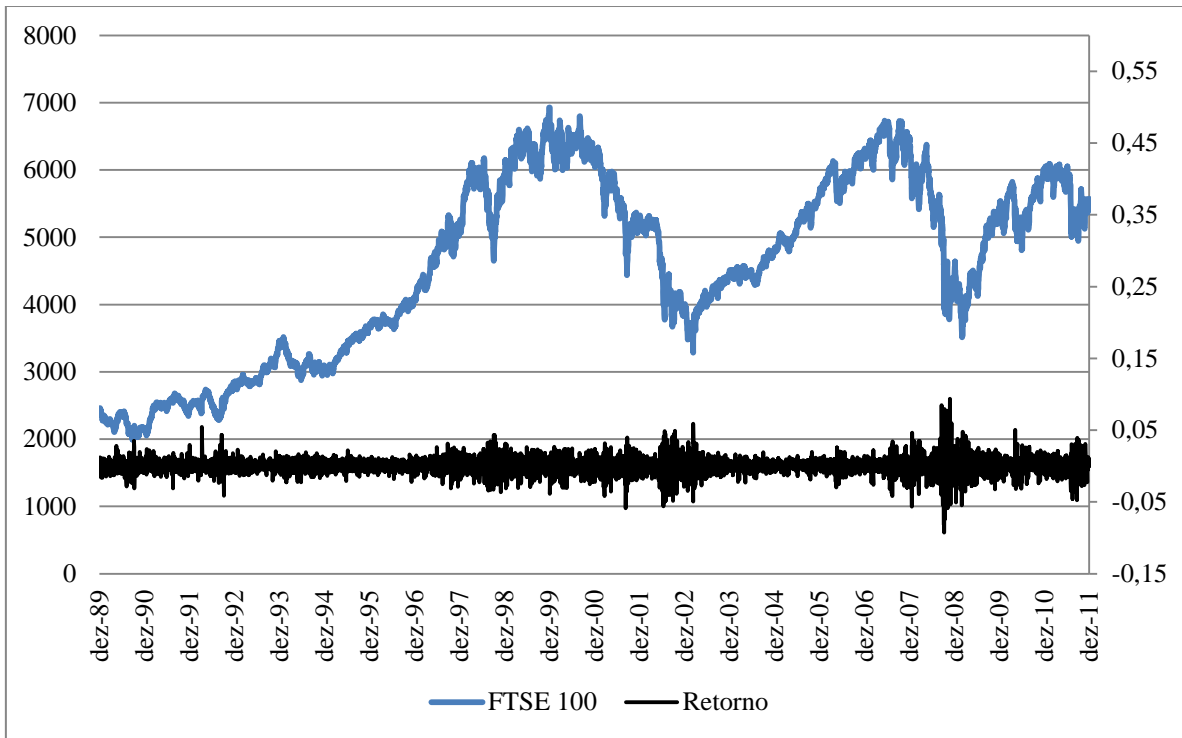


Gráfico C6: Itália – Índice e Retorno

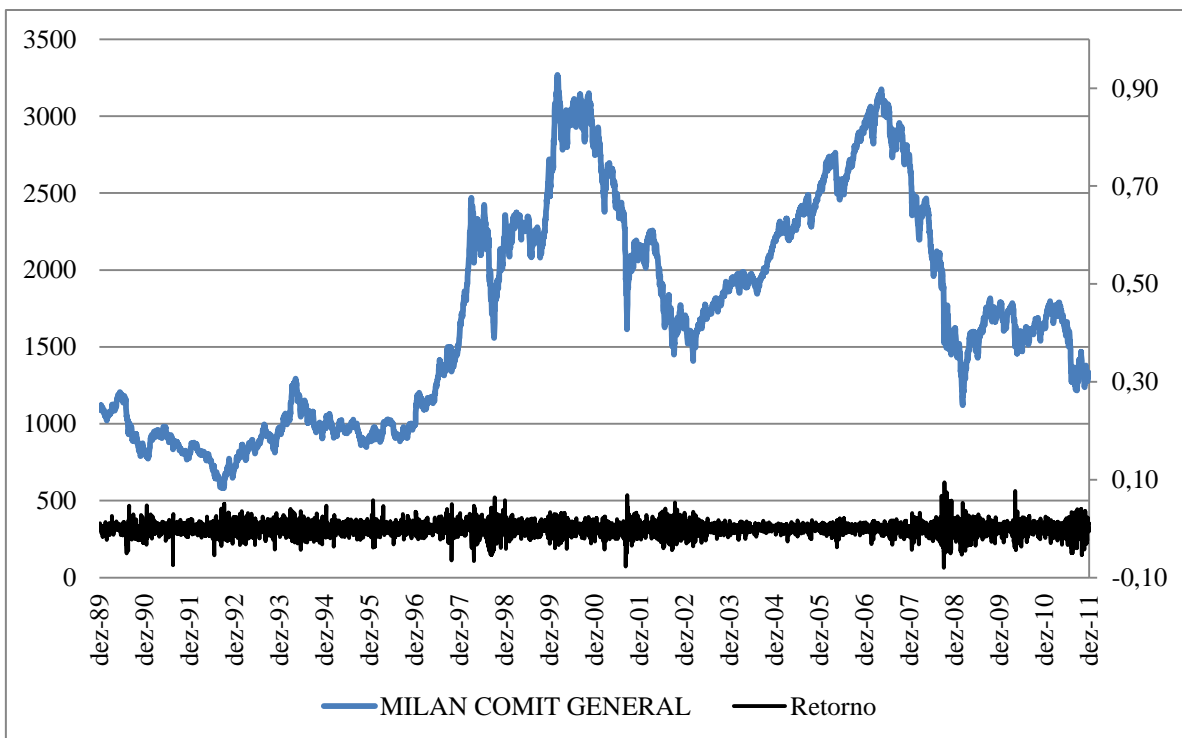


Gráfico C7: Japão – Índice e Retorno

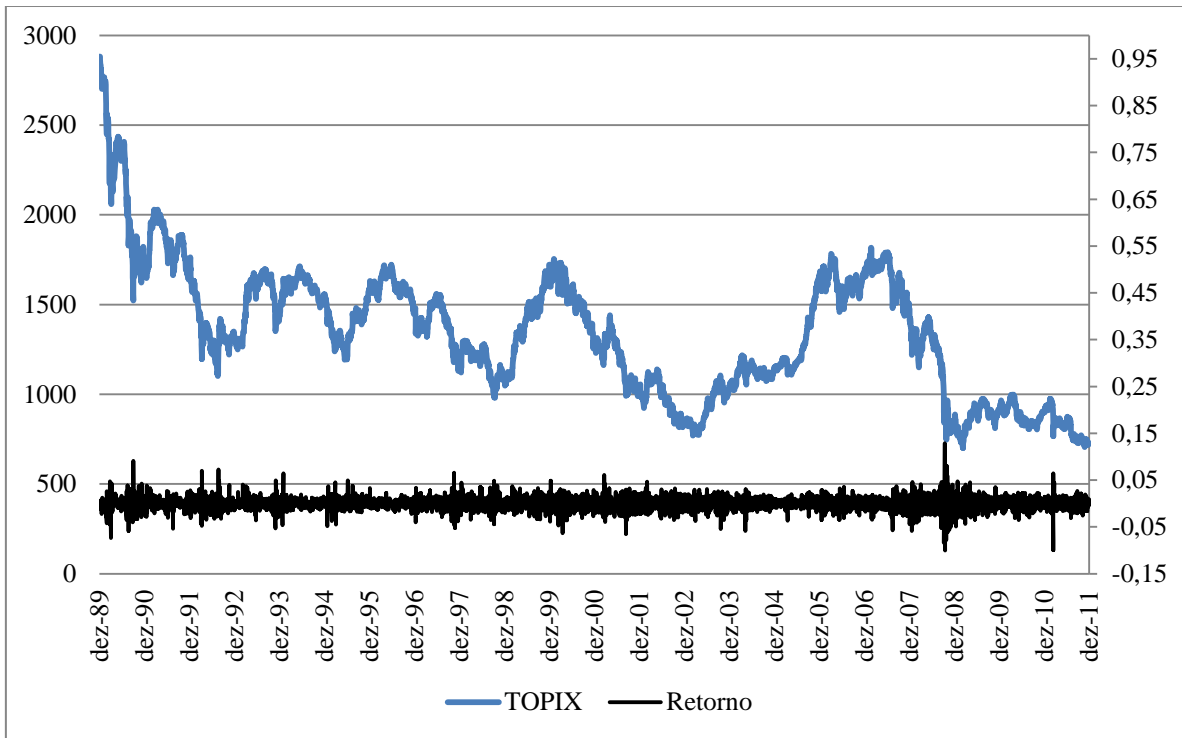


Gráfico C8: África do Sul – Índice e Retorno

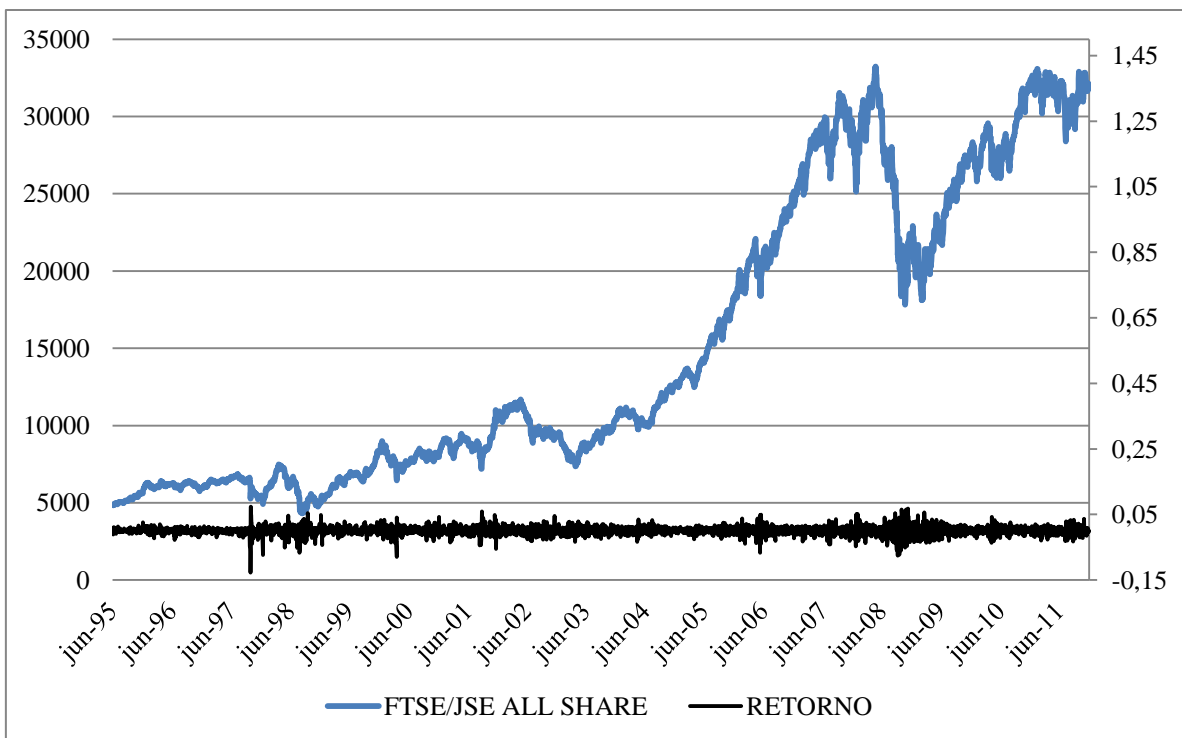


Gráfico C9: Brasil – Índice e Retorno

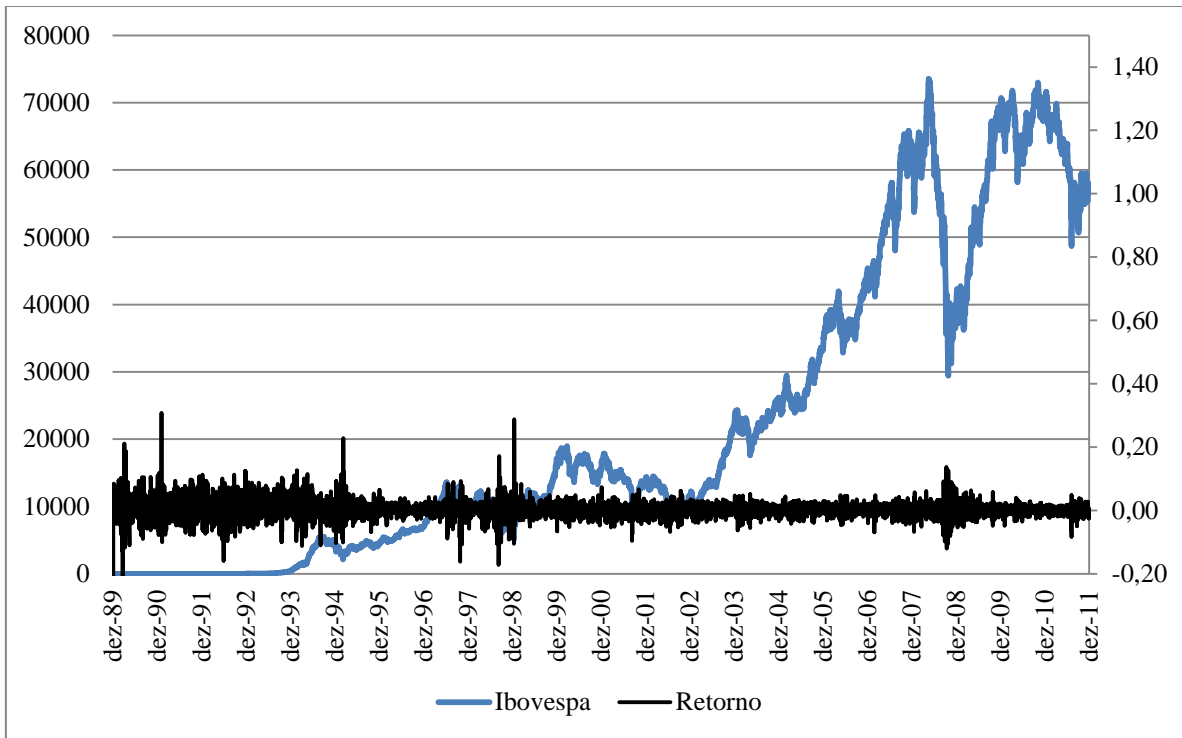


Gráfico C10: China – Índice e Retorno

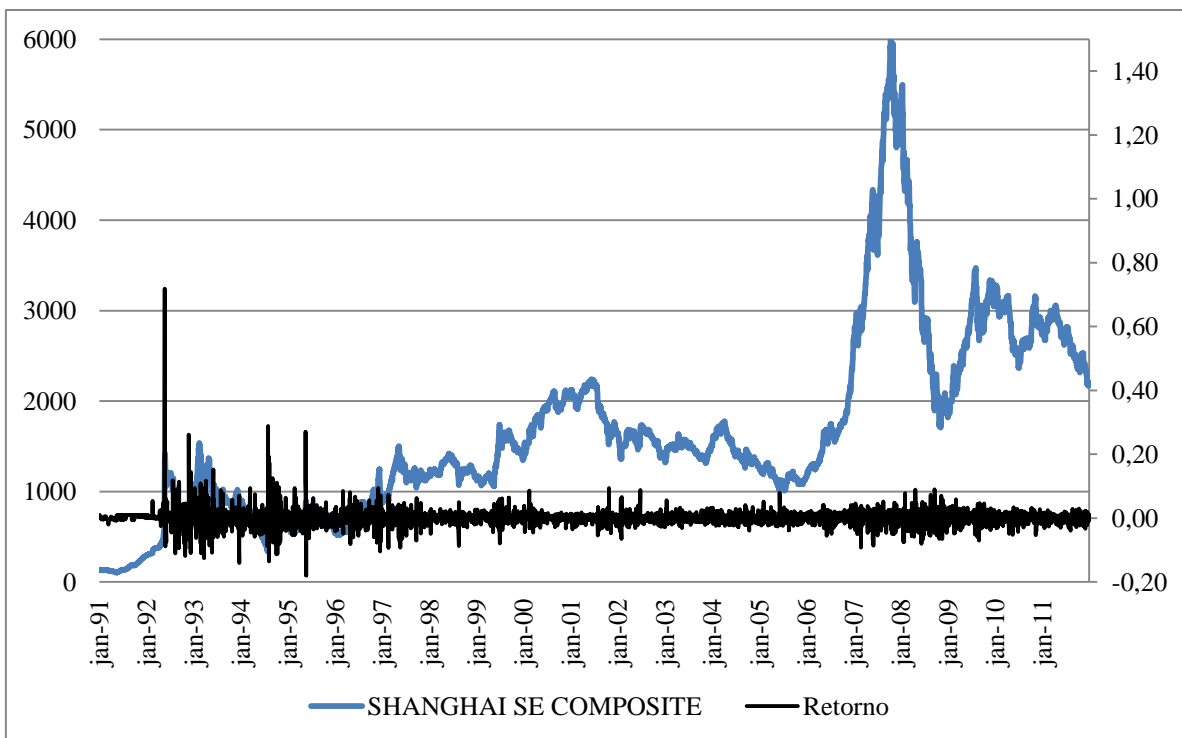


Gráfico C11: Índia – Índice e Retorno

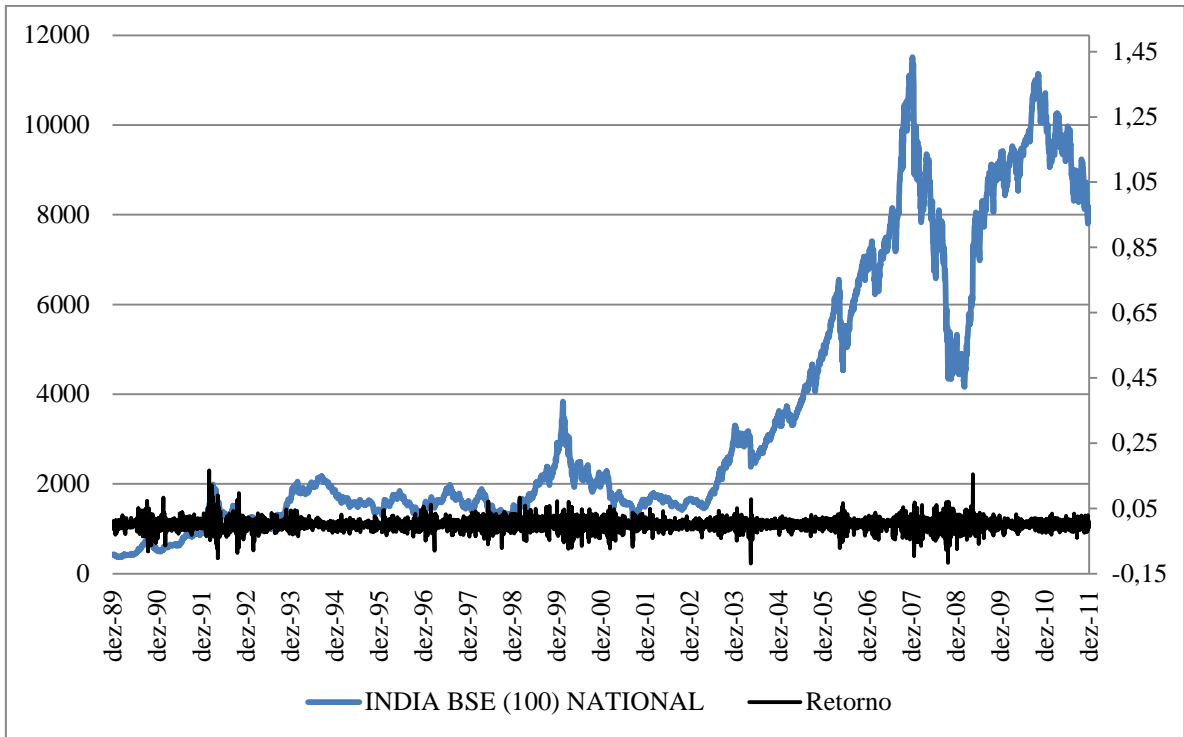
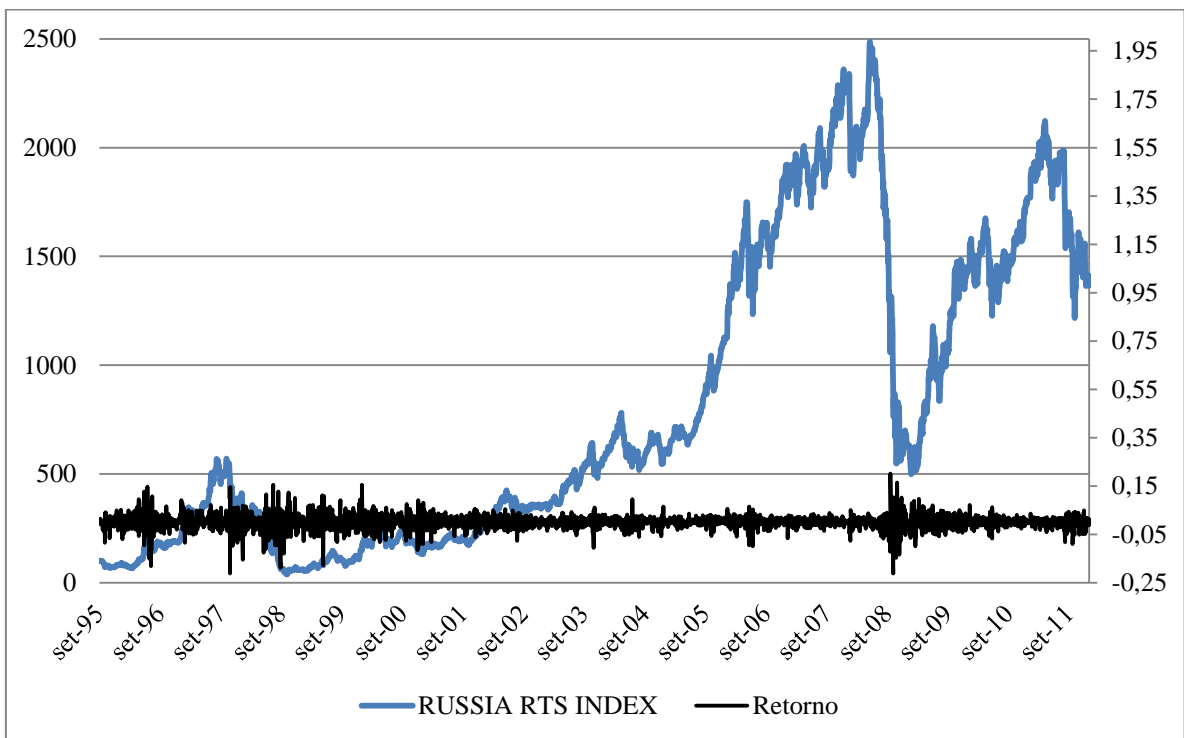


