



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA E CONTABILIDADE
DEPARTAMENTO DE ADMINISTRAÇÃO
CURSO DE CIÊNCIAS ATUARIAIS

YAN CARLOS CARVALHO OLIVEIRA

MODELAGEM CONDICIONAL ESPECÍFICA DA GESTÃO DE RISCO DE
MERCADO DAS PRINCIPAIS BOLSAS DA AMÉRICA DO SUL NO PERÍODO DE
1998 A 2013

FORTALEZA

2014

YAN CARLOS CARVALHO OLIVEIRA

**MODELAGEM CONDICIONAL ESPECÍFICA DA GESTÃO DE RISCO DE
MERCADO DAS PRINCIPAIS BOLSAS DA AMÉRICA DO SUL NO PERÍODO DE
1998 A 2013**

Monografia apresentada ao Curso de Ciências Atuariais do Departamento de Administração da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Atuária.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Rogério Faustino Matos.

FORTALEZA

2014

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca da Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade

-
- O52m Oliveira, Yan Carlos Carvalho.
 Modelagem condicional específica da gestão de risco de mercado das principais bolsas da América do Sul no período de 1998 a 2013 / Yan Carlos Carvalho Oliveira. – 2014.
 61 f. : il., enc. ; 30 cm.
- Monografia (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Curso de Ciências Atuariais, Fortaleza, 2014.
 Orientação: Prof. .Dr. Paulo Rogério Faustino Matos.
1. Risco - Economia. 2. Bolsa de valores. I. Título.

CDD 368.01

YAN CARLOS CARVALHO OLIVEIRA

**MODELAGEM CONDICIONAL ESPECÍFICA DA GESTÃO DE RISCO DE
MERCADO DAS PRINCIPAIS BOLSAS DA AMÉRICA DO SUL NO PERÍODO DE
1998 A 2013**

Monografia apresentada ao Curso de Ciências Atuariais do Departamento de Administração da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Atuária.

Aprovada em: ___/___/_____.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Paulo Rogério Faustino Matos (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dra. Silvia Maria Dias Pedro Rebouças
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dra. Iana Bezerra Jucá
Universidade Federal do Ceará (UFC)

A Deus por ter me dado saúde e forças para superar as dificuldades.

À minha mãe Maria Necy Furtado de Carvalho, pela compreensão, apoio e contribuição para minha formação acadêmica.

AGRADECIMENTO

Ao Prof. Dr. Paulo Matos, pela ajuda e apoio vitais para a realização deste trabalho.

Aos professores participantes da banca examinadora Silvia Maria Dias Pedro Rebouças e Iana Bezerra Jucá pelo tempo, pelas valiosas colaborações e sugestões.

Aos demais professores pelas valiosa atenção e conhecimento.

Aos colegas do curso de Ciências Atuariais e aos meus companheiros de trabalho, pelas reflexões, críticas e sugestões recebidas.

Á minha namorada Patrícia Maciel, pelo carinho, apoio e paciência, principalmente durante os finais de semestre.

RESUMO

Esta monografia analisa o risco de mercado de cinco índices de bolsa da América do Sul: o índice brasileiro (IBOVESPA), o índice colombiano (IGBC), o índice argentino (MERVAL), o índice peruano (IGBVL) e o índice chileno (IPSA), durante o período de 01/1998 a 12/2013. Através da métrica *Value-at-Risk* (VaR) estimam-se quatro modelos. Dois desses modelos são ditos incondicionais no que se refere à variância: o VaR Gaussiano Incondicional, admitindo que os retornos seguem uma distribuição normal e o segundo modelo chamado de VaR *Best Fitting* Incondicional, construído a partir da distribuição de probabilidades que melhor se ajusta às séries de retornos. Os outros dois modelos, são chamados de condicionais, pois nesses modelos é assumido que a volatilidade varia ao longo do tempo. Os modelos autoregressivos do tipo GARCH são utilizados para estimar a variância condicional de cada índice, possibilitando a estimação do VaR Gaussiano Condicional e do VaR *Best Fitting* Condicional. Em seguida, realizam-se *backtestings* dos modelos de VaR, revelando a superioridade dos modelos condicionais *best fitting*. Por fim, através de gráficos de Balzer, observa-se a performance dos índices por meio de confrontos feitos dois a dois entre eles. Foi constatado que, para o período analisado, o índice chileno vence todos os embates feitos com os demais índices, apresentando a melhor relação risco x retorno. Já o índice argentino, ao contrário do índice chileno, perde em todos os confrontos.