Gráfico C12: Rússia – Índice e Retorno



APÊNDICE D – Retornos dos Índices Analisados no Período de 2006 a 2011

Gráfico D1: Alemanha – Metodologias VaR ao nível de 99% e Retorno

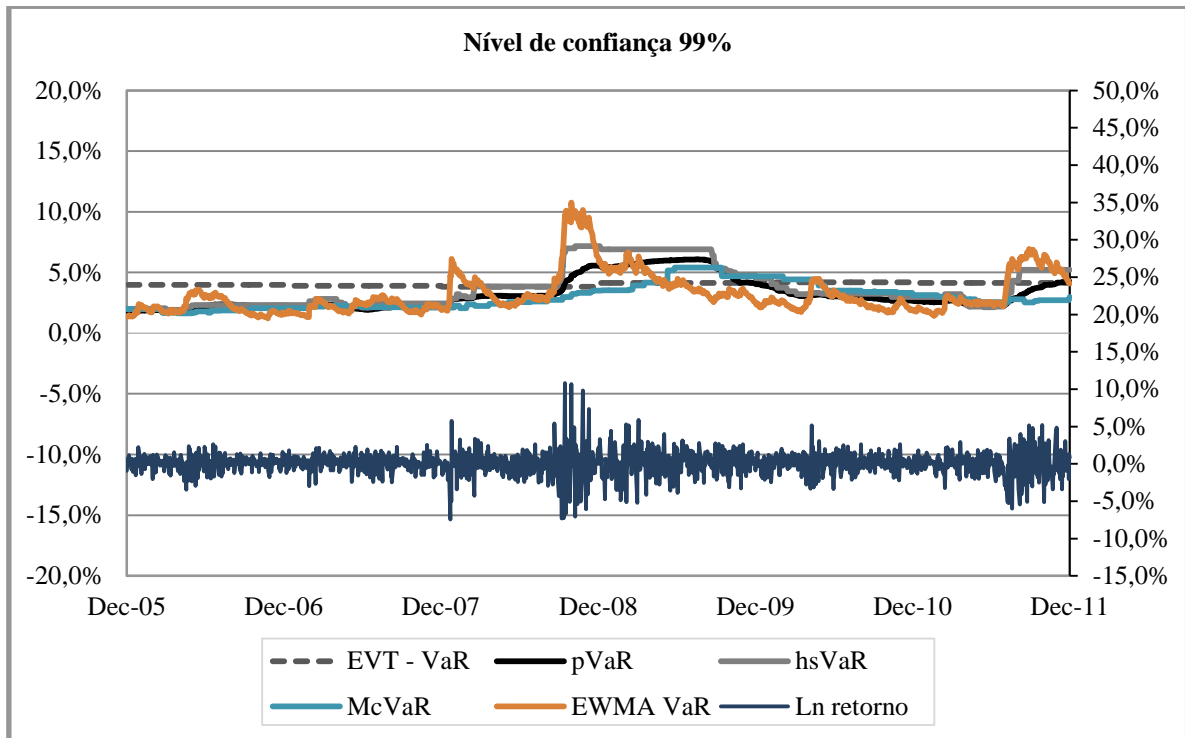


Gráfico D2: Alemanha – Metodologias VaR ao nível de 99,9% e Retorno

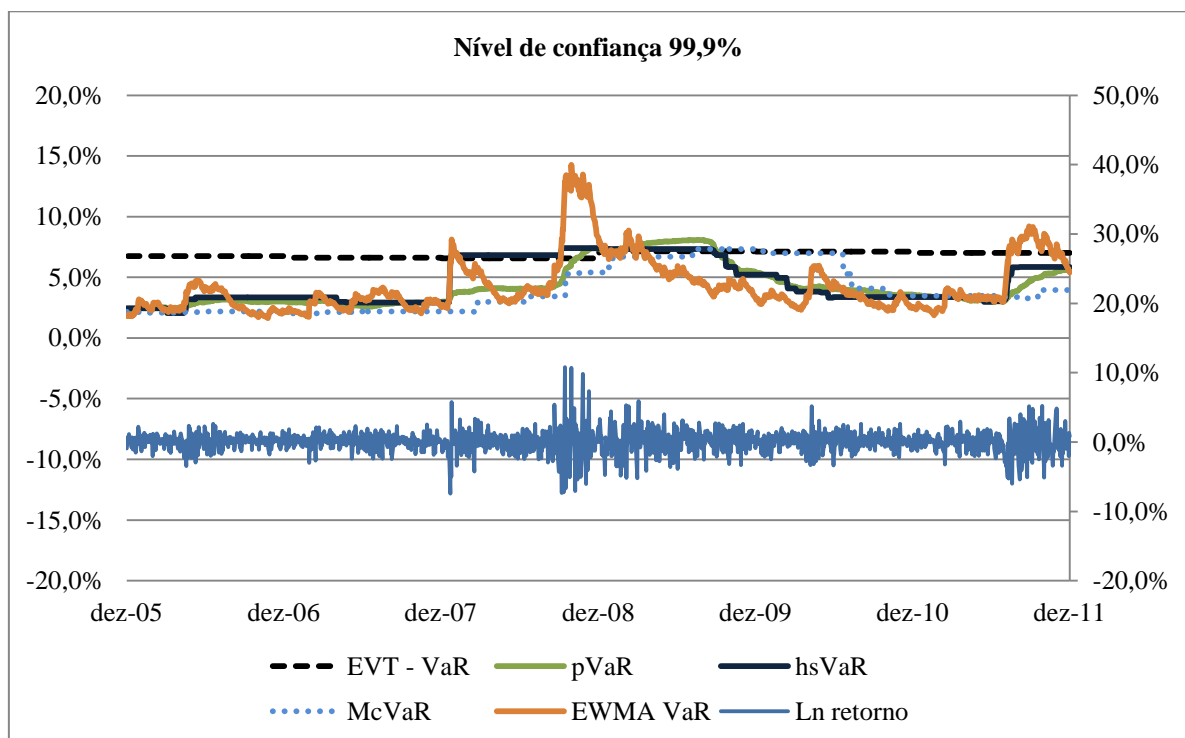


Gráfico D3: Canadá – Metodologias VaR ao nível de 99% e Retorno

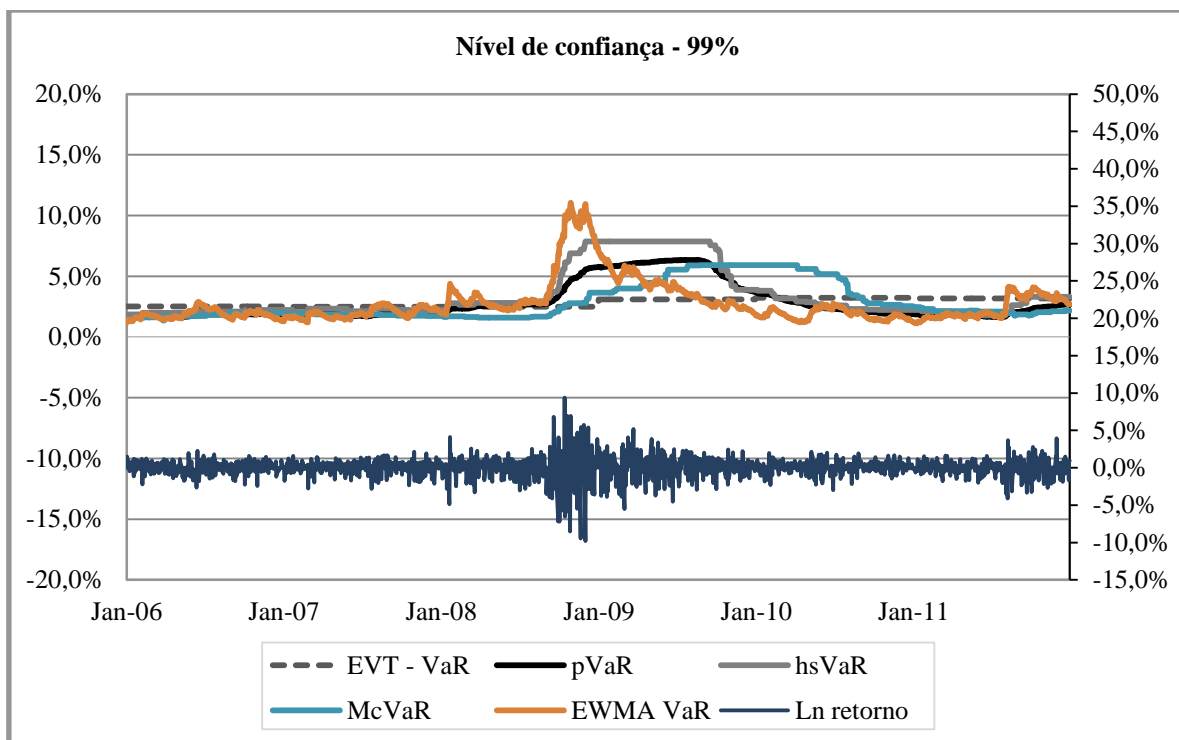


Gráfico D4: Canadá – Metodologias VaR ao nível de 99,9% e Retorno

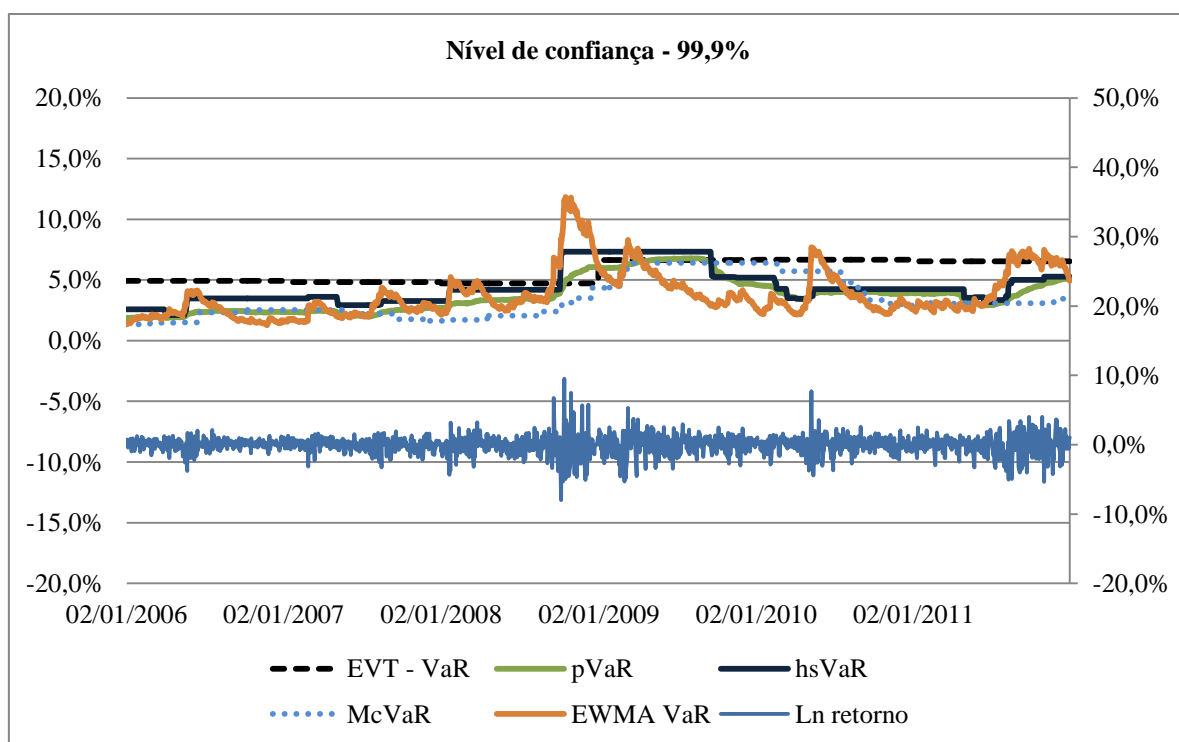


Gráfico D5: Estados Unidos – Metodologias VaR ao nível de 99% e Retorno

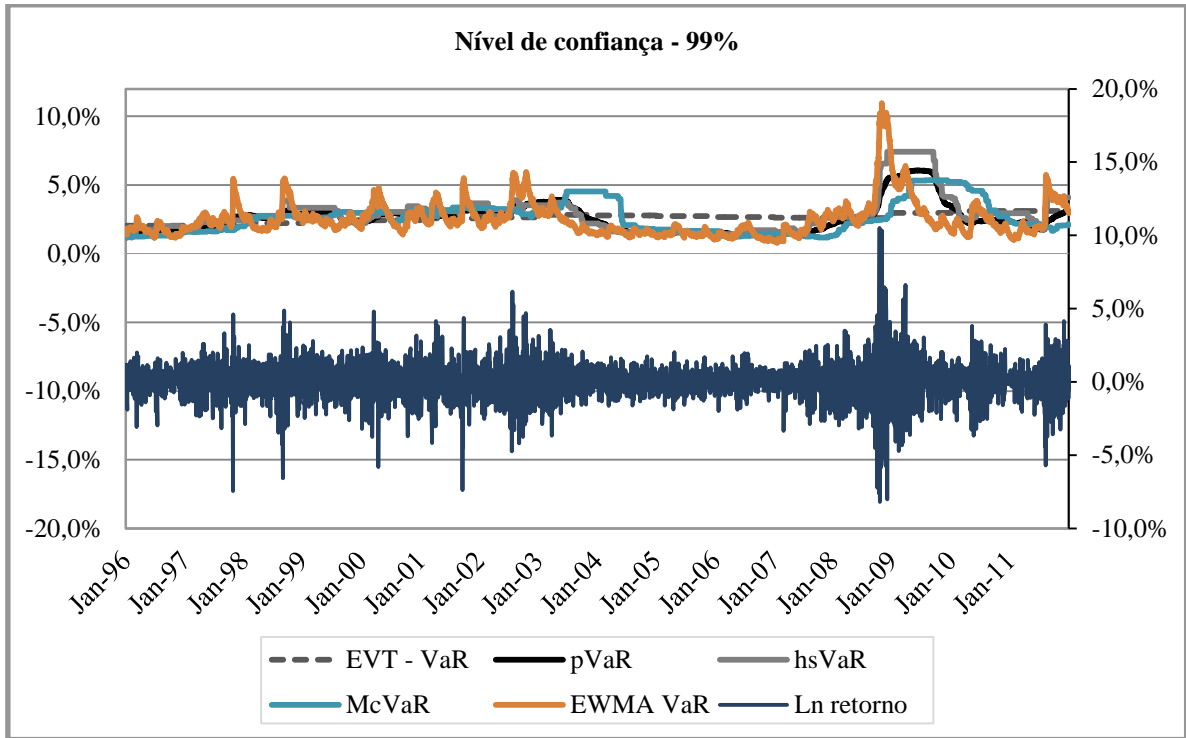


Gráfico D6: Estados Unidos – Metodologias VaR ao nível de 99,9% e Retorno

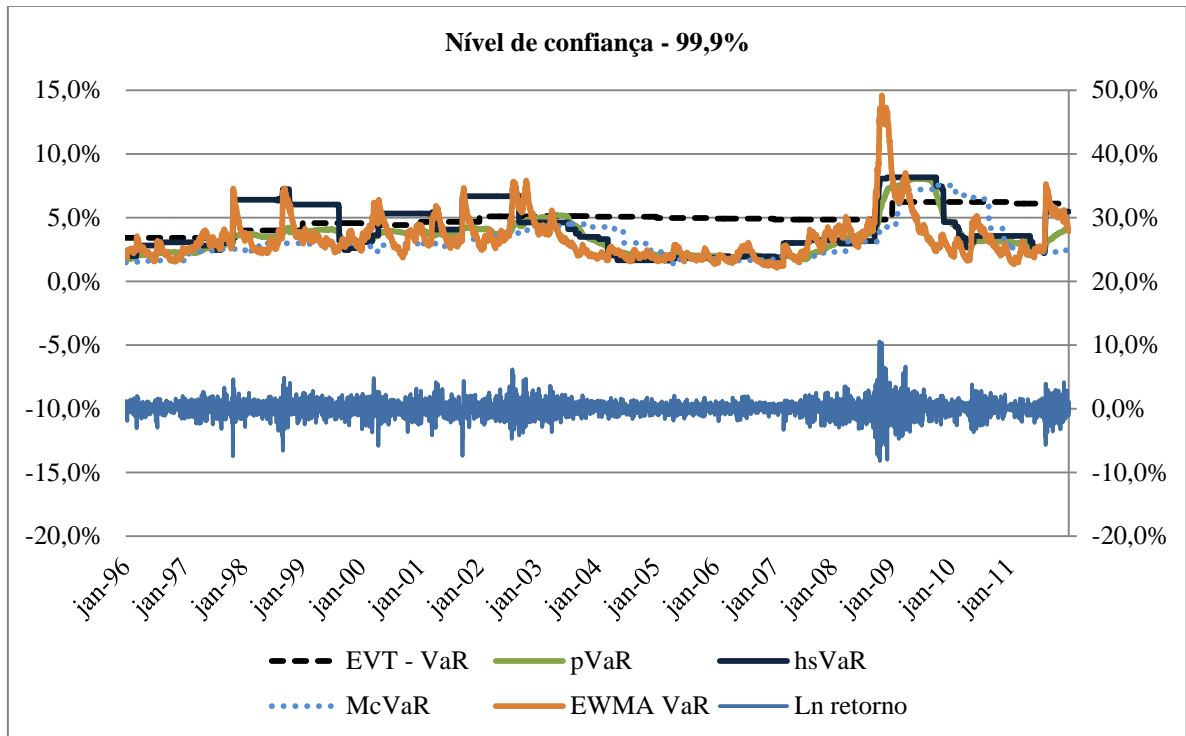


Gráfico D7: França – Metodologias VaR ao nível de 99% e Retorno

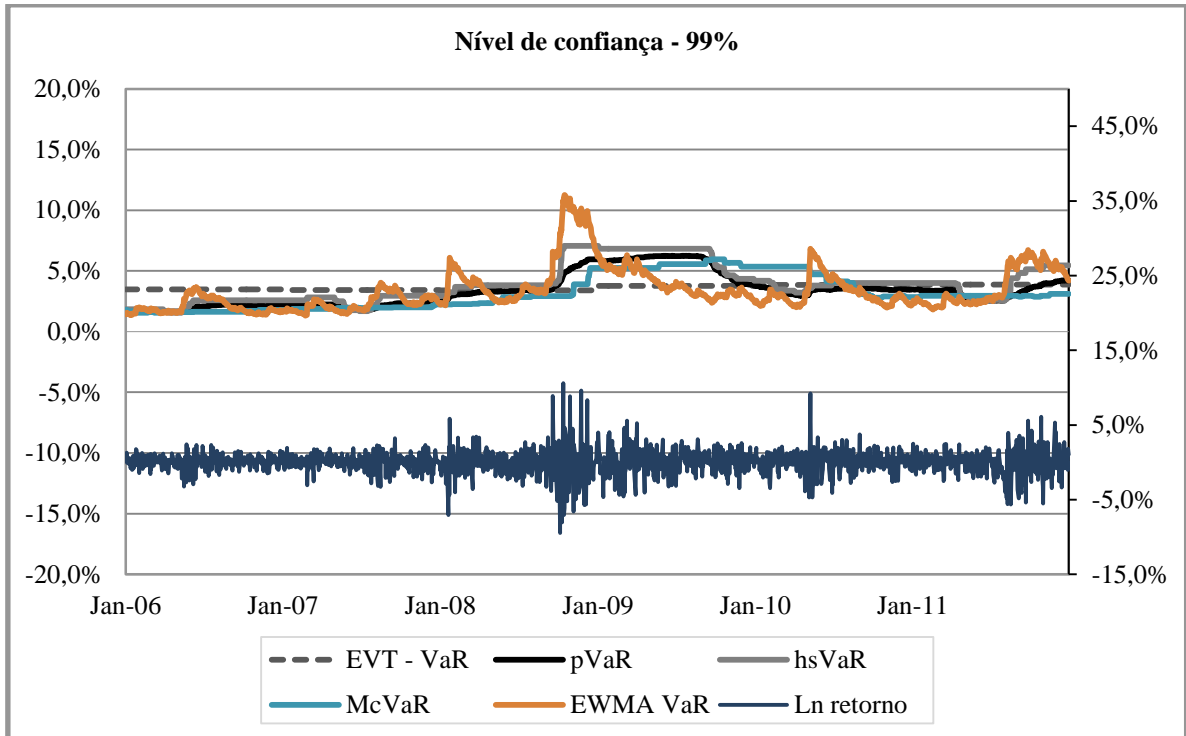


Gráfico D8: França – Metodologias VaR ao nível de 99,9% e Retorno

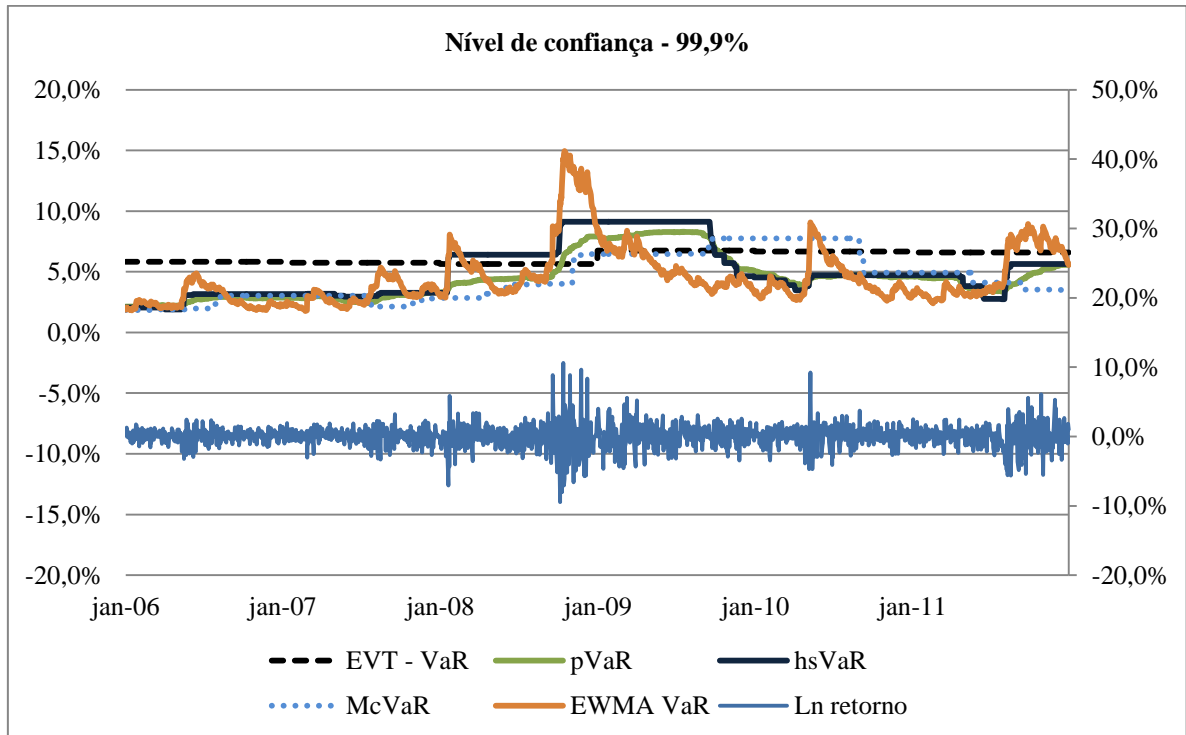


Gráfico D9: Inglaterra – Metodologias VaR ao nível de 99% e Retorno

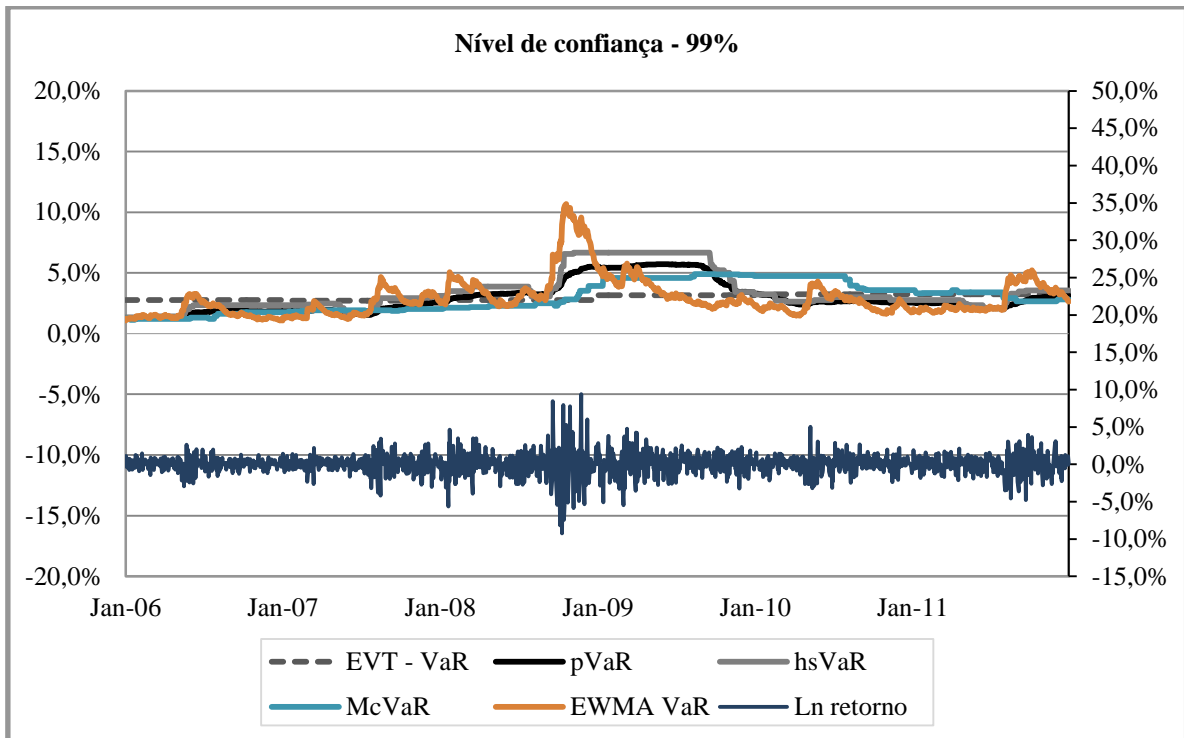


Gráfico D10: Inglaterra – Metodologias VaR ao nível de 99,9% e Retorno

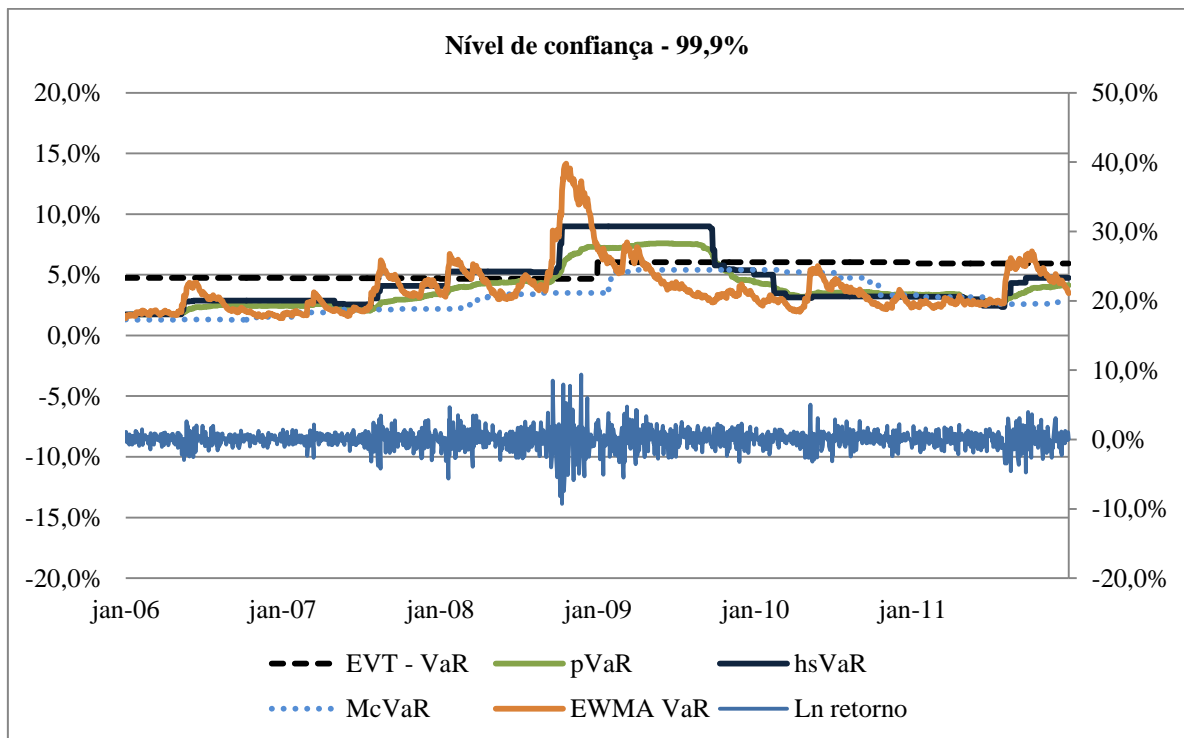


Gráfico D11: Itália – Metodologias VaR ao nível de 99% e Retorno

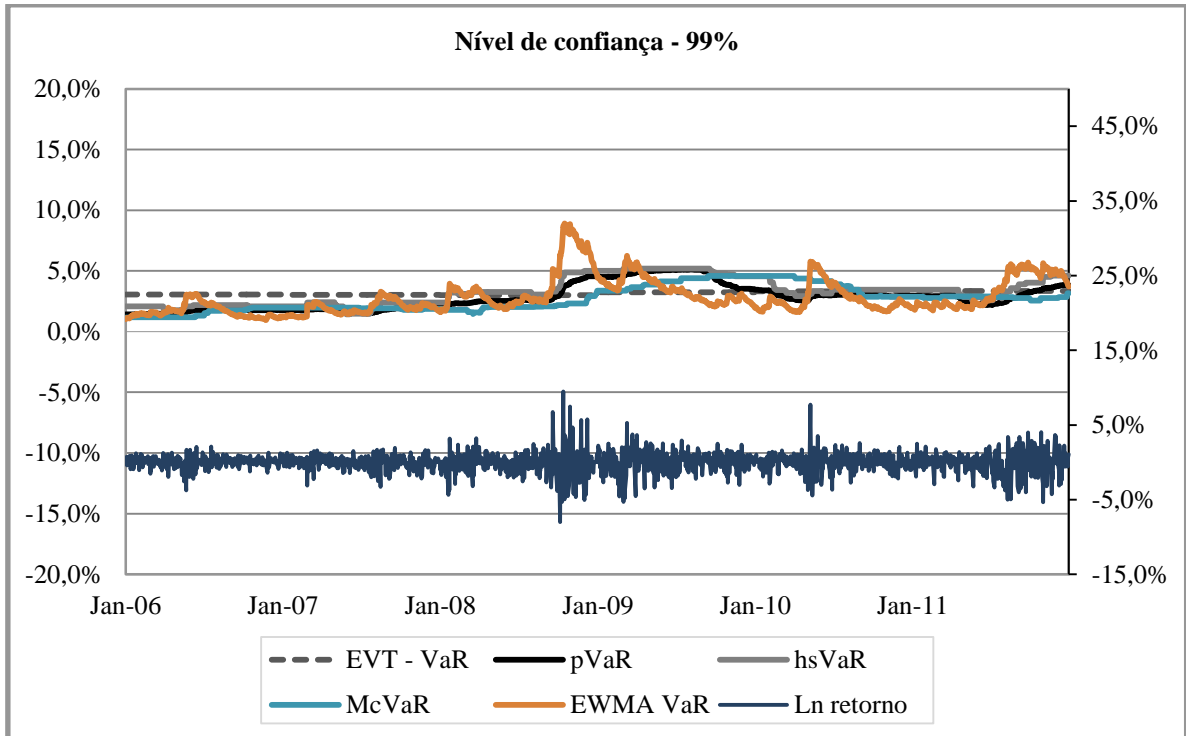


Gráfico D12: Itália – Metodologias VaR ao nível de 99,9% e Retorno

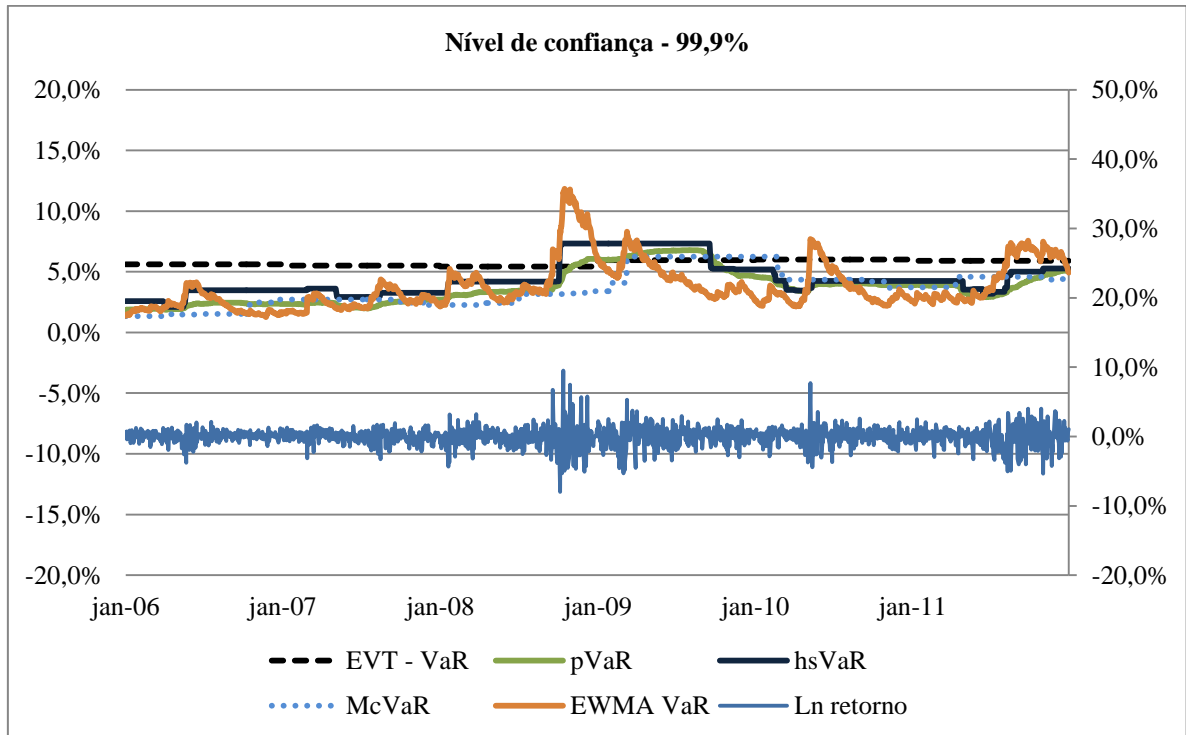


Gráfico D13: Japão – Metodologias VaR ao nível de 99% e Retorno

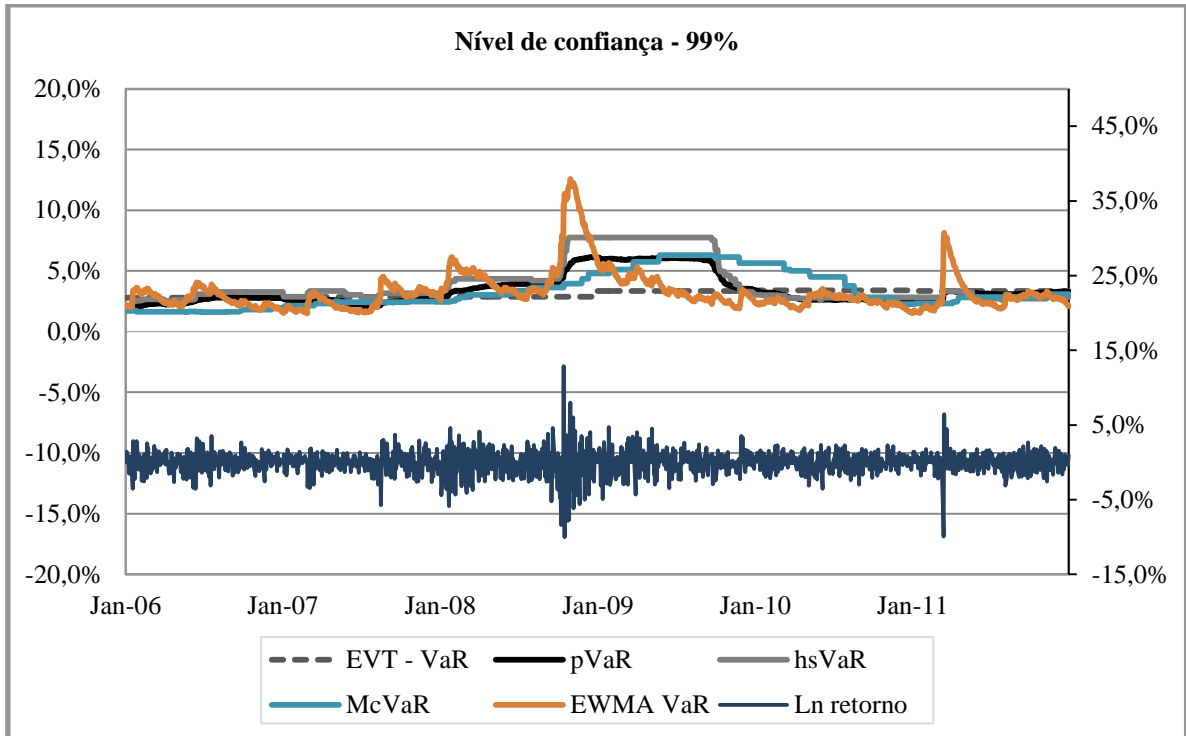


Gráfico D14: Japão – Metodologias VaR ao nível de 99,9% e Retorno

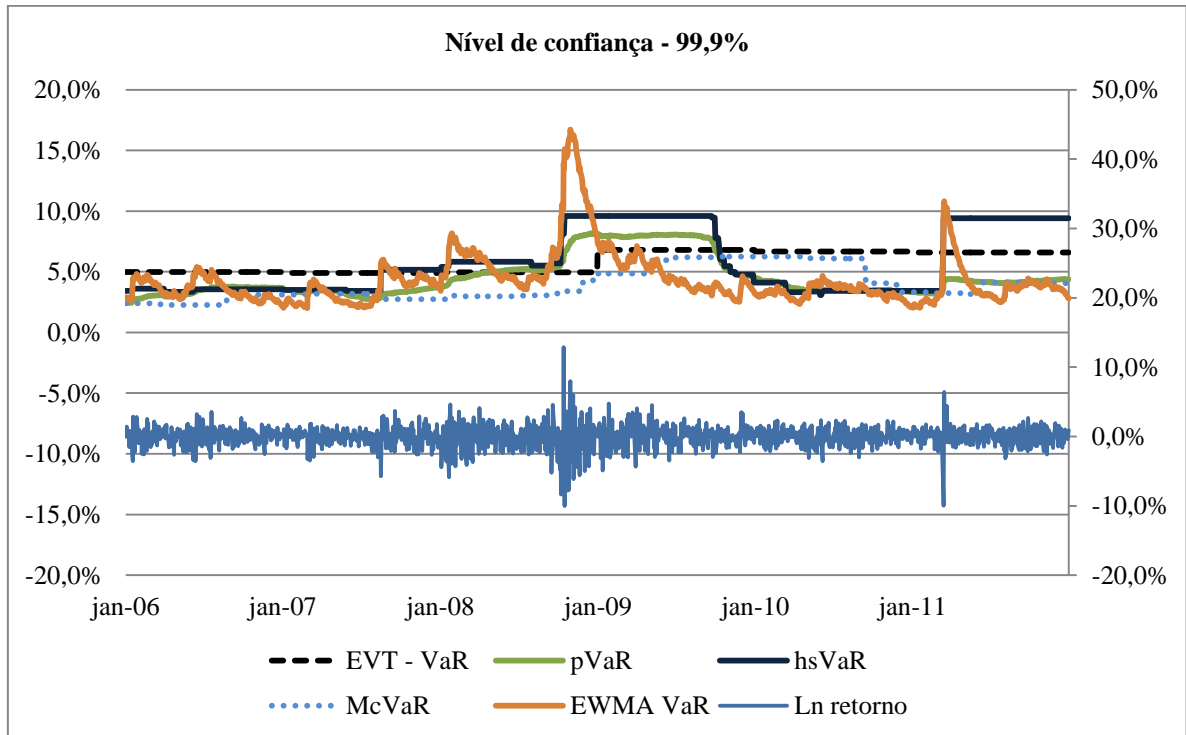


Gráfico D15: África do Sul – Metodologias VaR ao nível de 99% e Retorno

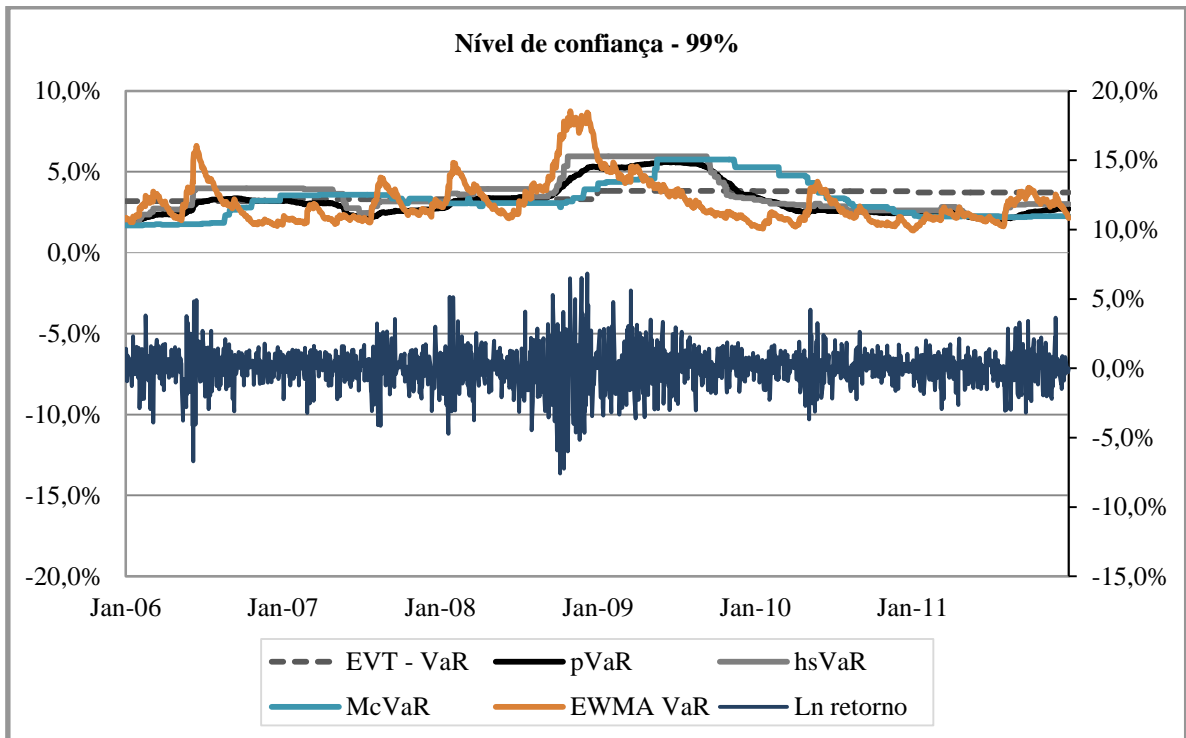