Palavras-chave: Value at Risk. América do Sul. Risco. GARCH. *Best Fitting*. *Backtesting*.

ABSTRACT

This monography analyzes the market risk of five sectorial indexes of South America, from 01/1998 to 12/2013: brazilian index (IBOVESPA), colombian index (IGBC), argentine index (MERVAL), peruvian index (IGBVL) and chilean index (IPSA). Throughout the Value-at-Risk metric (VaR), four models are estimated. Two of those models are called unconditional, due to its variance: the Unconditional Gaussian VaR, that admits that the returns follow a normal distribution, and the second called of Unconditional Best Fitting VaR, built from the distribution of probabilities that better fit to the returns series. The other two models are called conditionals, because it's assumed that the volatility changes along the time. The GARCH autoregressive models are used to estimate the conditional variance of each index, allowing an estimation of the Conditional Gaussian VaR and the Conditional Best Fitting VaR. Afterwards, the VaR models backtestings are realized, revealing the conditional best fitting models superiority. Finally, throughout the Balzer's graphics, the indexes performances were observed over the confrontations between them, using two index each. It was found that, for the analyzed period, the chilean index wins every confrontation against the all other indexes, showing the best relation risk x return. The argentine index, unlike chilean index, lost all the confronts.

Keywords: Value at Risk. South América. Risk. GARCH. Best Fitting. Backtest.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Evolução do retorno diário acumulado dos índices de mercados dos países da América do Sul	30
Figura 2 – Evolução dos retornos líquidos nominais dos índices de mercado dos países da América do Sul	33
Figura 3 – Distribuição melhor ajustada às séries dos retornos líquidos nominais das bolsas da América Latina	35
Figura 4 – Volatilidade condicional obtida através dos modelos ARMA-GARCH dos retornos nominais	37
Figura 5 – Séries estimadas de VaR Absoluto, a 99% de nível de confiança para 01 dia, sob os métodos Gaussiano Incondicional e ARMA-GARCH, das séries de retornos nominais das principais bolsas de valores da América Latina	42
Figura 6 – Séries estimadas de VaR Absoluto, a 99% de nível de confiança para 01 dia, sob os métodos Best Fitting Incondicional e Best Fitting Condicional, das séries de retornos nominais das principais bolsas de valores da América Latina	43
Figura 7 – Gráficos de Balzer relativos aos índices das bolsas de valores da América Latina tomados dois a dois	48

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Descrição dos principais índices de mercado dos países da América do Sul	28
Tabela 2 – Estatísticas descritivas dos retornos dos índices transacionados nas bolsas de valores dos países da América Latina	32
Tabela 3 – Ranking das distribuições das séries dos retornos dos índices de mercado dos países da América do Sul	34
Tabela 4 – Melhor distribuição das séries dos retornos dos índices das de mercado dos países da América do Sul	35
Tabela 5 – Estimação dos modelos ARMA-GARCH	40
Tabela 6 – Backtesting das séries diárias estimadas de VaR, com 99% de confiança, dos retornos dos índices das principais bolsas de valores da América do Sul	47

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
AD	Anderson-Darling
ADF	Dickey-Fuller Aumentado
AIC	Critério de Informação de Akaike
AR	Auto-Regressivo
ARCH	Autoregressivo com heterocedasticidade condicional
ARMA	Autoregressivo e de Médias Móveis
BCBS	Basel Committee on Banking Supervision
CDF	Função de Distribuição Acumulada
EWMA	Médias Móveis Exponencialmente Ponderadas
EUA	Estados Unidos da América
GARCH	Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
GED	Distribuição dos Erros Generalizados
IBOVESPA	Índice da Bolsa de Valores de São Paulo
IDH	Índice de Desenvolvimento Humano
IGBC	Colombia Stock Exchange General Index
IGBVL	Lima Stock Exchange General Index
IPSA	Santiago Stock Exchange IPSA
KS	Kolmogorov-Smirnov
MA	Médias Móveis
MERVAL	Buenos Aires Stock Exchange Merval Index
PIB	Produto Interno Bruto
PNUD	Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento
PSCCF	Polynomial Serial Correlation Common Features
SCCF	Serial Correlation Common Feature
SIC	Critério de Informação de Schwarz
UFC	Universidade Federal do Ceará
VaR	Value At Risk
WF	Weak Form reduce drank structure