Gráfico D16: África do Sul – Metodologias VaR ao nível de 99,9% e Retorno

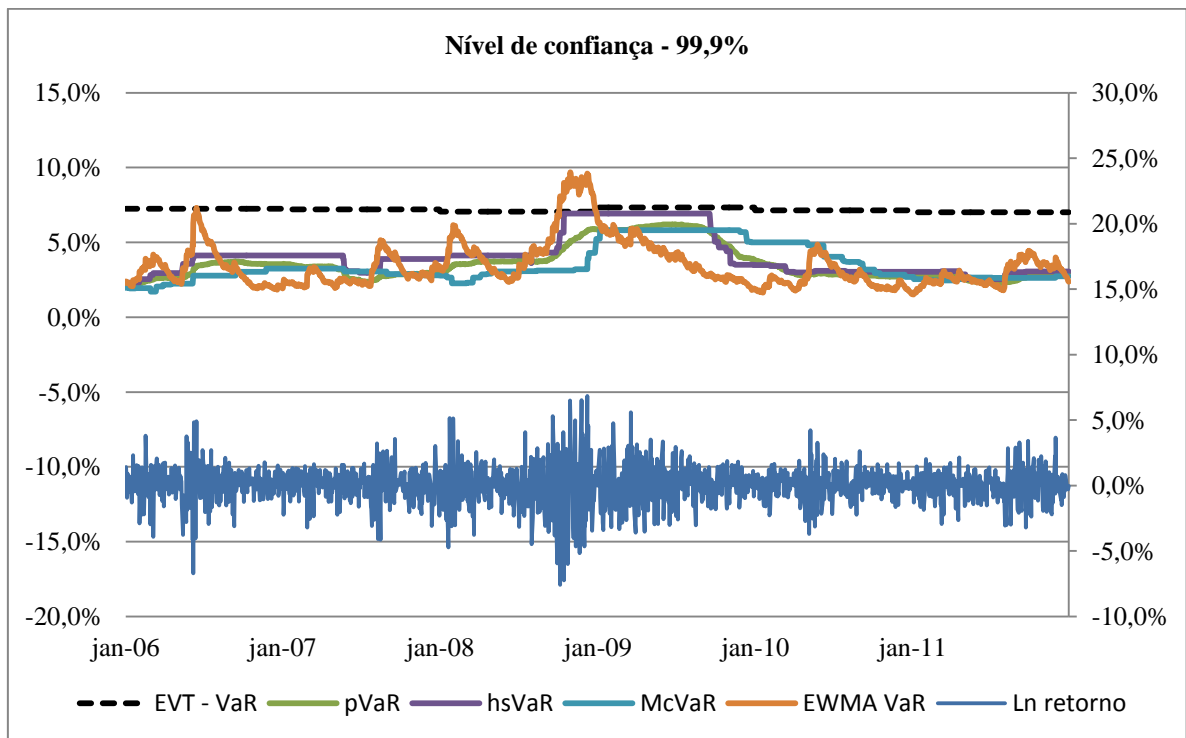


Gráfico D17: Brasil – Metodologias VaR ao nível de 99% e Retorno

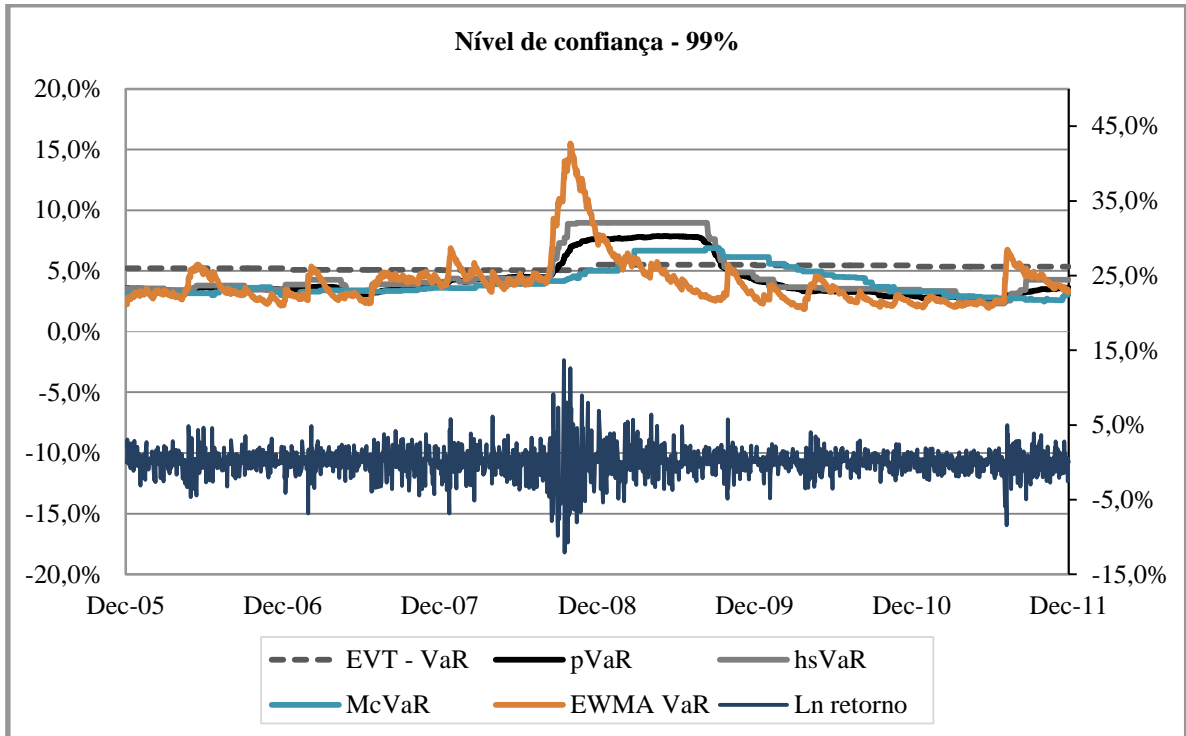


Gráfico D18: Brasil – Metodologias VaR ao nível de 99,9% e Retorno

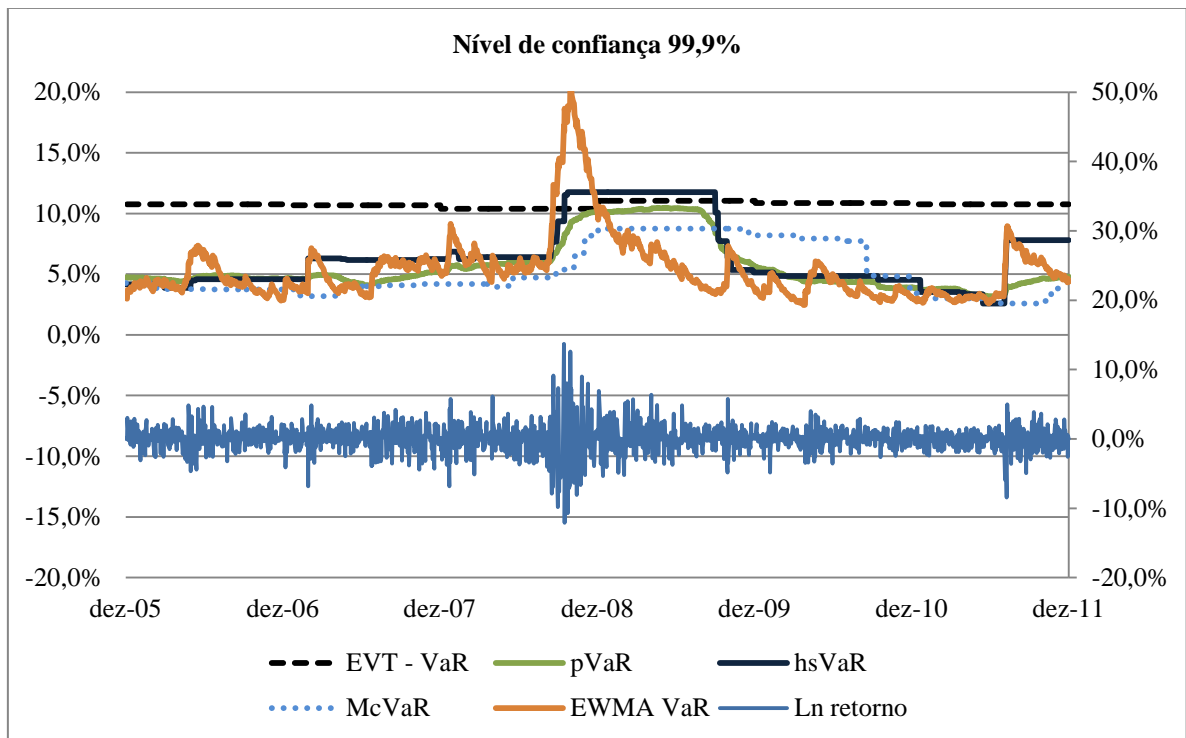


Gráfico D19: China – Metodologias VaR ao nível de 99% e Retorno

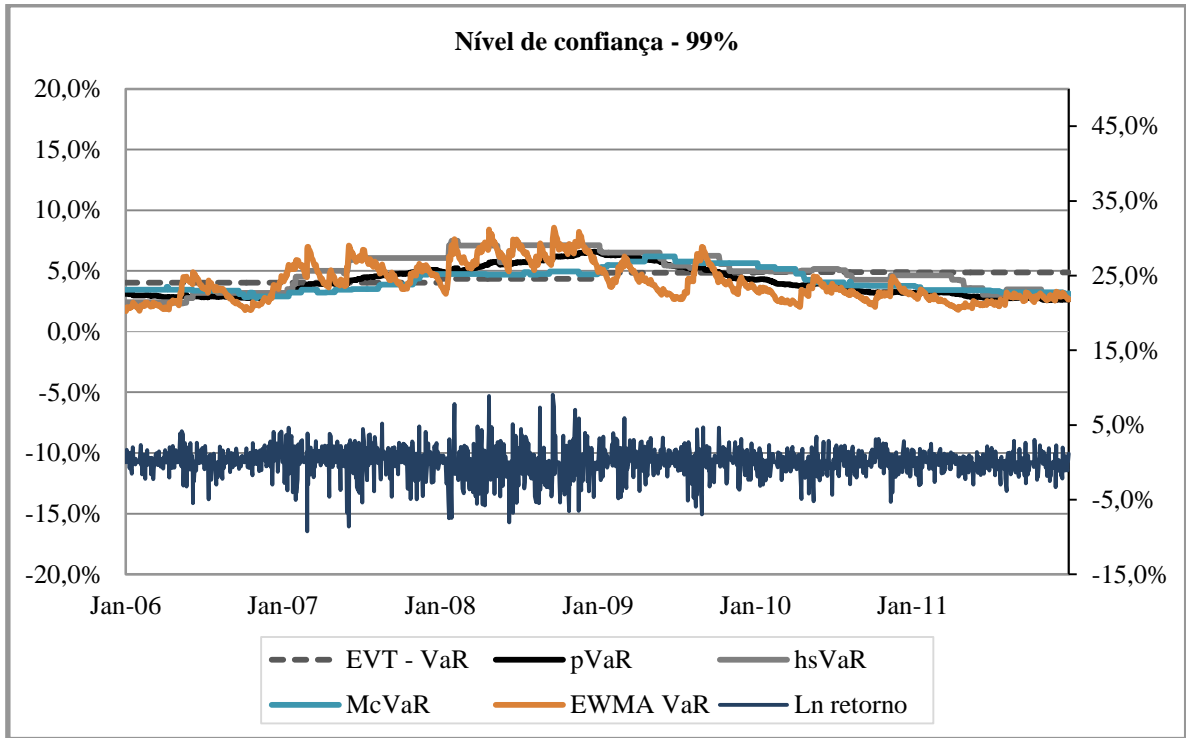


Gráfico D20: China – Metodologias VaR ao nível de 99,9% e Retorno

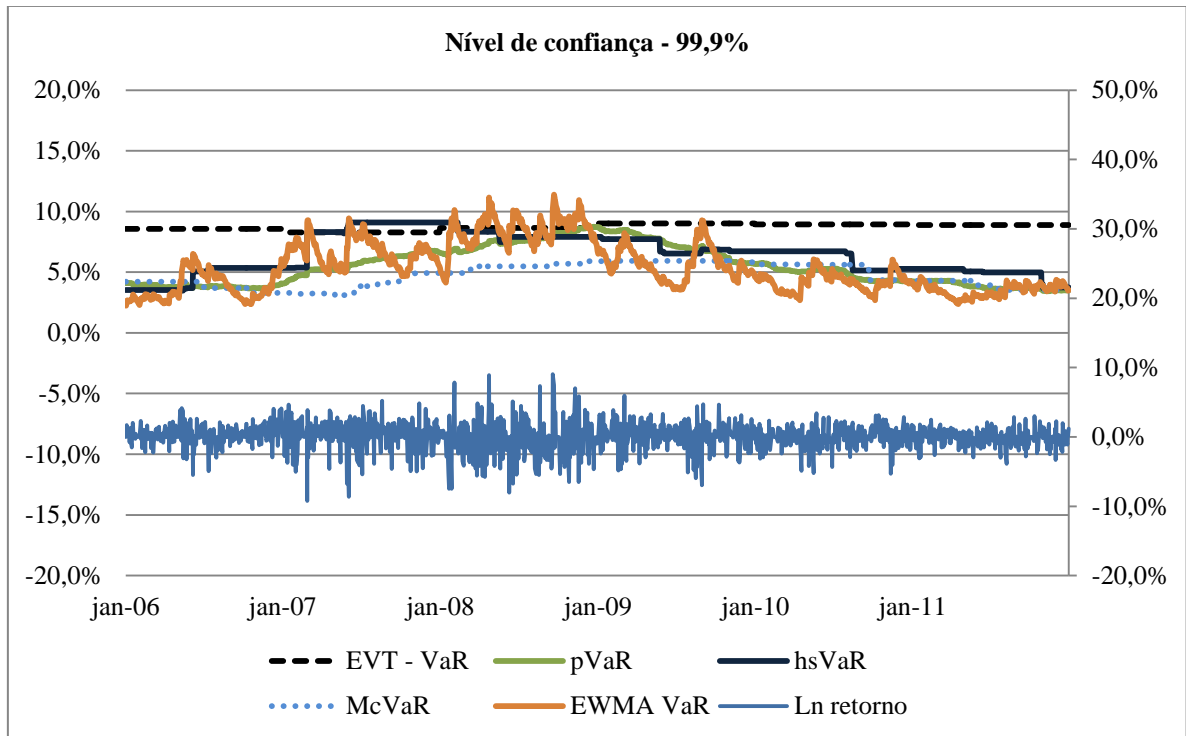


Gráfico D21: Índia – Metodologias VaR ao nível de 99% e Retorno

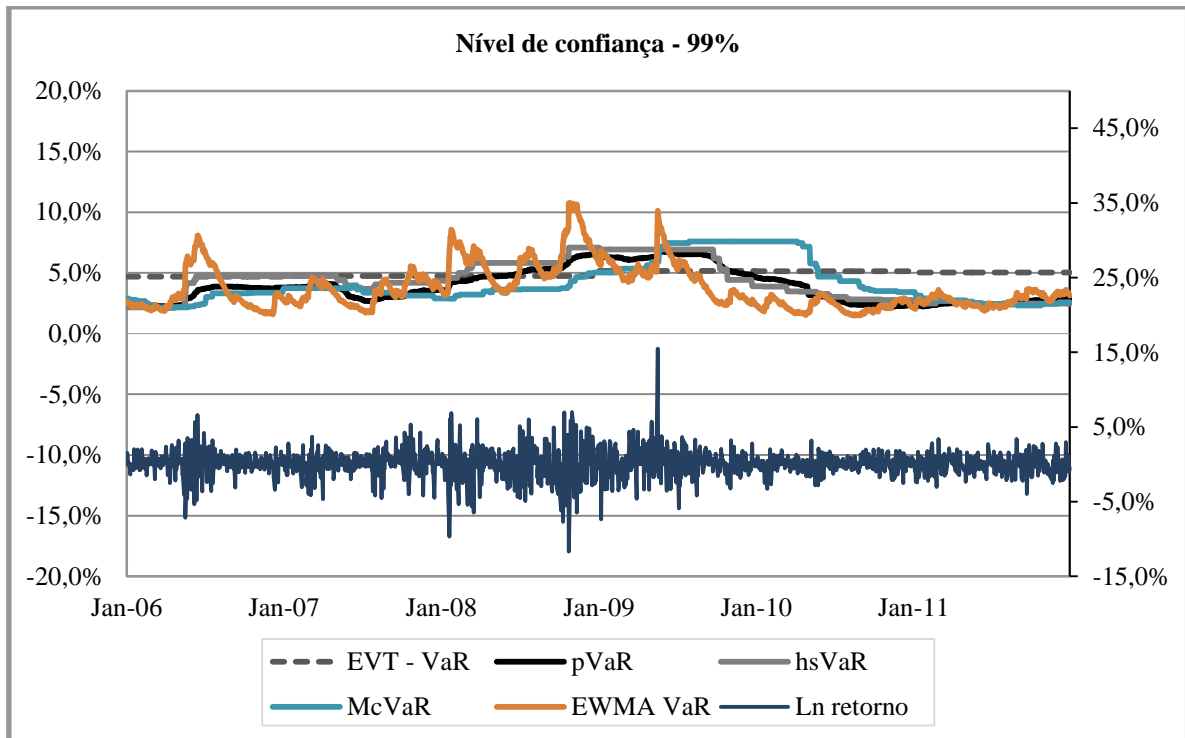


Gráfico D22: Índia – Metodologias VaR ao nível de 99,9% e Retorno

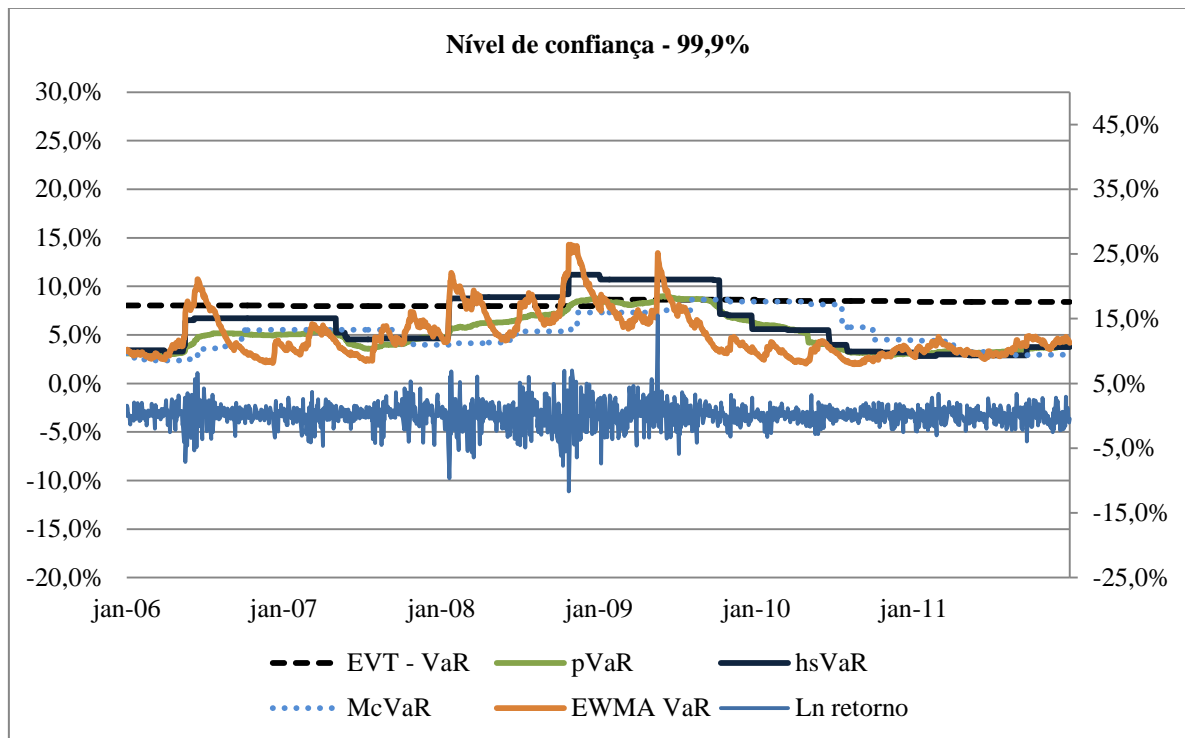


Gráfico D23: Rússia – Metodologias VaR ao nível de 99% e Retorno

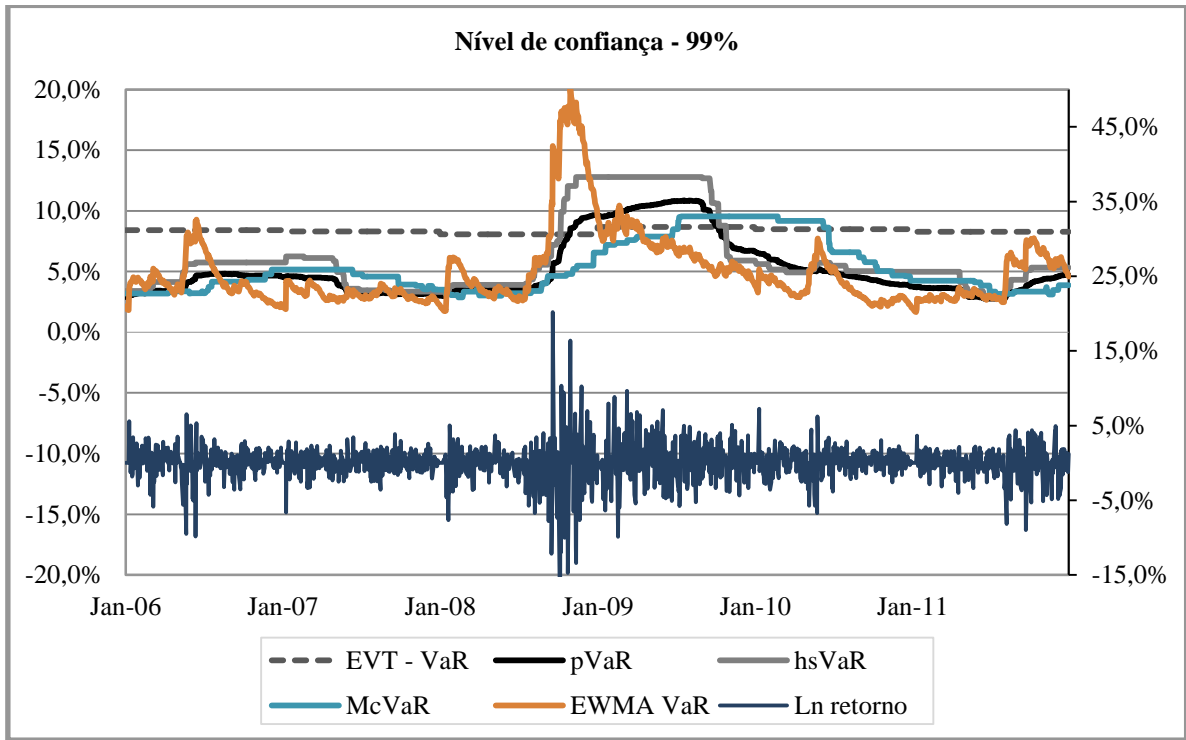
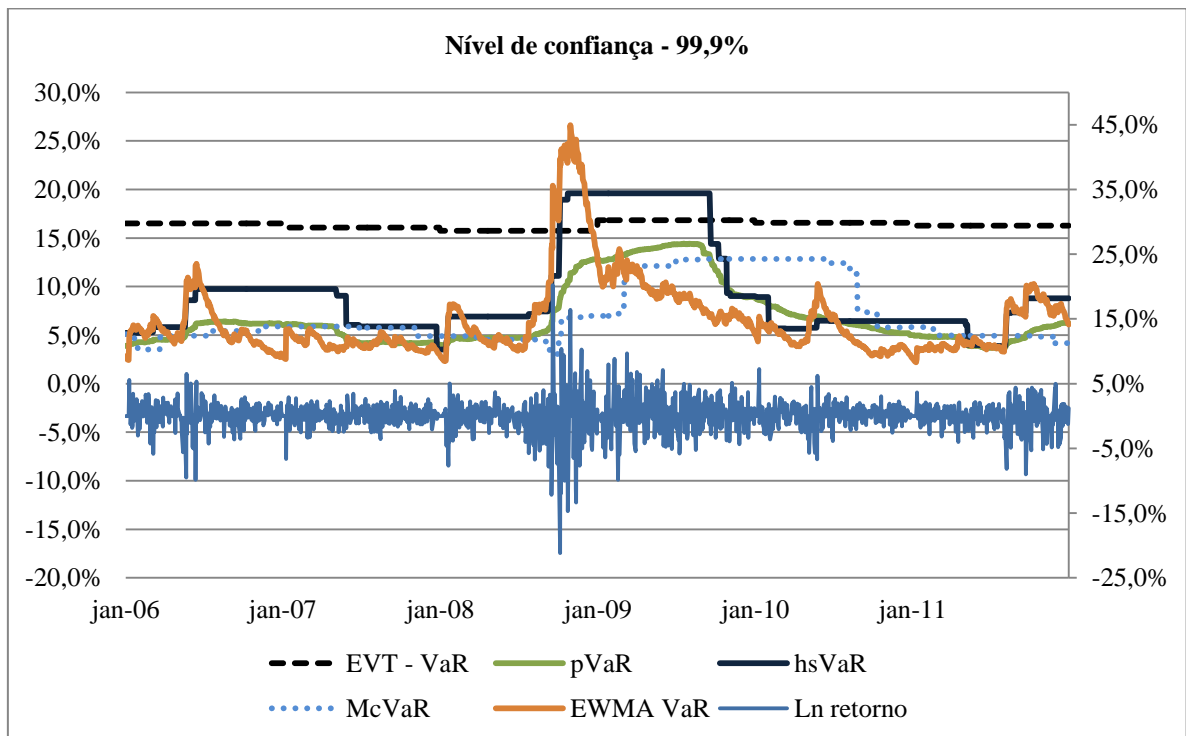


Gráfico D24: Rússia – Metodologias VaR ao nível de 99,9% e Retorno



APÊNDICE E – Gráficos HIT para as metodologias VaR – BRICS e G7

Gráfico E1: Alemanha – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%

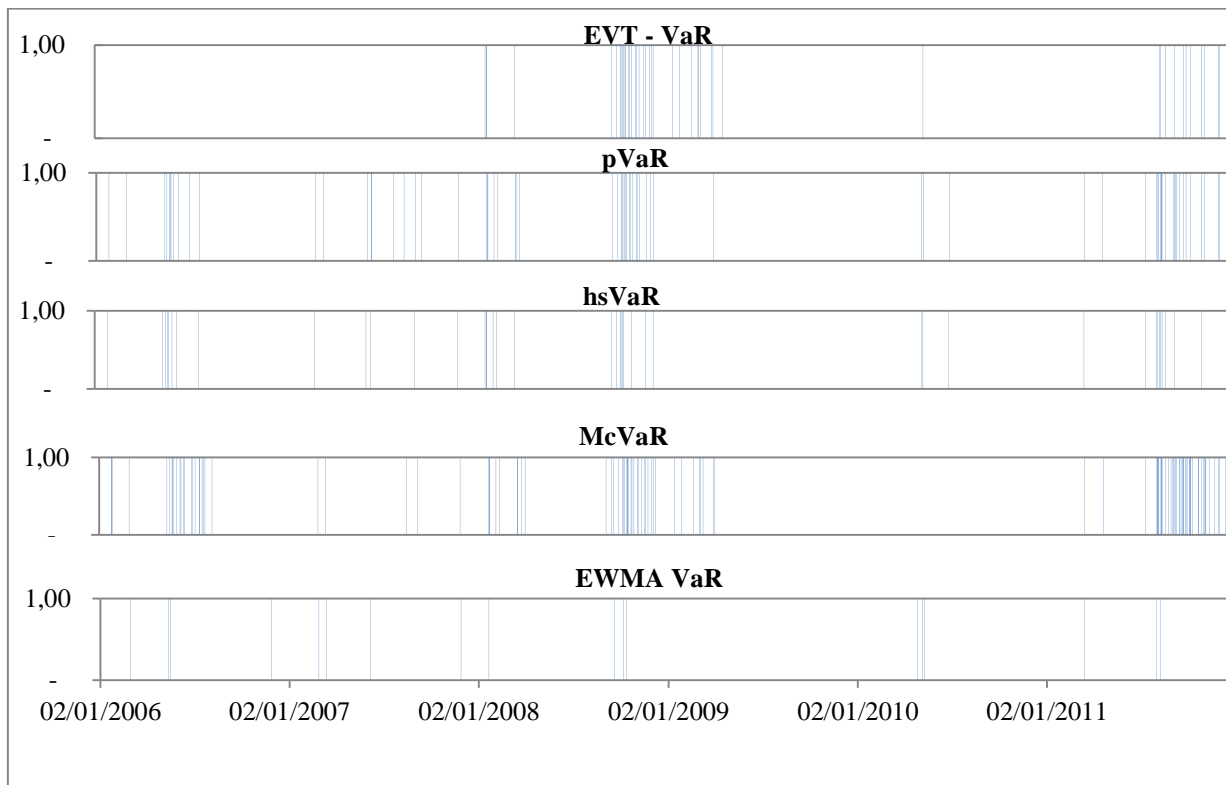


Gráfico E2: Alemanha – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%

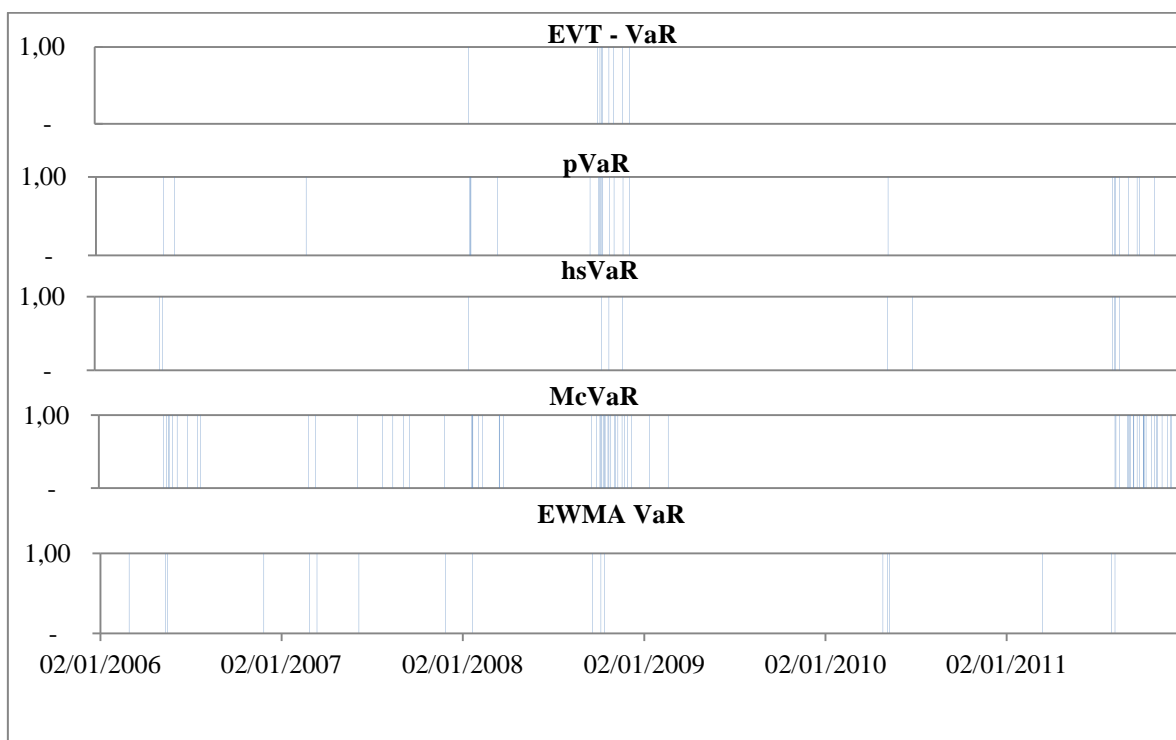


Gráfico E3: Canadá – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%

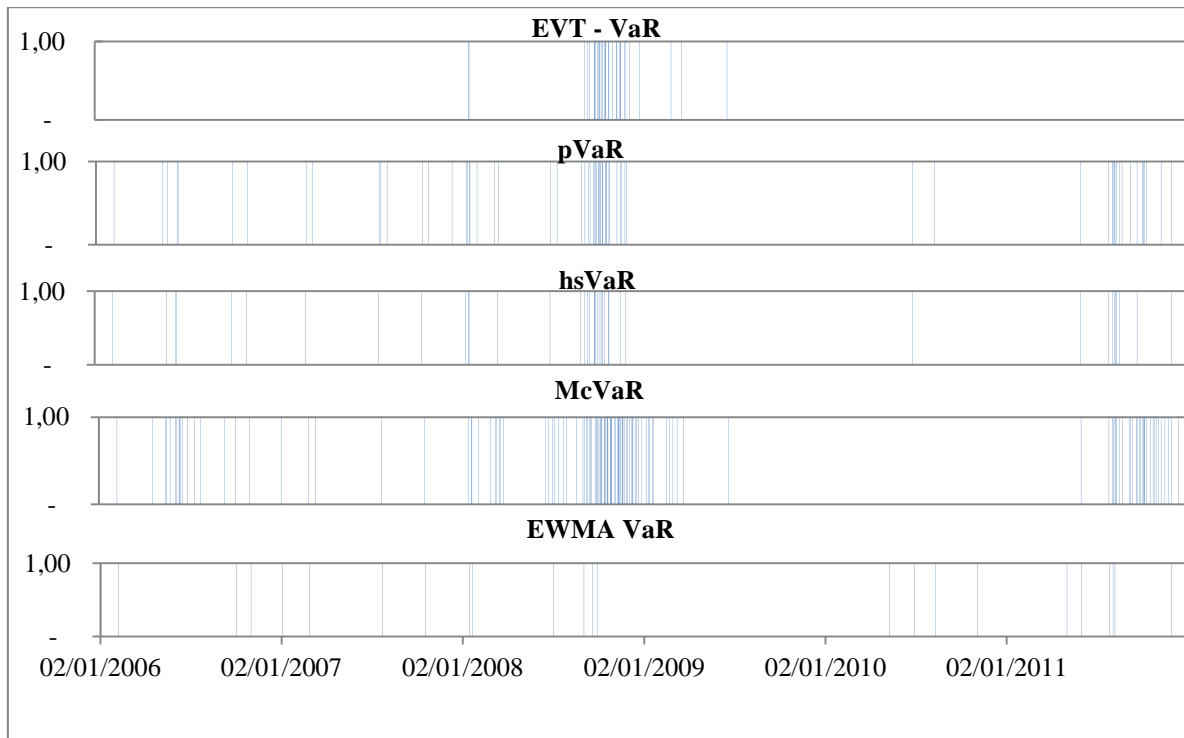


Gráfico E4: Canadá – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%

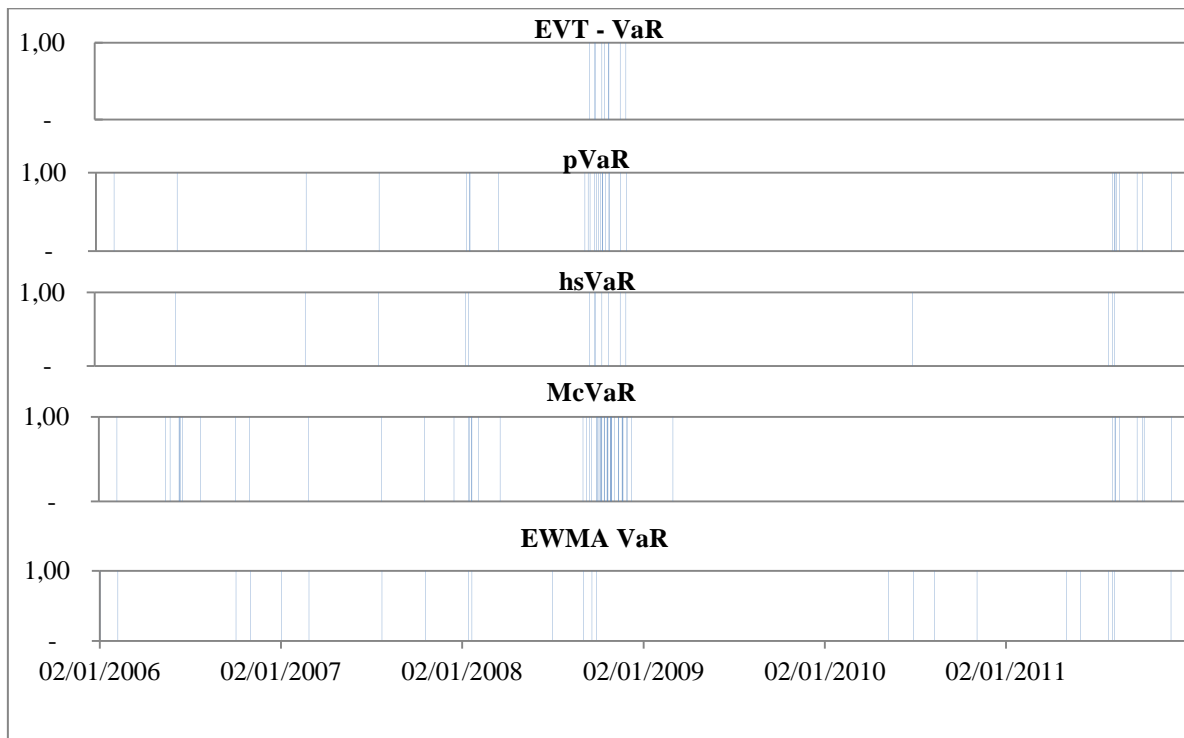


Gráfico E5: Estados Unidos – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%

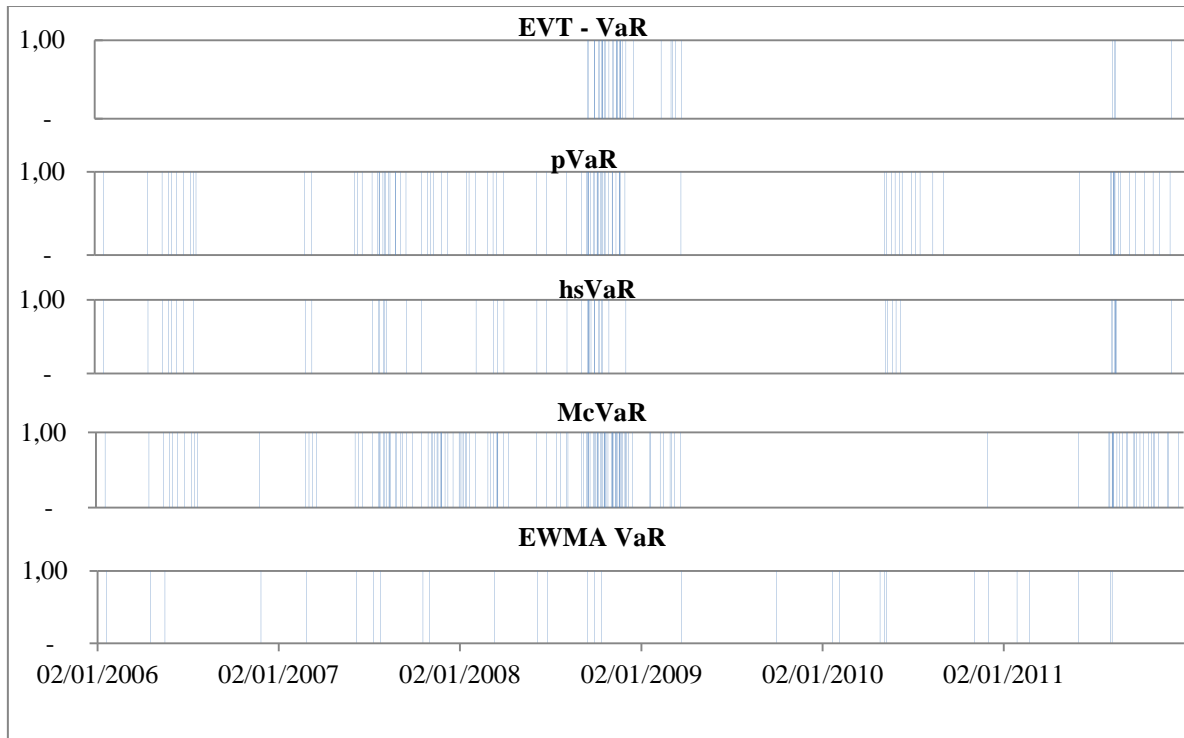


Gráfico E6: Estados Unidos – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%