LISTA DE SÍMBOLOS

- \$ Dólar
- % Porcentagem
- § Seção
- © Copyright
- ® Marca Registrada

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
2	METODOLOGIA	16
2.1	Value at Risk (VaR) tradicional: mundo gaussiano	16
2.2	A melhor distribuição de probabilidade	18
2.3	Modelagem VaR segundo um ARMA-GARCH	20
2.3.1	<i>O arcabouço ARMA</i>	21
2.3.2	<i>O arcabouço GARCH</i>	21
2.3.3	<i>O arcabouço ARMA-GARCH</i>	23
2.4	Backtesting	24
2.5	Gráficos de Balzer	26
3	EXERCÍCIO EMPÍRICO	27
3.1	Value at Risk (VaR) tradicional: mundo gaussiano	27
3.2	Modelos Best Fitting	34
3.3	Modelos ARMA-GARCH	36
3.4	Estimação do VaR e Backtesting	41
3.5	Gráficos de Balzer	48
4	CONCLUSÃO	51
	REFERÊNCIAS	54

1 INTRODUÇÃO

As Economias Sul-Americanas tem atraído cada vez mais a atenção de pesquisadores e investidores, embora as razões sejam diversas e pontuais. Podemos destacar, a exemplo, o sólido mercado chileno, a consolidada demanda interna brasileira e as elevadas taxas de crescimento da economia peruana.

Segundo o Relatório de Desenvolvimento Humano, de 2013, do Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD), enquanto a Argentina e o Chile em 2011 aparecem com PIB per capita em níveis superiores a \$ 14 mil, na Colômbia e no Peru este valor não chega a \$ 9 mil, observando-se a paridade de poder de compra. Analisando a variação do PIB de 2012 para 2013, podemos observar que a Argentina, México e Venezuela tiveram um aumento percentual do PIB menor que 4%, ao contrário do Brasil, Chile, Colômbia e Peru onde o último obteve um aumento de 6,2% do PIB. O aumento no PIB brasileiro também é relevante se levarmos em consideração que em 2012 já estava em torno de 2 trilhões de dólares. Observando apenas o PIB de 2013, percebe-se que 5 dos 13 países sul americanos estão no *ranking* dos 50 maiores PIB's, são eles Chile, Venezuela, Colômbia, Argentina e Brasil. A heterogeneidade permanece sob um prisma social, com destaque para o resultado do Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) de 2013, onde Chile e Argentina possuem um IDH de 0,819 e 0,811, respectivamente, enquanto o Brasil apresenta um IDH de 0,73 e a Colômbia de apenas 0,719.

Ainda analisando sobre o prisma social, McLeod & Lusting (2011) afirmam que historicamente Argentina e Venezuela são característicos por possuírem baixos níveis de desigualdade e pobreza, se comparados aos demais países latino americanos, porém os regimes populistas observados em países latinos, no período analisado pelos autores que foi de 1989 a 2008, obtiveram maior êxito em reduzir a desigualdade e a pobreza no Brasil e no Chile.

As conquistas sociais e econômicas vistas nas economias sul americanas, mais especificamente no período de 1998 a 2013, são bastante positivas, haja vista que nesses quinze anos é possível observar tanto períodos calmos, com baixa volatilidade, como períodos mais agitados em decorrência das crises econômico-financeiras, dentre esses períodos turbulentos destacam-se a crise cambial brasileira de 1999, a crise argentina 2001-2002 e a crise dos *subprime* em 2007.