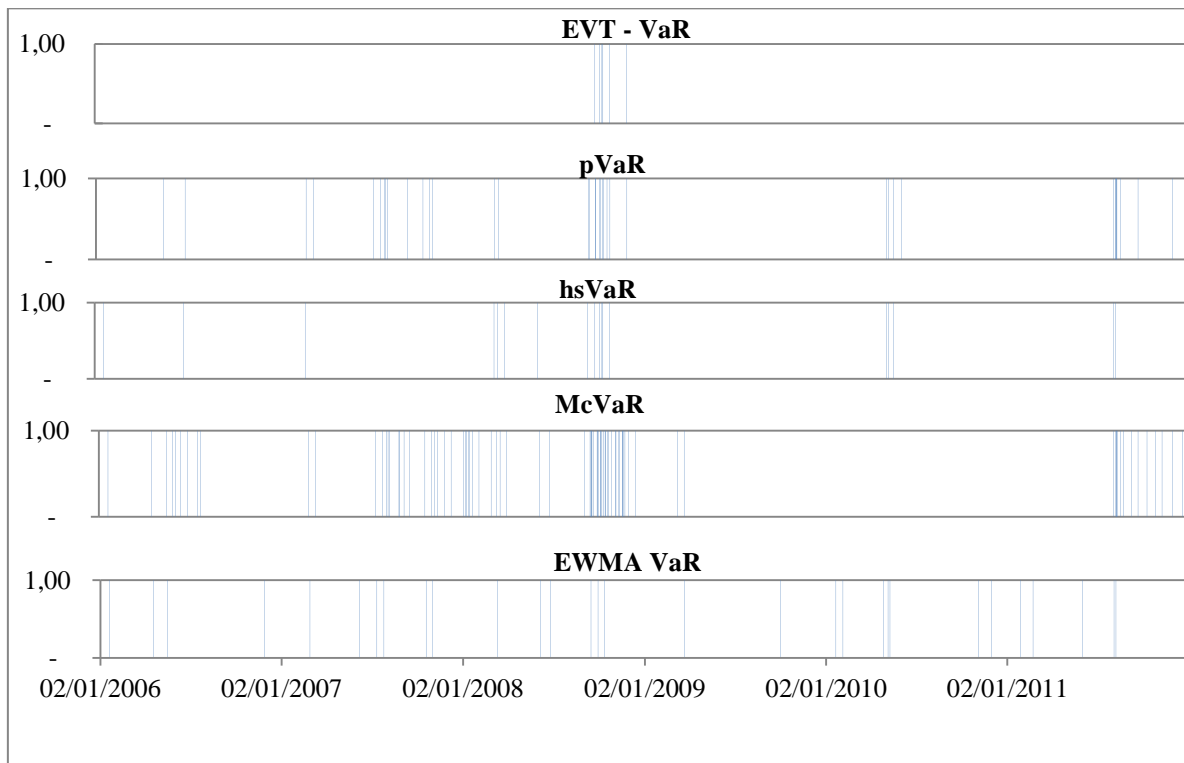


Gráfico E7: França – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%

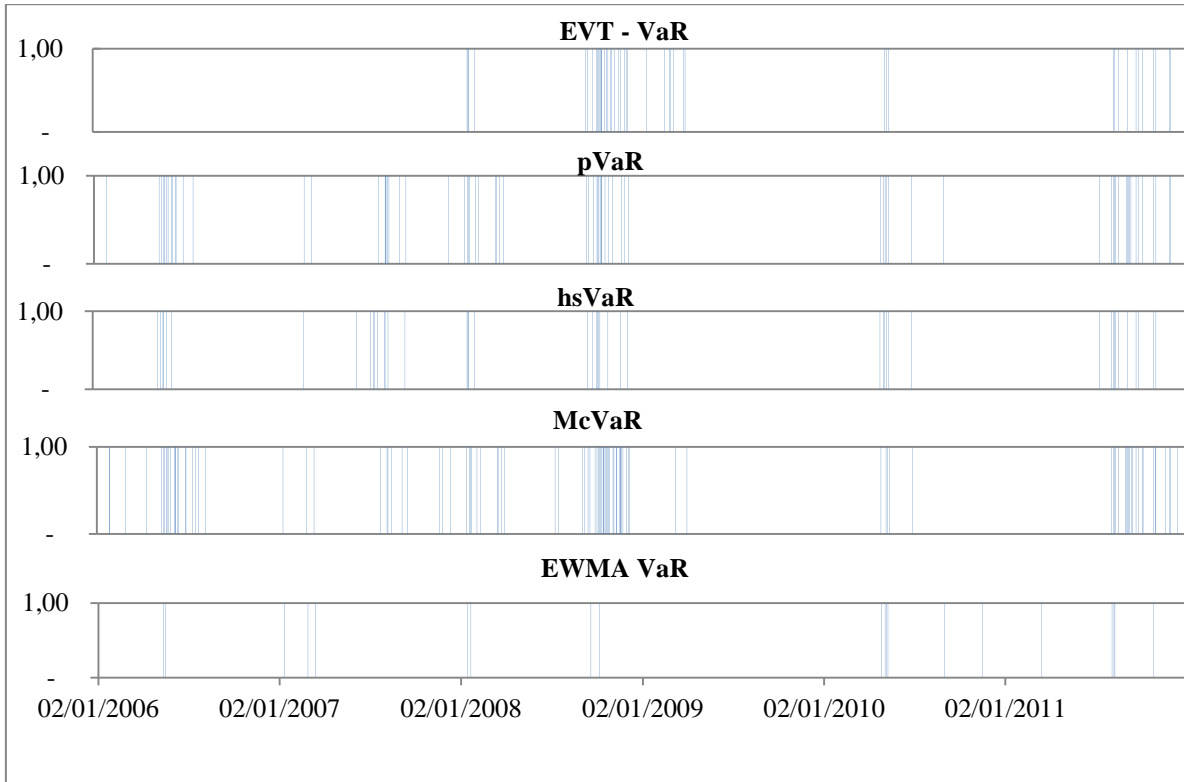


Gráfico E8: França – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%

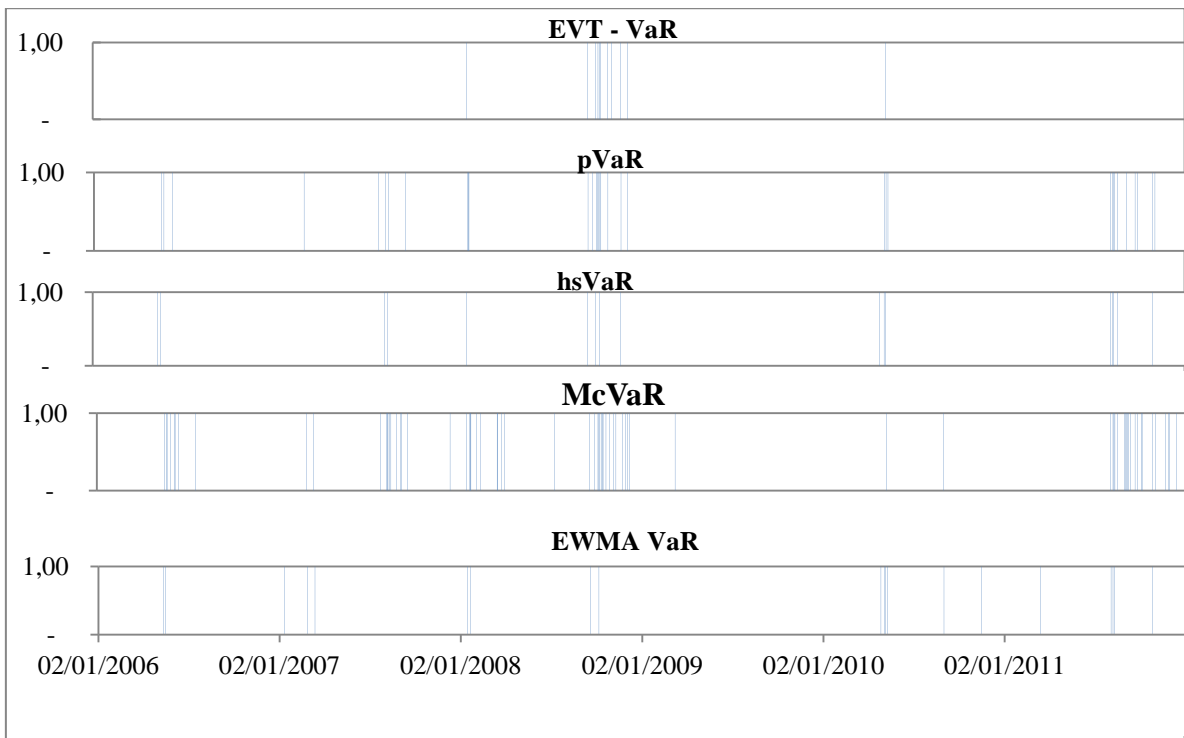


Gráfico E9: Inglaterra – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%

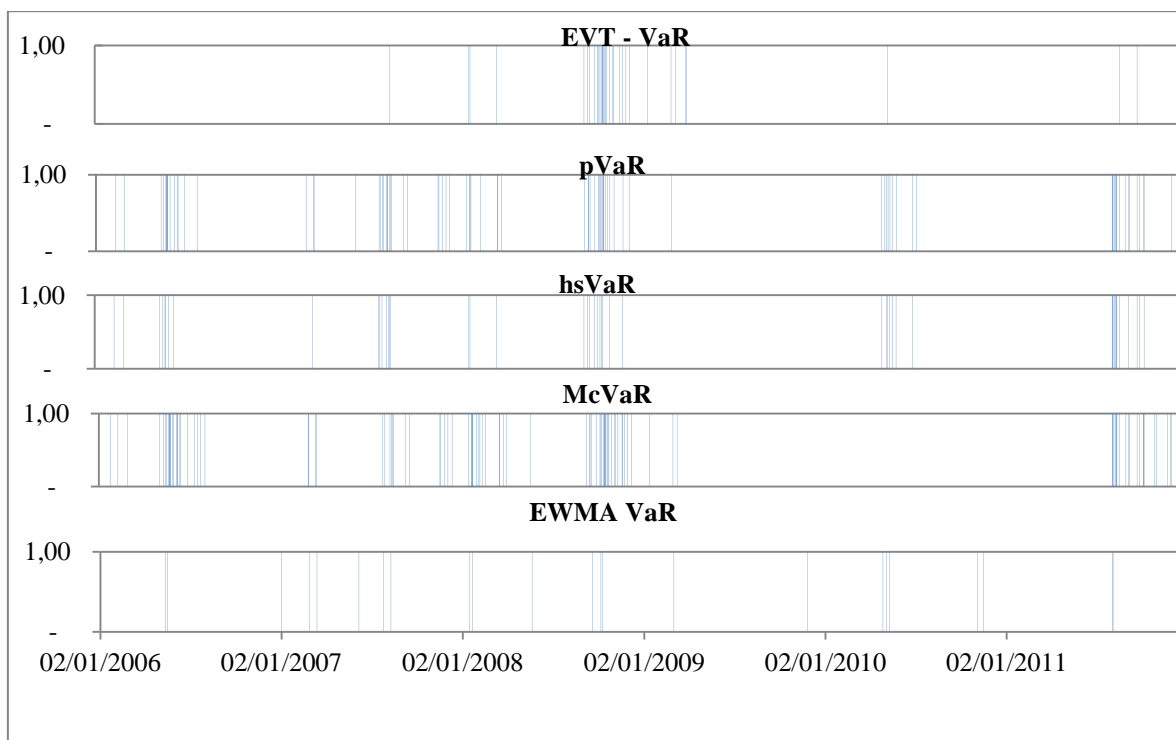


Gráfico E10: Inglaterra – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%

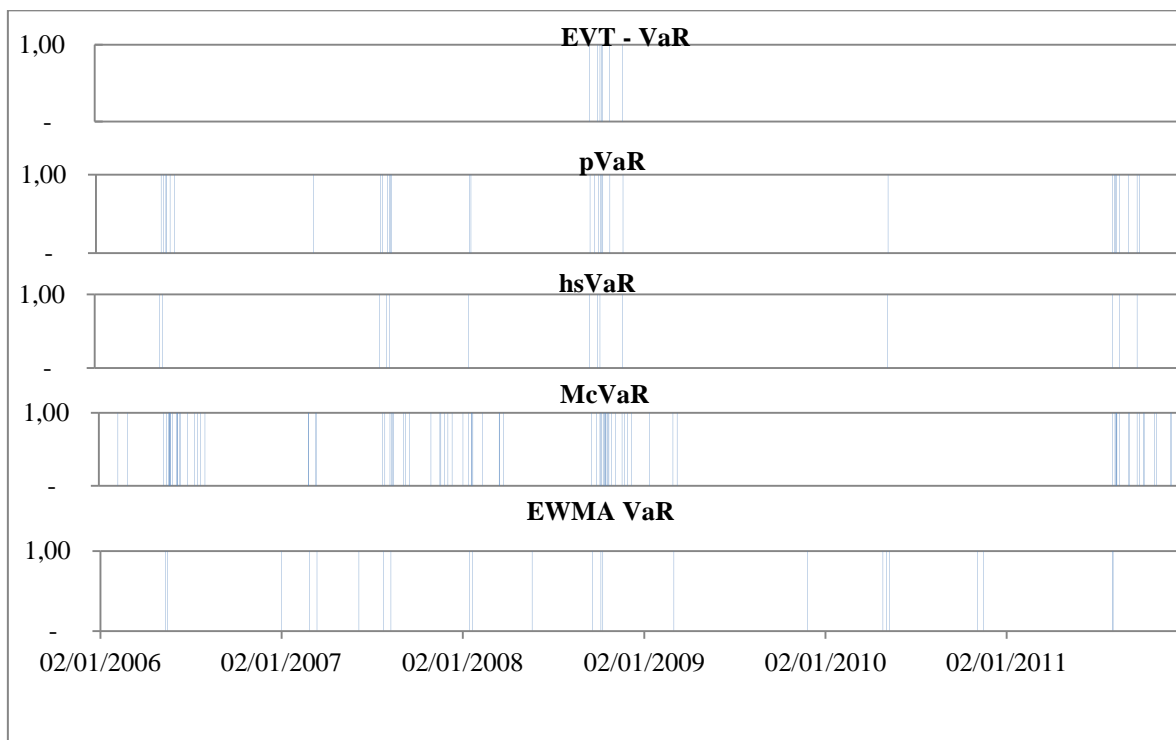


Gráfico E11: Itália – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%

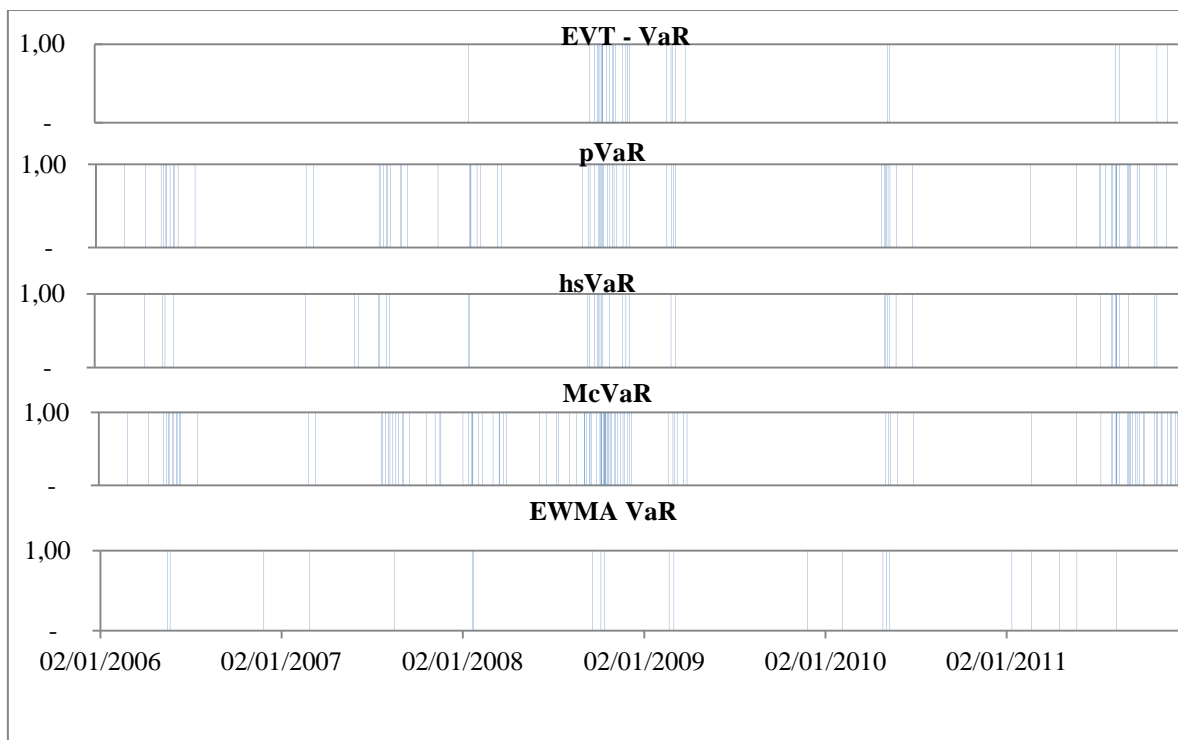


Gráfico E12: Itália – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%

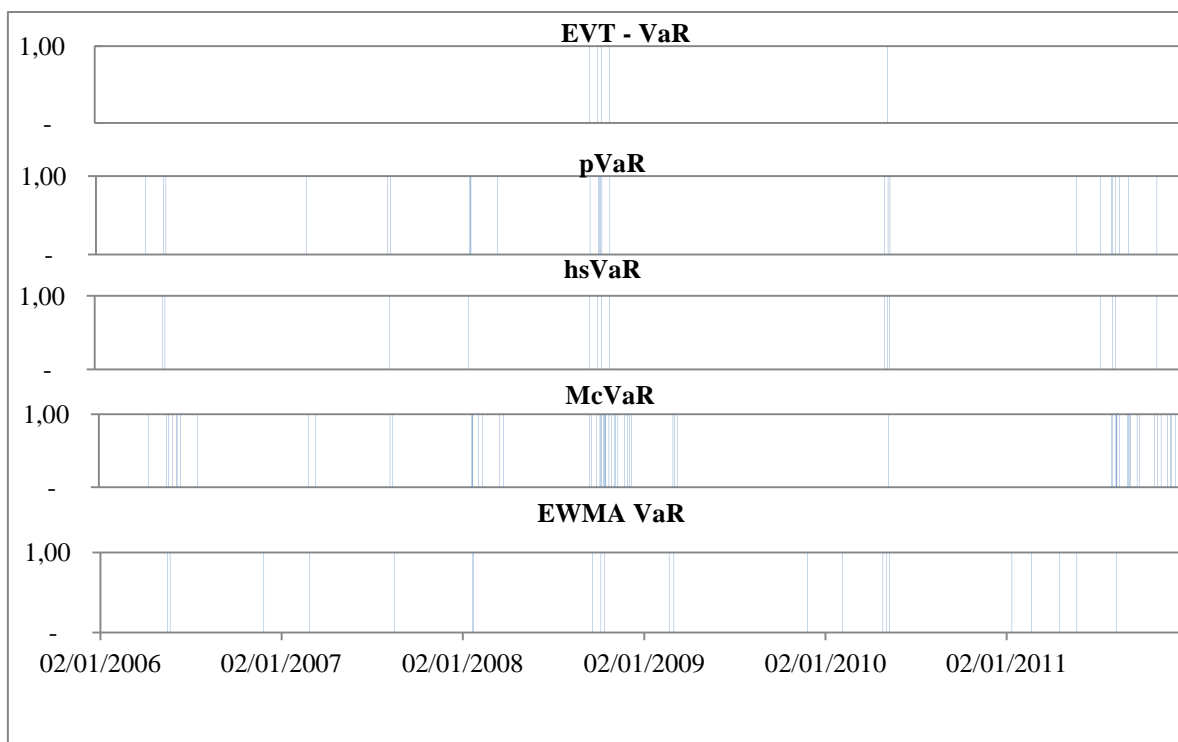


Gráfico E13: Japão – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%

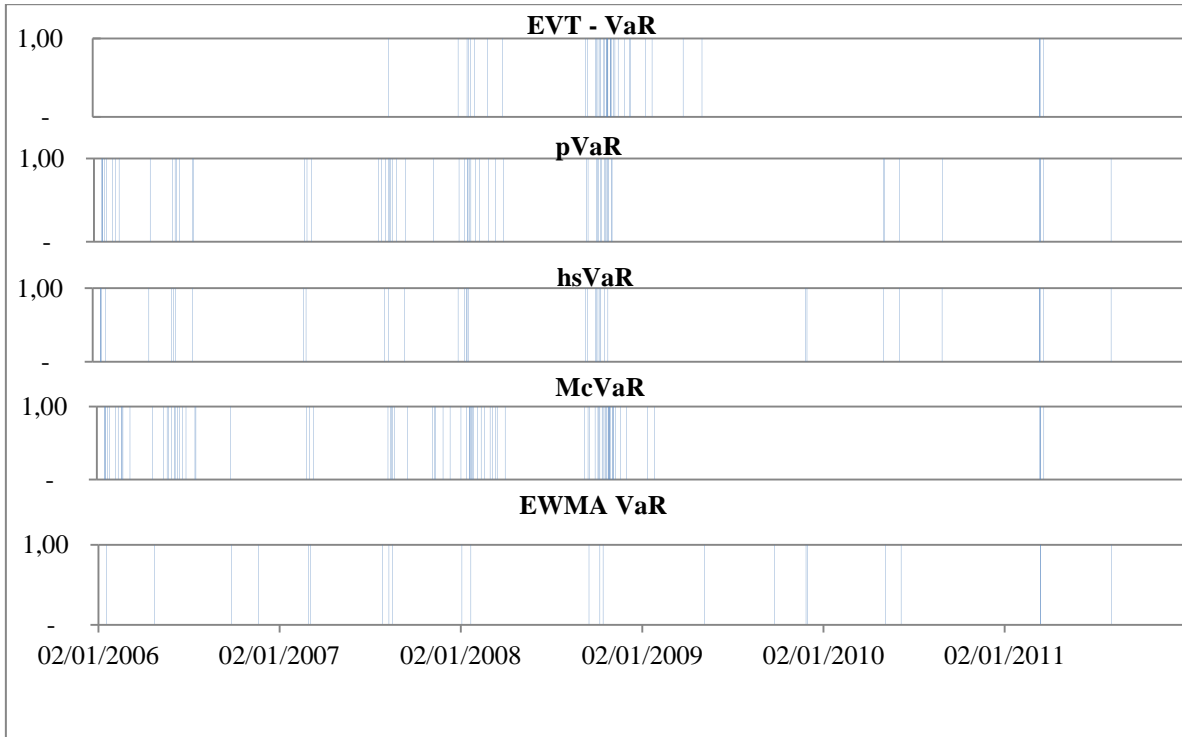


Gráfico E14: Japão – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%

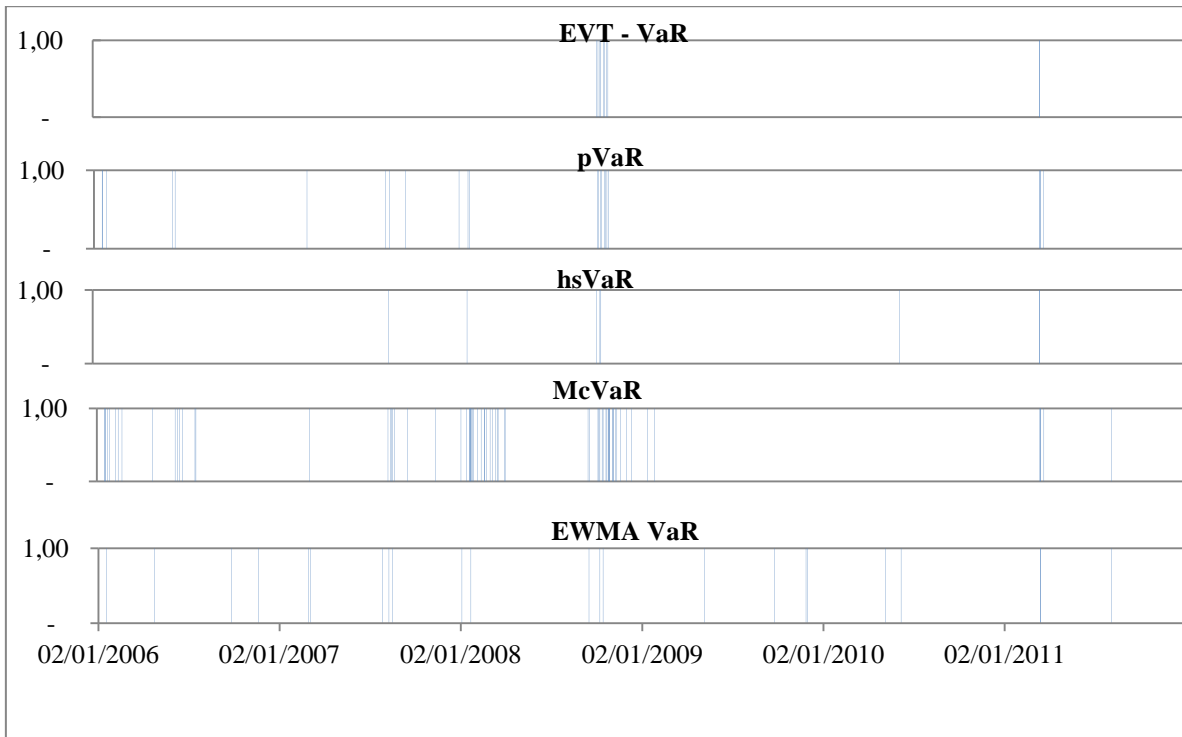


Gráfico E15: África do Sul – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%

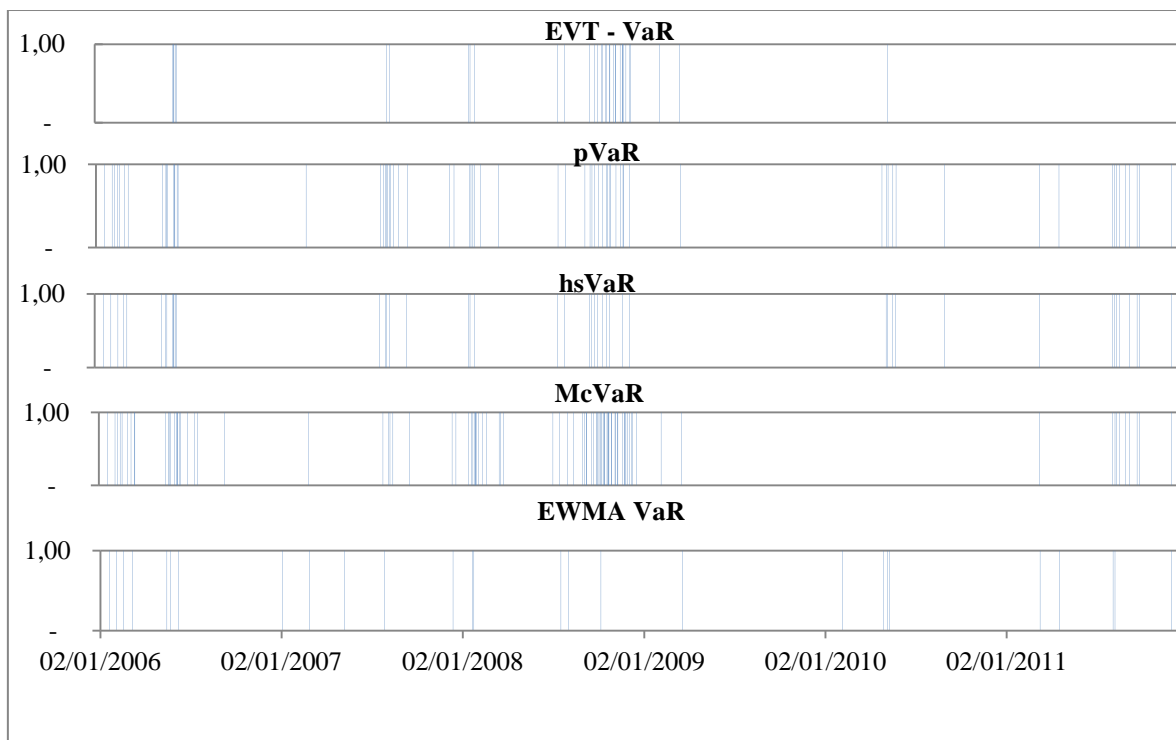


Gráfico E16: África do Sul – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%