Segundo Carcanholo et al (2008) “No início de 2007 surgiram os primeiros sinais de uma aguda crise financeira nos EUA. A crise teve origem no mercado imobiliário, sobretudo, no segmento denominado de *subprime*”

Carvalho (2010) argumenta que os países da América Latina foram afetados de duas formas pela crise dos *subprime*, sendo a primeira sobre o movimento de capital e a segunda sobre conta de transação corrente. De acordo com Carvalho (2010), devido a melhoria nas reservas internacionais aliada ao sucesso das políticas econômicas adotadas em alguns países da América Latina, possibilitou uma maior resistência a crise em algumas economias latino americanas.

De acordo com Paula (2013, p. 13)

Após a sucessão de crises nos países emergentes, notadamente da Ásia e da América do Sul, a economia mundial vivenciou um intenso e amplamente disseminado ciclo de expansão e moderação ao longo do período compreendido entre os anos de 2003 e 2007. O fim desse ciclo coincide com a eclosão econômica global, iniciada nos Estados Unidos em 2007. A crise financeira norte-americana do *subprime* deflagrou-se em dimensões extraordinárias após a falência do banco de investimentos Lehman Brothers, transformando-se em uma crise internacional sistêmica.

Já sobre a crise argentina de 2001-2002, de acordo com Aldrighi & Cardoso (2009, pgs 75-76)

[...] a explicação dominante entre os economistas é que a estagnação econômica e a persistência de elevados déficits fiscais colocaram a dívida pública em uma trajetória de crescimento acelerado, ensejando expectativas de *default* que culminaram com a perda do acesso ao crédito bancário e ao mercado de capital internacionais, inviabilizando em 2001 o regime de *currency board*, criado em 1991.

Conforme visto em Curado (2001) a crise cambial brasileira de 1999 possui duas explicações na literatura, a primeira indica que a crise ocorreu devido a política de ajustamento macroeconômico utilizada no Plano Real, já a segunda vertente é de que a crise brasileira foi derivada de fenômenos exógenos, tal como desenvolvido na literatura de contágio.

Hecq (2001) estudou a existência de ciclos comuns entre as economias latino americanas com base em três tipos de modelos de recursos cíclicos, o autor concluiu que Brasil, Argentina, México, Peru e Chile possuem movimentos semelhantes no longo e no curto prazo, baseado em variáveis macroeconômicas. Já Matos, Siqueira & Trompieri (2012) analisam a integração e o contágio financeiro da América do Sul, os resultados dessa pesquisa sugerem que há evidências de um elevado nível de contágio financeiro entre as os índices do Brasil, Argentina, Colômbia, Chile, Peru e Venezuela.

Nesse contexto, diante da existência de contágio financeiro entre as economias sul americanas, há nessas economias uma boa relação de risco e retorno, ou melhor, existem boas oportunidades de investimentos nesse continente?

Nesse cenário, visando abordar o aspecto da gestão de risco das principais economias sul americanas, de forma mais específica, este trabalho têm como objetivo mensurar o risco de mercado das principais economias da américa do sul, mais especificamente, avaliar o risco de mercado a partir da técnica *Value at Risk* (VaR) associada as distribuições de probabilidade que melhor se adequam as séries diárias de retornos nominais dos índices das principais bolsas de valores da Argentina, Brasil, Chile, Colombia e Peru, no período de janeiro de 1998 a dezembro de 2013.

Metodologicamente, Jorion (2010) argumenta sobre a conveniência da hipótese sobre a distribuição paramétrica normal. No entanto, uma vez que as séries de retorno analisadas violam fortemente as hipóteses de normalidade e de homocedasticidade, propõe-se aqui o uso da tradicional fórmula gaussiana paramétrica do VaR, e de extensões, incorporando-se o valor crítico associado à distribuição de probabilidade com melhor *fitting* e levando-se em consideração a existência de *cluster* de volatilidade, ao inserir a série temporal de volatilidade condicional obtida a partir da melhor especificação de especificações parcimoniosas do arcabouço *Autoregressive Moving Average – Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity* (ARMA-GARCH).

Na sequência, são realizadas previsões um passo à frente para cada uma das séries, com base em cada uma das especificações de VaR aqui analisadas, de forma que sejam comparadas entre si através dos métodos de *backtesting*: Kupiec (1995) e Christoffersen (1998). Este tipo de abordagem segue as críticas e sugestões de Costa (1999), Gouriéroux & Jasiak (2001) e Morettin (2008). Por fim, analisa-se a performance dos índices seguindo os Gráficos de Balzer, porém considerando o arcabouço de modelagem de risco VaR melhor especificado, segundo o *backtesting*, em vez do desvio-padrão, sendo possível inferir sobre qual economia oferece as melhores oportunidades de investimentos nos mercados acionários dos países sul americanos.

Ao estudar a gestão de risco das principais bolsas da américa do sul, metodologicamente, este trabalho assemelha-se a Matos, Pessoa & Macedo (2013) que utilizaram o *value-at-risk* condicional para a modelagem do risco dos índices setoriais do mercado brasileiro. O modelo *value-at-risk* também pode ser utilizado para a otimização de portfólios conforme visto em Andersson & Uryasev (2002) que fizeram uso dessa técnica para

otimização do risco de crédito, já Tokpavi & Vaucher (2012) sugerem o uso do *value-at-risk* condicional para encontrar portfólios cuja meta seja minimizar o risco.

As evidências desta pesquisa sugerem, assim como em Ornelas, Farias & Barbachan (2008) que a modelagem do VaR na distribuição *Best fitting* têm melhor performance que VaR gaussiano, Berkowitz & O'Brien (2002) observam para o caso de grandes bancos norte-americanos, que as tradicionais receitas de modelagem seguindo um VaR gaussiano e homocedástico dos BRIC não refletem adequadamente o comportamento da volatilidade das respectivas bolsas de valores, sendo fundamental recorrer a formulações específicas para cada índice.

Ao estudar sobre as economias latino americanas este trabalho está alinhado a Matos, Siqueira & Trompieri (2012) que analisam a integração e o contágio financeiro da América do Sul. Já Mejía-Reyes (2000), a partir de variáveis macroeconômicas, modela os ciclos de negócios na América Latina, através do arcabouço de cadeias Markovianas, utilizando o PIB per capita real para uma amostra contendo Argentina, Bolívia, Brasil, Chile, Colômbia, México, Peru, e Venezuela, durante o período de 1950 a 1995. O artigo não evidencia a existência de ciclos comuns nas oscilações decorrentes de expansões e contrações dessas economias, enquanto Hecq (2001), com base em três tipos de modelos de recursos cíclicos comuns: *Serial Correlation Common Feature* (SCCF), *Weak Form reduce drank structure* (WF) e o *Polynomial Serial Correlation Common Features* (PSCCF), conclui que Brasil, Argentina, México, Peru e Chile dividem comovimentos no longo prazo e no curto prazo, baseado em séries temporais de variáveis macroeconômicas.

Além deste primeiro capítulo, este trabalho conta ainda com mais três capítulos. No capítulo seguinte, será abordado a metodologia adotada para a modelagem de risco, já no capítulo 3 é possível observar as estatísticas básicas associadas a série de dados bem como os resultados obtidos com a modelagem do VaR. Por fim, as considerações finais estão expostas no capítulo 4.

2 METODOLOGIA

Visando atingir os objetivos propostos, de forma mais específica, este trabalho visa mensurar o risco de mercado da América do Sul a partir da técnica *Value at Risk* (VaR) aplicada à série diária, de janeiro de 1998 a dezembro de 2013, de retornos nominais dos índices das principais bolsas de valores destes países: i) IBOVESPA (Índice da Bolsa de Valores de São Paulo, Brasil); ii) IGBC (*Colombia Stock Exchange General Index*); iii) Merval (Buenos Aires *Stock Exchange Merval Index*); iv) IBVC (*Caracas Stock Exchange General Index*); v) IGBVL (*Lima Stock Exchange General Index*, PERU); e vi) IPSA (*Santiago Stock Exchange IPSA Index*).

Na sequência, são realizadas previsões um passo à frente para cada uma das séries, com base em cada uma das especificações de VaR, de forma que sejam comparadas entre si através dos métodos de *backtesting*.

Seguindo a abordagem utilizada em Matos, Sales & Azevedo (2013), a presente pesquisa testará diferentes distribuições de probabilidade na estimação da volatilidade das bolsas de algumas economias da América Latina, utilizando-se de extensões do modelo ARMA-GARCH.