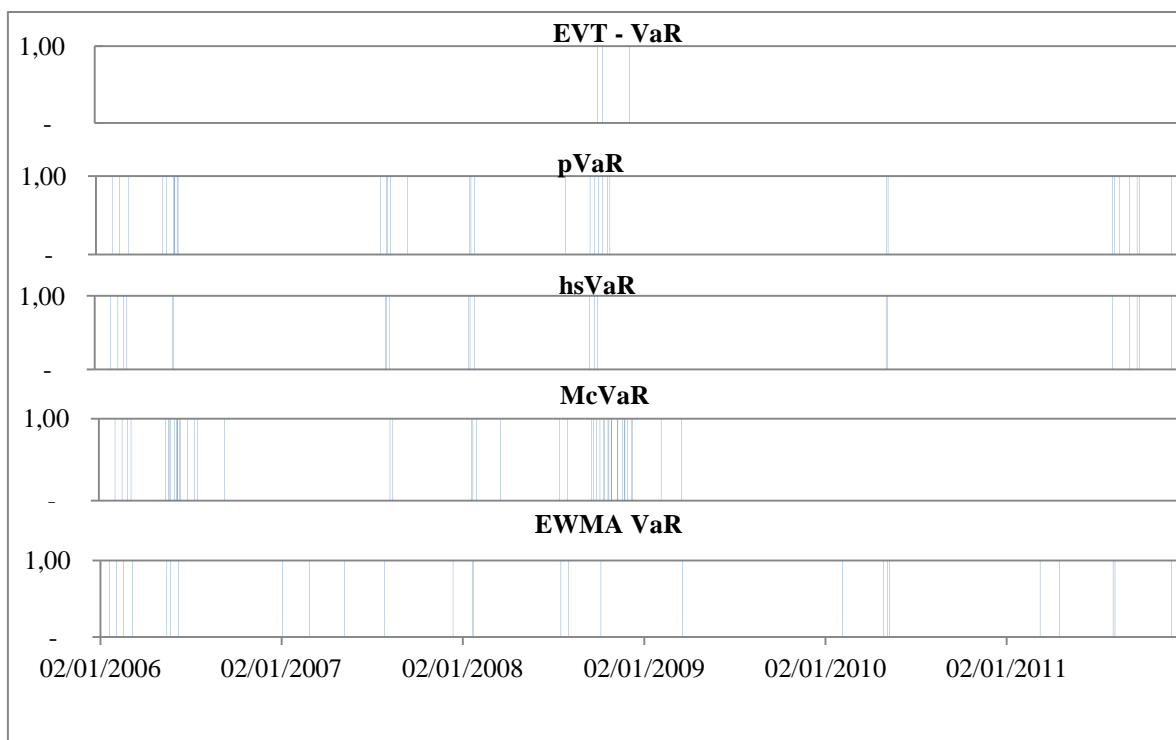


Gráfico E17: Brasil – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%

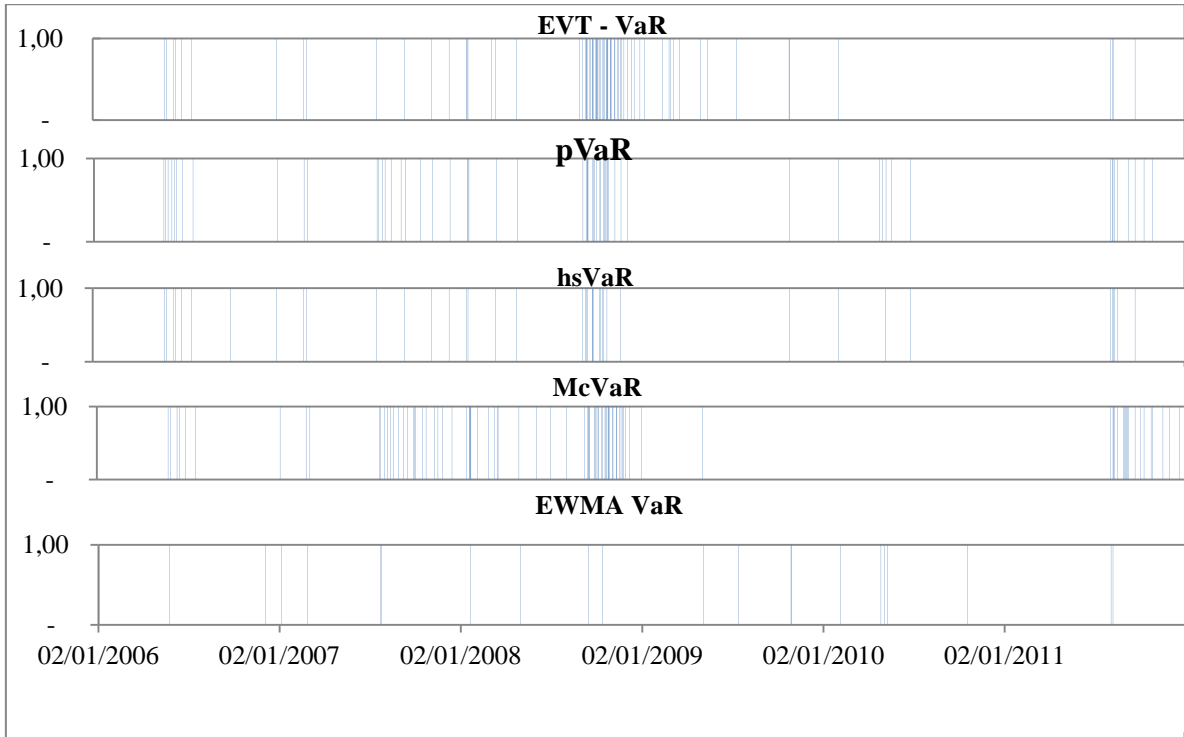


Gráfico E18: Brasil – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%

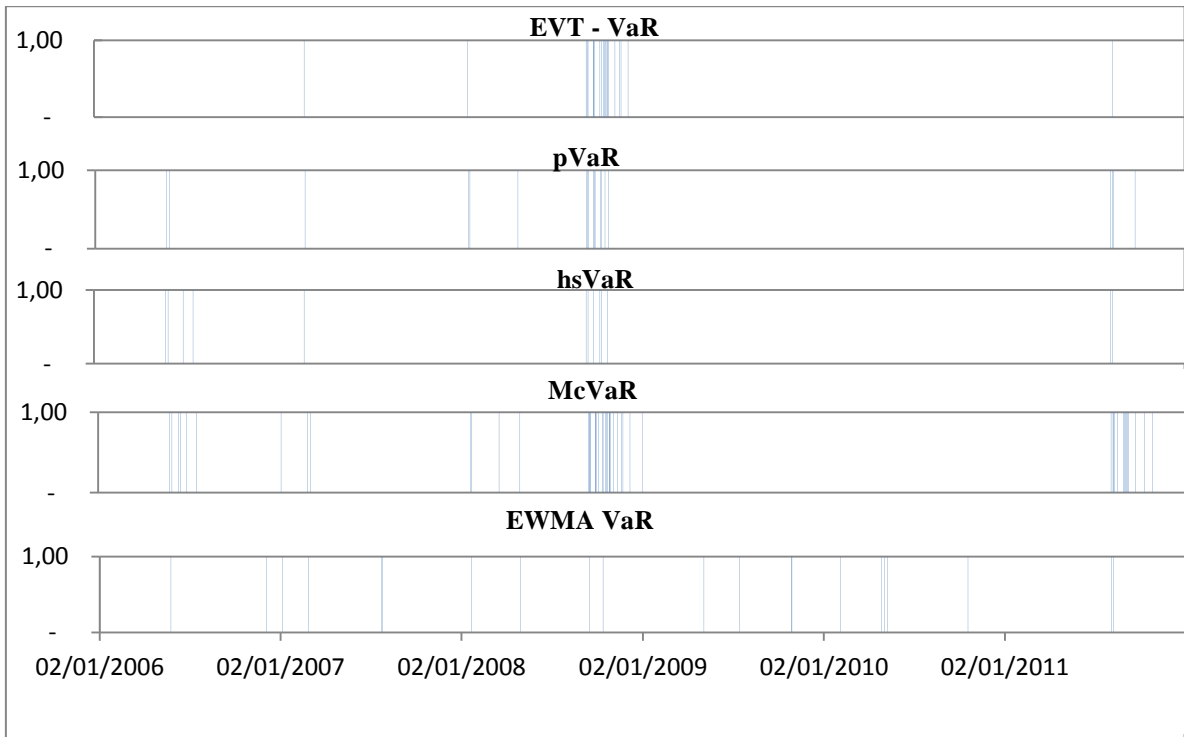


Gráfico E19: China – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%

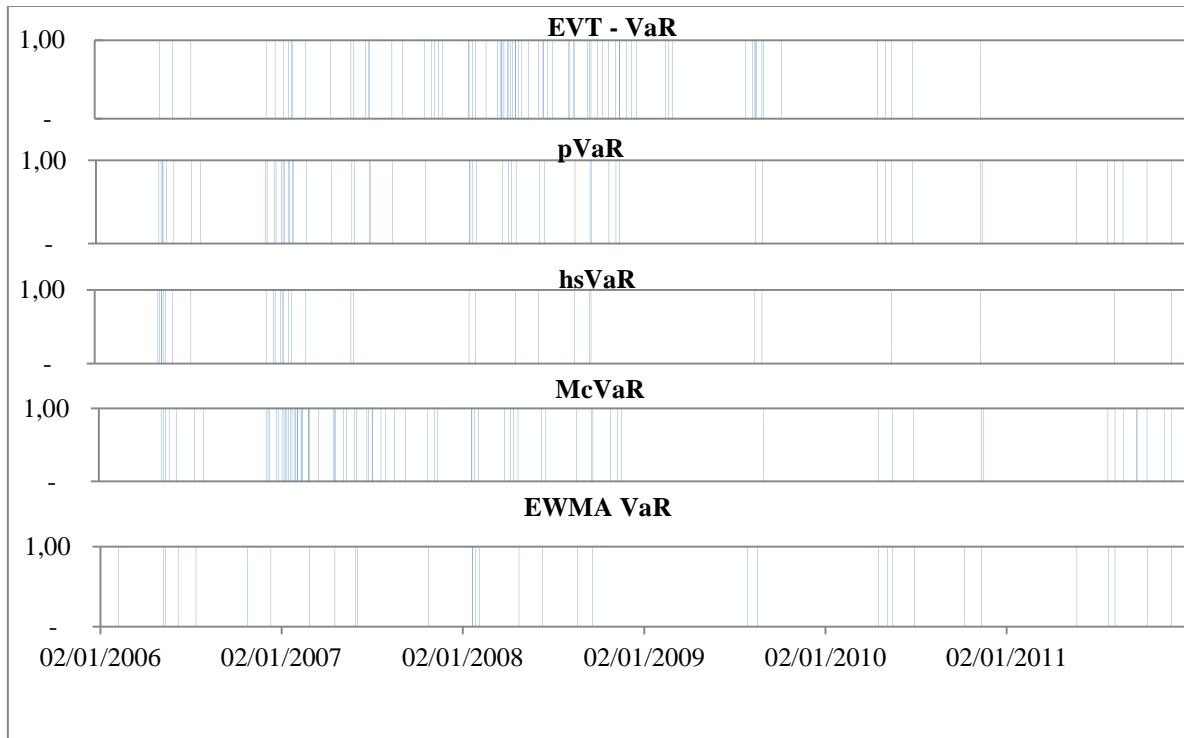


Gráfico E20: China – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%

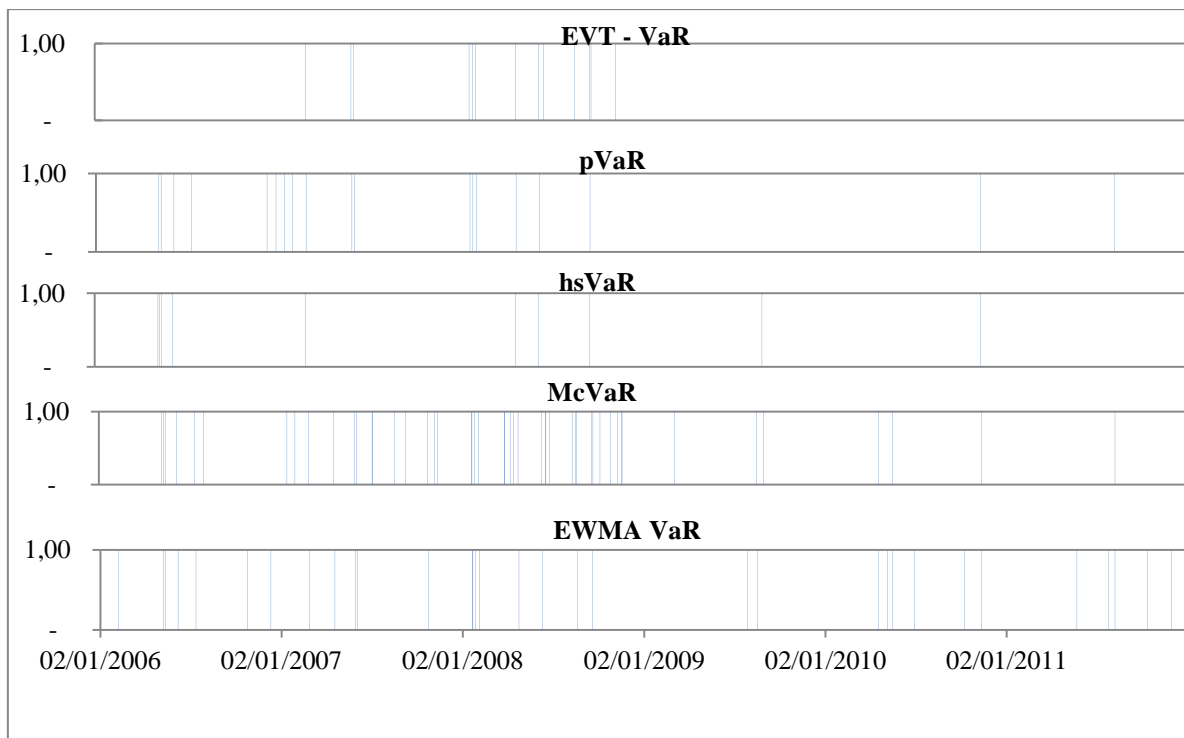


Gráfico E21: Índia – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%

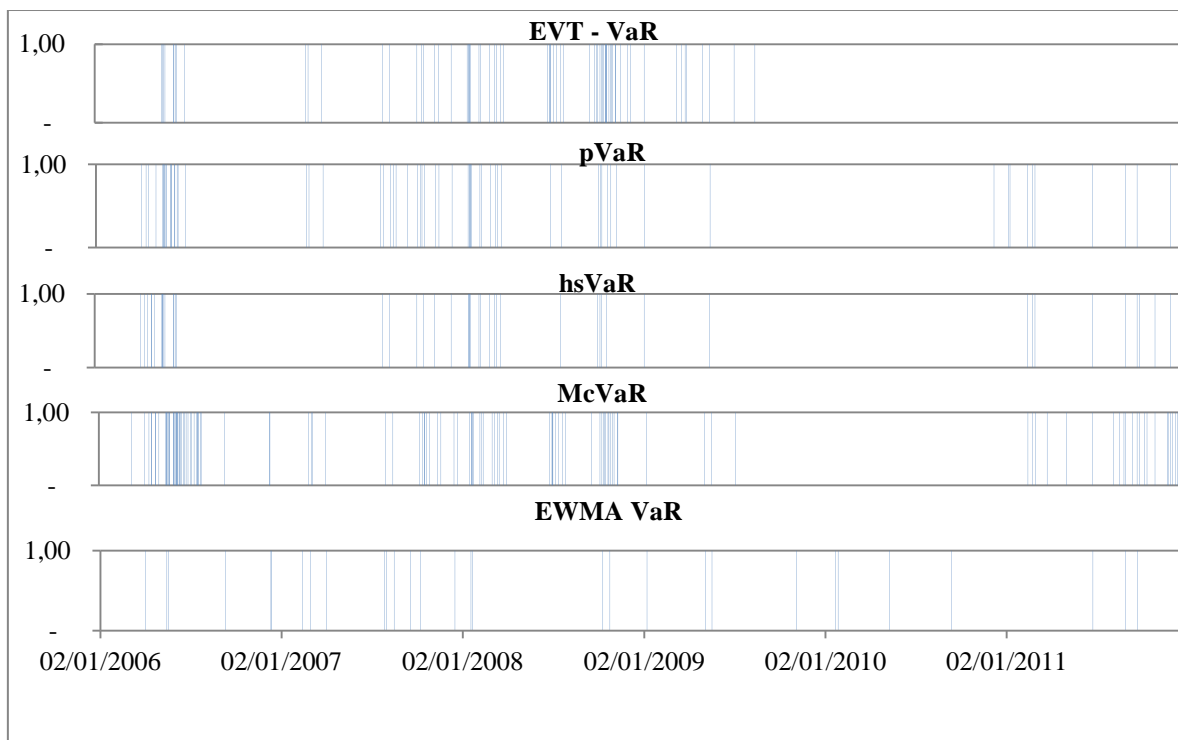


Gráfico E22: Índia – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%

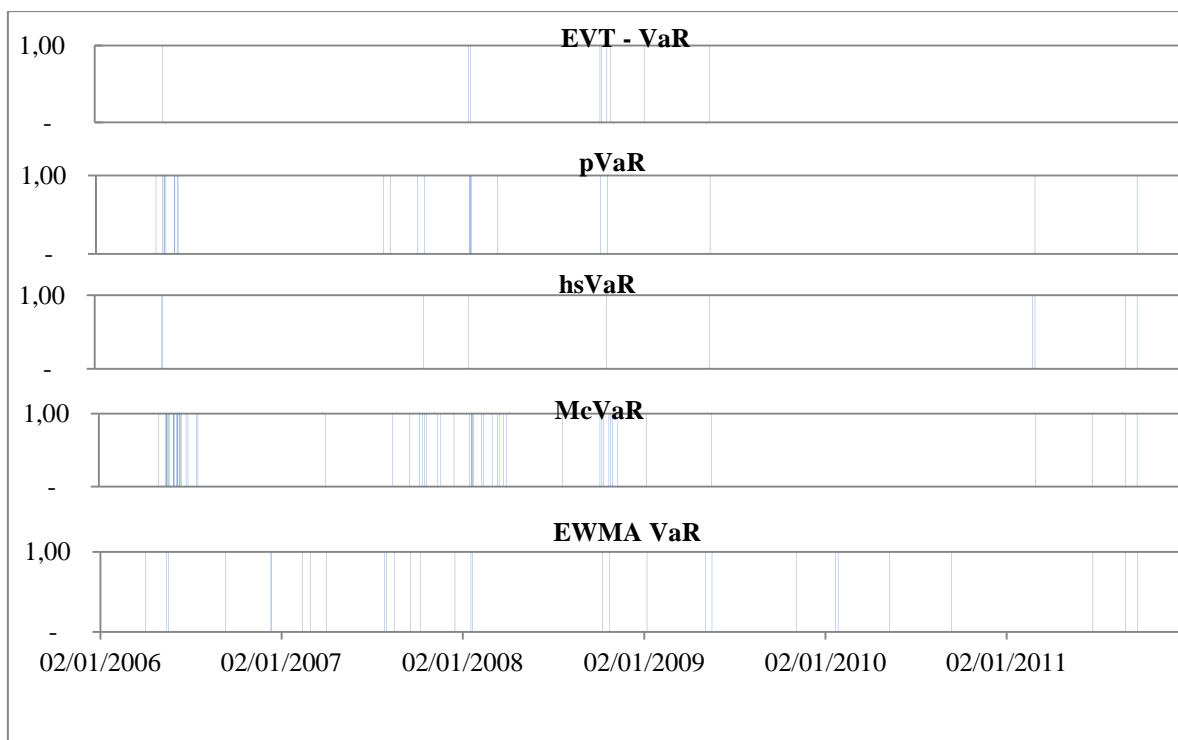


Gráfico E23: Rússia – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99%

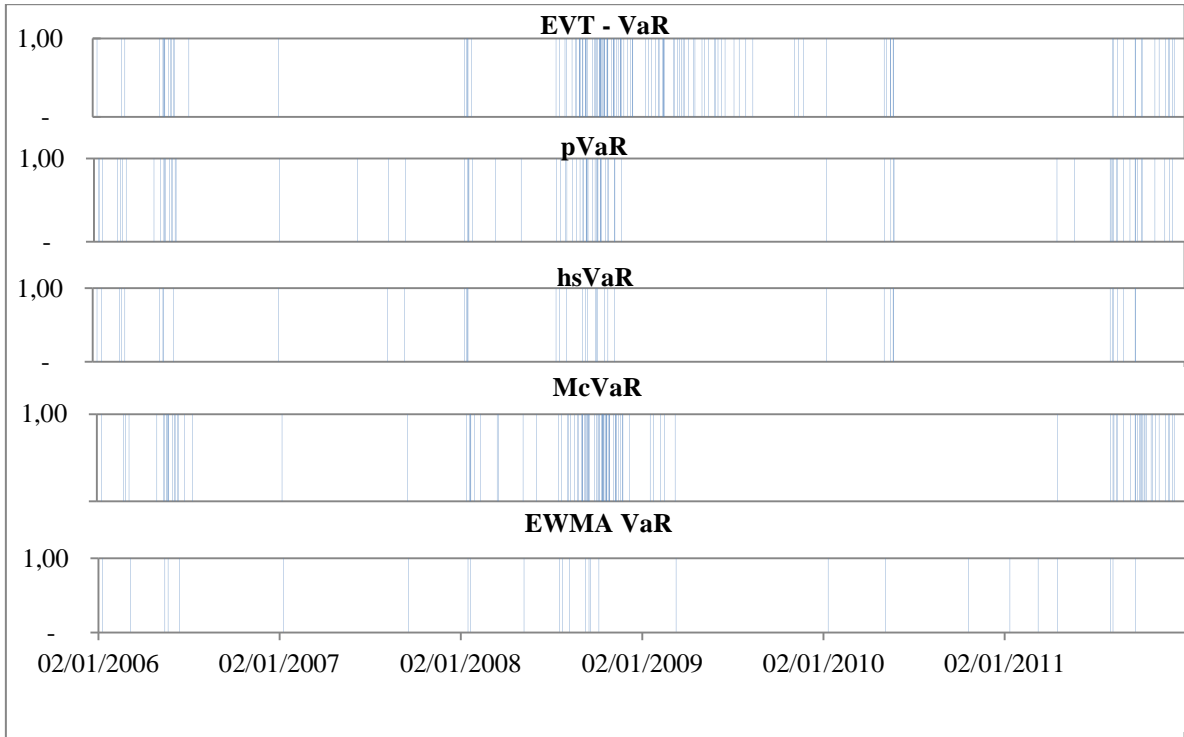
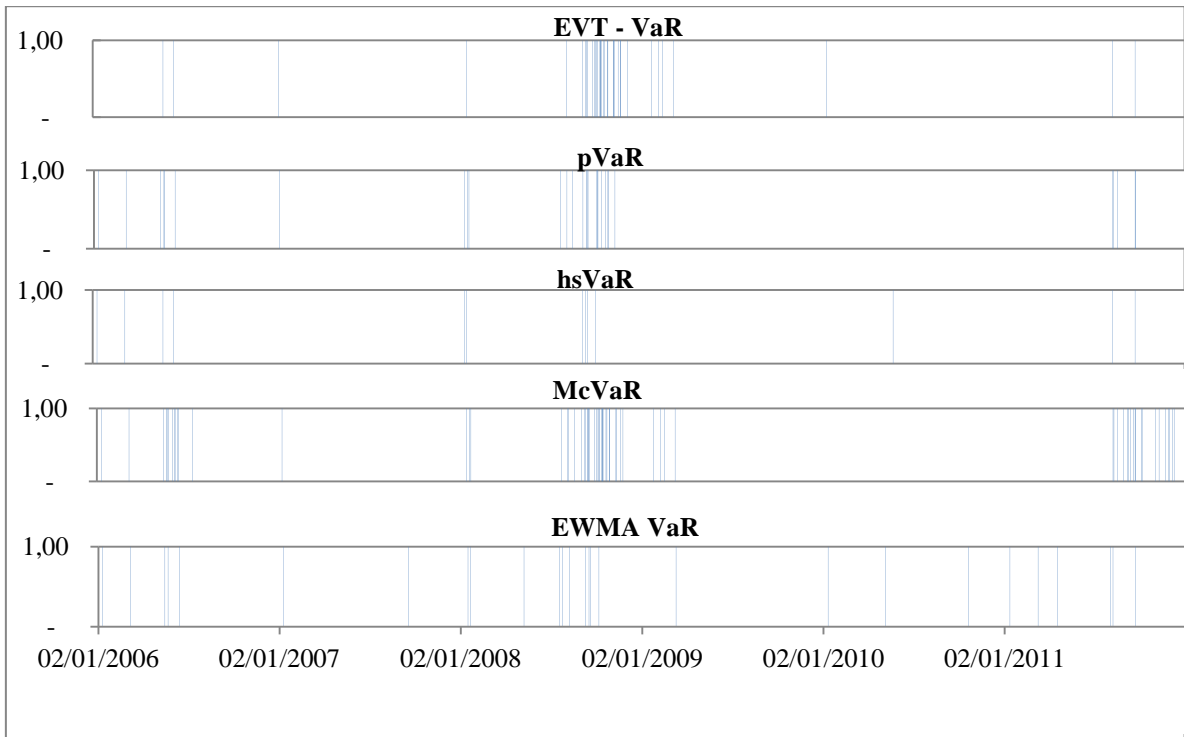


Gráfico E24: Rússia – Gráfico HIT ao nível de confiança de 99,9%



APÊNDICE F: Teste de Kupiec ao nível de confiança de 99% - BRICS

99%	Kupiec	EVT - VaR	pVaR	hsVaR	McVaR	EWMA VaR
África do Sul	1990 - 2011	0,00	15,95	11,90	32,36	5,07
	1990 - 2010	1,44	6,56	5,06	0,00	3,73
	1990 - 2009	1,80	1,44	0,00	1,80	1,44
	1990 - 2008	71,57	40,07	20,26	87,06	3,72
	1990 - 2007	2,62	13,86	3,73	5,06	5,06
	1990 - 2006	13,88	20,33	11,90	32,36	8,23
Total absoluto		2,00	5,00	4,00	4,00	3,00
Total relativo		33%	83%	67%	67%	50%
Brasil	1990 - 2011	3,73	11,90	6,58	13,88	1,80
	1990 - 2010	1,44	6,56	2,62	0,00	5,06
	1990 - 2009	18,07	1,44	0,00	2,62	3,73
	1990 - 2008	109,72	42,76	24,89	126,51	2,61
	1990 - 2007	6,56	15,93	6,56	32,31	2,62
	1990 - 2006	6,58	8,23	8,23	11,90	8,23
Total absoluto		4,00	5,00	4,00	4,00	2,00
Total relativo		67%	83%	67%	67%	33%
China	1990 - 2011	0,00	6,58	1,80	3,73	5,07
	1990 - 2010	5,06	6,56	1,80	2,62	6,56
	1990 - 2009	15,93	1,80	1,80	1,80	1,80
	1990 - 2008	93,42	27,29	8,20	56,76	9,97
	1990 - 2007	34,87	22,58	8,22	51,13	8,22
	1990 - 2006	2,62	10,01	6,58	5,07	6,58
Total absoluto		4,00	5,00	3,00	3,00	5,00
Total relativo		67%	83%	50%	50%	83%
Índia	1990 - 2011	0,00	13,88	13,88	40,19	2,62
	1990 - 2010	0,00	1,44	0,00	0,00	3,73
	1990 - 2009	11,88	1,80	1,44	3,73	3,73
	1990 - 2008	99,88	29,75	20,26	87,06	1,80
	1990 - 2007	13,86	22,58	5,06	24,93	8,22
	1990 - 2006	11,90	18,11	11,90	59,83	2,62
Total absoluto		4,00	4,00	4,00	4,00	1,00
Total relativo		67%	67%	67%	67%	17%
Rússia	1990 - 2011	24,97	34,93	8,23	65,74	6,58
	1990 - 2010	8,22	5,06	5,06	1,80	2,62
	1990 - 2009	80,89	1,44	0,00	3,73	1,44
	1990 - 2008	136,79	68,55	22,54	150,75	9,97
	1990 - 2007	1,44	3,73	2,62	1,80	6,56
	1990 - 2006	22,62	22,62	8,23	40,19	8,23
Total absoluto		5,00	4,00	4,00	3,00	4,00
Total relativo		83%	67%	67%	50%	67%

APÊNDICE G: Teste de Kupiec ao nível de confiança de 99,9% - BRICS

99,9%	Kupiec	EVT - VaR	pVaR	hsVaR	McVaR	EWMA VaR
África do Sul	1990 - 2011	0,00	20,24	13,06	36,00	0,00
	1990 - 2010	0,00	3,76	3,76	0,00	0,00
	1990 - 2009	0,00	0,00	0,00	3,76	0,00
	1990 - 2008	3,76	31,85	16,54	104,03	0,00
	1990 - 2007	0,00	13,05	6,59	9,71	0,00
	1990 - 2006	0,00	31,92	16,58	61,94	0,00
Total absoluto		0,00	4,00	4,00	4,00	0,00
Total relativo		0%	67%	67%	67%	0%
Brasil	1990 - 2011	1,40	9,72	3,77	24,03	3,77
	1990 - 2010	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	1990 - 2009	0,00	0,00	0,00	1,39	0,00
	1990 - 2008	70,91	44,30	16,54	108,91	0,00
	1990 - 2007	1,39	1,39	1,39	6,59	1,39
	1990 - 2006	0,00	3,77	9,72	1,40	0,00
Total absoluto		1,00	2,00	2,00	3,00	0,00
Total relativo		17%	33%	33%	50%	0%
China	1990 - 2011	0,00	1,40	0,00	0,00	0,00
	1990 - 2010	0,00	1,39	1,39	6,59	1,39
	1990 - 2009	0,00	0,00	1,39	3,76	0,00
	1990 - 2008	31,85	16,54	6,58	66,34	0,00
	1990 - 2007	6,59	13,05	1,39	94,46	1,39
	1990 - 2006	0,00	16,58	9,72	27,92	0,00
Total absoluto		2,00	3,00	2,00	4,00	0,00
Total relativo		33%	50%	33%	67%	0%
Índia	1990 - 2011	0,00	3,77	9,72	6,60	0,00
	1990 - 2010	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	1990 - 2009	3,76	1,39	1,39	1,39	1,39
	1990 - 2008	16,54	20,20	3,76	70,91	1,39
	1990 - 2007	0,00	9,71	1,39	35,96	1,39
	1990 - 2006	1,40	27,92	3,77	80,31	0,00
Total absoluto		1,00	3,00	1,00	4,00	0,00
Total relativo		17%	50%	17%	67%	0%
Rússia	1990 - 2011	3,77	13,06	3,77	40,16	1,40
	1990 - 2010	1,39	0,00	1,39	0,00	1,39
	1990 - 2009	9,71	0,00	0,00	0,00	0,00
	1990 - 2008	104,03	66,34	16,54	143,89	3,76
	1990 - 2007	1,39	1,39	0,00	1,39	1,39
	1990 - 2006	3,77	16,58	9,72	48,69	1,40
Total absoluto		2,00	3,00	2,00	3,00	0,00
Total relativo		33%	50%	33%	50%	0%

APÊNDICE H: Teste de Kupiec ao nível de confiança de 99% - G7

99%	Kupiec	EVT - VaR	pVaR	hsVaR	McVaR	EWMA VaR
Alemanha	1990 - 2011	15,95	45,62	13,88	84,13	2,62
	1990 - 2010	1,44	2,62	2,62	1,44	2,62
	1990 - 2009	11,88	1,44	0,00	9,99	0,00
	1990 - 2008	45,48	51,05	24,89	93,42	3,72
	1990 - 2007	0,00	13,86	5,06	18,07	3,73
	1990 - 2006	0,00	15,95	10,01	18,11	3,73
Total absoluto		3,00	4,00	4,00	5,00	0,00
Total relativo		50%	67%	67%	83%	0%
Canadá	1990 - 2011	0,00	29,85	11,90	56,92	6,58
	1990 - 2010	0,00	1,80	1,44	0,00	3,73
	1990 - 2009	2,62	0,00	0,00	1,80	0,00
	1990 - 2008	62,59	74,61	40,07	150,75	6,55
	1990 - 2007	0,00	9,99	2,62	11,88	3,73
	1990 - 2006	0,00	8,23	6,58	34,93	3,73
Total absoluto		1,00	4,00	3,00	4,00	2,00
Total relativo		17%	67%	50%	67%	33%
Estados Unidos	1990 - 2011	3,73	24,97	8,23	48,39	5,07
	1990 - 2010	0,00	15,93	5,06	0,00	8,22
	1990 - 2009	5,06	1,44	0,00	13,86	1,80
	1990 - 2008	45,48	77,69	40,07	172,13	6,55
	1990 - 2007	0,00	48,32	13,86	74,71	6,56
	1990 - 2006	0,00	13,88	10,01	13,88	3,73
Total absoluto		2,00	5,00	5,00	5,00	4,00
Total relativo		33%	83%	83%	83%	67%
França	1990 - 2011	15,95	32,36	15,95	45,62	5,07
	1990 - 2010	2,62	8,22	6,56	1,80	6,56
	1990 - 2009	8,22	0,00	0,00	2,62	0,00
	1990 - 2008	51,05	45,48	15,90	77,69	5,05
	1990 - 2007	0,00	13,86	6,56	8,22	6,56
	1990 - 2006	0,00	18,11	2,62	27,38	2,62
Total absoluto		3,00	5,00	4,00	4,00	4,00
Total relativo		50%	83%	67%	67%	67%
Inglaterra	1990 - 2011	1,80	27,38	18,11	37,54	1,80
	1990 - 2010	1,44	11,88	8,22	0,00	5,06
	1990 - 2009	5,06	1,44	0,00	5,06	1,80
	1990 - 2008	48,25	48,25	20,26	96,64	5,05
	1990 - 2007	1,44	29,80	5,06	48,32	8,22
	1990 - 2006	0,00	20,33	6,58	40,19	5,07
Total absoluto		2,00	5,00	5,00	5,00	4,00
Total relativo		33%	83%	83%	83%	67%

Itália	1990 - 2011	3,73	37,54	15,95	62,77	5,07
	1990 - 2010	1,80	9,99	6,56	1,80	3,73
	1990 - 2009	5,06	3,73	1,80	5,06	2,62
	1990 - 2008	32,26	48,25	18,04	96,64	3,72
	1990 - 2007	0,00	18,07	5,06	29,80	5,06
	1990 - 2006	0,00	11,90	3,73	20,33	8,23
Total absoluto		2,00	5,00	4,00	5,00	3,00
Total relativo		33%	83%	67%	83%	50%
Japão	1990 - 2011	3,73	5,07	5,07	5,07	2,62
	1990 - 2010	0,00	3,73	2,62	1,44	1,80
	1990 - 2009	3,73	0,00	0,00	2,62	3,73
	1990 - 2008	62,59	45,48	15,90	96,64	2,61
	1990 - 2007	1,44	18,07	2,62	8,22	8,22
	1990 - 2006	0,00	27,38	11,90	51,20	11,90
Total absoluto		1,00	4,00	3,00	4,00	2,00
Total relativo		17%	67%	50%	67%	33%

APÊNDICE I: Teste de Kupiec ao nível de confiança de 99,9% - G7

99,9%	Kupiec	EVT - VaR	pVaR	hsVaR	McVaR	EWMA VaR
Alemanha	1990 - 2011	0,00	24,03	9,72	44,39	0,00
	1990 - 2010	0,00	1,39	3,76	0,00	0,00
	1990 - 2009	0,00	0,00	0,00	1,39	0,00
	1990 - 2008	27,87	48,59	9,69	123,73	1,39
	1990 - 2007	0,00	1,39	0,00	20,22	1,39
	1990 - 2006	0,00	3,77	3,77	40,16	0,00
Total absoluto		1,00	2,00	2,00	4,00	0,00
Total relativo		17%	33%	33%	67%	0%
Canadá	1990 - 2011	0,00	24,03	6,60	48,69	0,00
	1990 - 2010	0,00	0,00	1,39	0,00	0,00
	1990 - 2009	0,00	0,00	0,00	1,39	0,00
	1990 - 2008	27,87	66,34	27,87	118,76	0,00
	1990 - 2007	0,00	3,76	3,76	3,76	1,39
	1990 - 2006	0,00	3,77	1,40	20,24	0,00
Total absoluto		1,00	2,00	2,00	3,00	0,00
Total relativo		17%	33%	33%	50%	0%
Estados Unidos	1990 - 2011	0,00	24,03	3,77	44,39	1,40
	1990 - 2010	0,00	9,71	6,59	0,00	0,00
	1990 - 2009	0,00	0,00	0,00	3,76	0,00
	1990 - 2008	16,54	44,30	31,85	217,43	0,00
	1990 - 2007	0,00	35,96	1,39	70,97	1,39
	1990 - 2006	0,00	3,77	3,77	20,24	0,00
Total absoluto		1,00	4,00	2,00	4,00	0,00
Total relativo		17%	67%	33%	67%	0%
França	1990 - 2011	0,00	31,92	13,06	31,92	0,00
	1990 - 2010	1,39	6,59	6,59	1,39	1,39
	1990 - 2009	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	1990 - 2008	31,85	44,30	13,03	123,73	3,76
	1990 - 2007	0,00	13,05	3,76	20,22	1,39
	1990 - 2006	0,00	6,60	3,77	31,92	0,00
Total absoluto		1,00	5,00	3,00	4,00	0,00
Total relativo		17%	83%	50%	67%	0%
Inglaterra	1990 - 2011	0,00	24,03	6,60	66,46	0,00
	1990 - 2010	0,00	1,39	1,39	0,00	0,00
	1990 - 2009	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	1990 - 2008	20,20	31,85	13,03	113,82	1,39
	1990 - 2007	0,00	20,22	6,59	99,27	0,00
	1990 - 2006	0,00	16,58	3,77	66,46	0,00
Total absoluto		1,00	4,00	3,00	4,00	0,00
Total relativo		17%	67%	50%	67%	0%

Itália	1990 - 2011	0,00	24,03	9,72	80,31	0,00
	1990 - 2010	1,39	6,59	6,59	1,39	1,39
	1990 - 2009	0,00	0,00	0,00	9,71	0,00
	1990 - 2008	9,69	31,85	13,03	89,61	1,39
	1990 - 2007	0,00	6,59	1,39	35,96	1,39
	1990 - 2006	0,00	6,60	3,77	85,01	0,00
Total absoluto		1,00	5,00	3,00	5,00	0,00
Total relativo		17%	83%	50%	83%	0%
Japão	1990 - 2011	3,77	9,72	3,77	9,72	1,40
	1990 - 2010	0,00	0,00	1,39	0,00	0,00
	1990 - 2009	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	1990 - 2008	23,98	35,93	9,69	118,76	0,00
	1990 - 2007	0,00	9,71	1,39	24,00	3,76
	1990 - 2006	0,00	13,06	0,00	66,46	0,00
Total absoluto		1,00	4,00	1,00	4,00	0,00
Total relativo		17%	67%	17%	67%	0%

APÊNDICE J: Exemplo das planilhas de cálculo da TVE no Microsoft Excel

	B	C	D	E	G	H	I	J	K	L
1	startdate	29-Dec-89				beta ("Scale")	0,015279792	>0		
2	enddate	30-Dec-11				alpha ("Shape")	0,2050472674	assume >0, and then <0		
3	Threshold	-0,039434	quantile			Objective LL function	392,8553817			
4	Quantile (q)	0,05				num of exceedence (N)	132			
5	num of data (n)	5740			SUBSET:					
6					Exceedences	Date	Ibovespa	ThresholdExcess		constraint
7	D _t	Iboves _t	Returi _t	ThresholdExce _t						
8	30/12/2011	56754,1	-		(0,0100)	22/09/2011	53280,3	0,010028	0,126249	1,134564
9	29/12/2011	56754,1	0,0039		(0,0449)	08/08/2011	48668,3	0,044871	0,471343	1,602144
10	28/12/2011	56533,8	(0,0257)		(0,0195)	04/08/2011	52811,4	0,019497	0,232417	1,261646
11	27/12/2011	58005,2	0,0058		(0,0090)	04/02/2010	63934	0,009018	0,114233	1,121013
12	26/12/2011	57669,5	(0,0005)		(0,0092)	28/10/2009	60162	0,009212	0,116554	1,123618
13	23/12/2011	57011,1	0,0061		(0,0130)	02/03/2009	36234	0,012958	0,160326	1,173893
14	22/12/2011	57347,9	0,0122		(0,0094)	17/02/2009	39846	0,009420	0,119042	1,126418
15	21/12/2011	56653,4	(0,0037)		(0,0015)	20/01/2009	37272	0,001465	0,019469	1,019660
16	20/12/2011	56864,9	0,0279		(0,0009)	14/01/2009	37981	0,000894	0,011922	1,011993
17	19/12/2011	55298,3	(0,0143)		(0,0144)	12/01/2009	39403	0,014391	0,176574	1,193122
18	16/12/2011	56096,9	(0,0042)		(0,0126)	01/12/2008	34740	0,012586	0,156057	1,168893
19	15/12/2011	56331,2	(0,0056)		(0,0272)	21/11/2008	31250	0,027222	0,311379	1,365306
20	14/12/2011	56646,9	(0,0149)		(0,0071)	18/11/2008	34094	0,007071	0,090655	1,094891
21	13/12/2011	57494,9	0,0026		(0,0412)	12/11/2008	34373	0,041242	0,440473	1,553442
22	12/12/2011	57346,9	(0,0154)		(0,0239)	05/11/2008	37785	0,023863	0,277805	1,320229
23	09/12/2011	58236,5	0,0135		(0,0278)	27/10/2008	29435	0,027765	0,316706	1,372599
24	08/12/2011	57455	(0,0208)		(0,0322)	24/10/2008	31481	0,032175	0,358911	1,431769
25	07/12/2011	58662,8	(0,0148)		(0,0679)	22/10/2008	35069	0,067912	0,647806	1,911343
26	06/12/2011	59536,2	0,0106		(0,0815)	15/10/2008	36833	0,081526	0,739096	2,094042
27	05/12/2011	58910,5	0,0175		(0,0010)	10/10/2008	35609	0,001045	0,013927	1,014024
28	02/12/2011	57885,9	(0,0044)		(0,0006)	09/10/2008	37080	0,000559	0,007472	1,007500
29	01/12/2011	58143,4	0,0221		(0,0083)	07/10/2008	40139	0,008265	0,105182	1,110913
30	30/11/2011	56875	0,0281		(0,0164)	06/10/2008	42100	0,016389	0,198797	1,219934
31	29/11/2011	55299,8	(0,0129)		(0,0368)	02/10/2008	46145	0,036752	0,400917	1,493193
32	28/11/2011	56017,4	0,0202		(0,0589)	29/09/2008	46028	0,058858	0,582128	1,789843