2.1 *Value at Risk* (VaR) tradicional: mundo gaussiano

O *Value at Risk* (VaR), proposto inicialmente pelo banco J.P. Morgan na década de 1990, mensura a perda prevista de pior caso a um nível de confiança específica ao longo de certo período de tempo, consistindo em uma medida estatística a qual sintetiza em um único número de simples compreensão diversas formas de riscos, tornando-se uma linguagem comum sobre o risco. Duffie & Pan (1997), Laubsch & Ulmer (1999) e Jorion (2010) são excelentes fontes sobre definições, contextos e formulações matemáticas sobre esta métrica de risco.¹

Basicamente, a formalização dá-se através da seguinte relação, simples e intuitiva:

$$P(\text{Perda} > VaR) = P(W \leq W^*) \leq 1 - c = p = \int_{-\infty}^{W^*} f_W(w|\theta)dw \quad (1)$$

¹ Artzner et al. (1998) criticou os modelos de VaR por não serem uma medida coerente de risco, ao não atender o princípio da sub-aditividade.

Onde, c é o nível de confiança do VaR associado diretamente ao nível de significância p , enquanto W é a variável aleatória em questão, $f_W(w|\theta)$ é a função de distribuição de probabilidade de W , θ é o vetor de parâmetros desta distribuição e W^* o valor crítico relacionado ao pior cenário.

Conforme Manganelli & Engle (2001), as metodologias de estimação do *Value at Risk* dividem-se em três grandes grupos: paramétricas, não paramétricas e semi-paramétricas.

Na linha paramétrica, um elemento essencial nesta simples metodologia é a determinação da verdadeira distribuição de probabilidade incondicional da série. Assim, supondo que a série possua a mesma distribuição e os mesmos parâmetros ao longo do tempo, Jorion (2010) argumenta sobre a conveniência do uso de uma distribuição paramétrica normal ao permitir a conversão para diferentes fatores de confiança. Neste caso, a relação (1) seria implementada através da seguinte relação que expressa o VaR absoluto:

$$VaR = -W_0 R^* = W_0 (\alpha \sigma \sqrt{\Delta t} - \mu \Delta t) \quad (2)$$

Onde, W_0 representa o valor inicial, α o valor crítico, σ a volatilidade mensurada pelo desvio padrão, μ a média e Δt o intervalo de tempo ao longo do qual se deseja obter o pior cenário.

Mensurar o VaR para portfolios consiste em identificar o retorno crítico, o que é mais adequado neste artigo, pois o VaR de cada índice de mercado não será expresso em valores monetários de cada um dos países sul americanos, mas em função das séries de retornos, viabilizando a comparação dos resultados obtidos.

Seguindo a relação (2), para o cálculo do primeiro VaR aqui utilizado, o VaR Gaussiano Incondicional, será utilizada como distribuição de probabilidade das séries a distribuição normal, com média e volatilidade fixas no tempo. Este será o VaR *benchmark*, o qual será refinado ao se incorporar a volatilidade condicional variável no tempo e o alfa crítico associado à distribuição de probabilidade que tem o melhor ajustamento a série de retorno do índice.

2.2 A melhor distribuição de probabilidade

Segundo De La Rocque (1997), a principal vantagem de usar o VaR é que ele permite integrar, em uma única medida numérica, o risco total da carteira de ativos sob análise, agregando no cálculo todos os ativos e passivos e permitindo a comparação e a integração dos riscos de diferentes classes de ativos, como ações e renda fixa, por exemplo. Esta métrica, no entanto, se calculada sob premissas que não sejam evidenciadas, pode gerar resultados pouco confiáveis ou inadequados, pondo em risco sua vantagem.

Para as séries de retornos, conforme Gouriéroux & Jasiak (2001), as várias e robustas evidências sugerem que as distribuições possuam caudas pesadas, costumando admitir valores extremos, aspecto corroborado por Morettin (2008) ao observar que as séries de retorno são leptocúrticas.²

Costa (1999) argumenta que essa distorção da realidade quando do uso do modelo gaussiano clássico determinou vias diferentes de busca de soluções mais pragmáticas. Em uma primeira linha de pesquisa, tem-se procurado encontrar uma distribuição que se ajuste melhor ao comportamento das séries de retorno. Em outra, tem-se buscado incorporar um caráter dinâmico aos modelos no sentido de que, qualquer que seja a distribuição escolhida, o seu comportamento se adapte em cada instante à realidade do mercado.

Seguindo a primeira linha, vários estudos abordaram a busca de uma distribuição que melhor representasse as variáveis de mercado não gaussianas no cálculo do *Value at Risk*. Hull & White (1997) propõem variáveis multivariadas normais, derivadas de uma transformação funcional das variáveis de mercados não normais, enquanto Venkataraman (1997) propõe um VaR com um mistura de distribuições normais.

Mais recentemente, Barra (2004) calcula um VaR utilizando uma distribuição herdada de terceira ordem multivariada. Já Liu (2010) sugere a aplicação de L-momentos propostos por Hosking (1990) e Lien et al. (2012) comparam empiricamente três métodos de escolha da distribuição por aproximação sugeridos na literatura: Cornish-Fisher (1937), Sillitto (1969), e Liu (2010).

Aqui, propõe-se uma solução simples visando acomodar os efeitos da hipótese de gaussianidade. Inicialmente, testa-se a hipótese nula de normalidade das séries segundo Jarque & Bera (1980,1981).

² A partir dos anos 1960, as análises empíricas apontaram a não normalidade da distribuição de retornos financeiros reais. Ver Mandelbrot (1963) e Fama (1965).

Havendo rejeição, sugere-se fazer o uso da distribuição que obtenha melhor lugar no *ranking* de ajustamento. Aferir a qualidade do ajustamento de uma distribuição de probabilidade teórica a uma distribuição empírica é um problema bastante comum em estatística e existem diversos métodos de se verificar a qualidade desse ajustamento. No presente estudo, é importante se ter um bom ajustamento em relação às caudas das distribuições, justificando o uso do teste de aderência proposto por Anderson & Darling (1952). A partir desta distribuição, a qual se assume ser constante ao longo do tempo para o retorno do índice em questão, obtém-se o novo alfa crítico associado ao nível de confiança sugerido.³ Este arcabouço aqui proposto passa a ser chamado de VaR *Best Fitting* Incondicional.

O procedimento de Anderson-Darling (AD) é um teste geral para comparar o ajuste de uma função de distribuição cumulativa observada a uma função de distribuição cumulativa esperada. Prause (1999) usa este teste para avaliar qual distribuição teórica se encaixa melhor aos dados de bancos alemães, enquanto Brito & Neto (2007) o utilizam para encontrar as distribuições de probabilidade que melhor se ajustam aos índices de segmentos do mercado de crédito brasileiro. O teste AD é uma modificação do teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) que visa obter a máxima discrepância entre as funções distribuição de probabilidade teórica e empírica, enquanto o teste KS considera as discrepâncias em todo o domínio da função distribuição de probabilidade e dá mais peso às caudas. Além disso, o teste AD é mais sensível que o teste KS, porém com a desvantagem de que os valores críticos são dependentes da distribuição teórica do teste.

A estatística do teste AD tem a hipótese nula de que os dados seguem a distribuição especificada, e, para um conjunto de amostras crescentemente ordenado é definida como:

$$AD = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i - 1) \cdot [\ln F(X_i) + \ln(1 - F(X_{n-i+1}))] \quad (3)$$

onde n representa o número de observações da variável X normalizada e a função F é a função de distribuição acumulada dos dados.

³ Além do teste aqui usado e do teste sugerido em Kolmogorov (1933) e Smirnov (1948), outros exemplos de testes de ajuste existentes na literatura são Shapiro & Wilk (1965) e Shapiro & Francia (1972), para distribuições contínuas e Qui-quadrado para distribuições discretas.

2.3 Modelagem VaR segundo um ARMA-GARCH

Visando abordar a segunda linha de extensão do VaR, a crescente importância desempenhada por considerações de risco e incerteza na teoria econômica moderna exigiu o desenvolvimento de novas técnicas econométricas de séries temporais que permitissem a modelagem das variâncias e covariâncias variáveis no tempo. Diante disso, Engle (1982) introduz o modelo ARCH (*Autoregressive Conditional Heterocedasticity*), que leva em consideração o fato da variância condicional mudar ao longo do tempo. Bollerslev (1986) apresenta a primeira, e mais expressiva, extensão do modelo ARCH: o modelo GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity*). Após, surgiram várias extensões, que podem ser vistas em Bollerslev (2008).

Engle (2001) apresenta uma introdução do uso de modelos GARCH nos arcabouço de *Value at Risk*. Neste contexto, Berkowitz & O'Brien (2002) avaliam os modelos de VaR de grandes bancos norte-americanos comparando-os aos VaRs mensurados com modelos ARMA-GARCH de volatilidade condicional, concluindo que os VaR dos bancos analisados não refletem adequadamente as mudanças na volatilidade. Jánský & Rippel (2011) fazem previsões do *Value at Risk* de seis índices acionários mundiais com modelos ARMA-GARCH, sugerindo que a inclusão de modelos ARMA na média condicional não melhoram os modelos de VaR analisados. Bhattacharyya & Madhav (2012) elaboram diferentes modelos de mensuração do VaR com modelos ARMA(1,1) – GARCH(1,1), considerando os resíduos padronizados seguindo alternativamente as distribuições Pearson Tipo IV, Jonhson SU, Exponencial de Manly de transformação, normal e t de Student.

No Brasil, Souza-Sobrinho (2001) estima a volatilidade do IBOVESPA com modelos da família GARCH, utilizando-se do VaR como aplicação prática, enquanto Galdi & Pereira (2007) mensuram o VaR de ações da Petrobrás utilizando um modelo ARMA-GARCH para a volatilidade e compara-o com o VaR com a volatilidade estimada através de modelos EWMA e Volatilidade Estocástica.⁴ Já Silva et al. (2010) calculam o VaR de uma carteira composta por índices de ações das bolsas do Brasil, México e Argentina usando modelos GARCH.

⁴ O termo EWMA corresponde a *Exponential Weighted Moving Average*, método sugerido pelo *RiskMetrics*. Para mais detalhes ver Laubsch e Ulmer (1999). Já sobre o modelo de volatilidade estocástica, ver Taylor (1980, 1986).

2.3.1 O arcabouço ARMA

Aspecto comum a algumas destas formulações, a formalização estatística dos modelos ARMA deriva da combinação de componentes também designados “filtros”: o componente Auto-Regressivo (AR) e o componente de Médias Móveis (MA). Em suma, tem-se que em Processos Auto-Regressivos, AR(m), o valor da variável dependente no período t depende de seu valor nos períodos anteriores e de um choque ou distúrbio aleatório no período, enquanto no Processo de Médias Móveis, MA(n), o valor de y em t é igual a uma constante mais uma média móvel dos termos de erro presentes e passados. Assim, em um Processo Auto-Regressivo e de Médias Móveis, ARMA(m,n), a variável dependente no período t tem características tanto de AR quanto de MA, sendo representada por:

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} - \dots - \phi_m y_{t-m} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_n \varepsilon_{t-n} \quad (4)$$

onde ϕ_1, \dots, ϕ_m e $\theta_1, \dots, \theta_n$ são parâmetros, $\phi_m \neq 0$, $\theta_n \neq 0$ e $\varepsilon_t \sim RB(0, \sigma^2)$.

2.3.2 O arcabouço GARCH

Diante da necessidade de modelagem da variância ao longo do tempo, σ_t^2 , Engle (1982) sugere uma variância condicional heterocedástica como função linear do quadrado das inovações passadas.

Assumindo-se que o termo de erro (ε_t) segue uma Normal e que ψ_{t-1} é o conjunto de suas informações passadas, o modelo ARCH(p) de Engle (1982) é definido por:

$$y_t = \varepsilon_t \quad (5)$$

$$\varepsilon_t = v_t \sigma_t, \text{ onde } v_t \sim RB(0, \sigma^2) \quad (6)$$

$$\varepsilon_t / \psi_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (7)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2, \text{ onde } \alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, \forall i = 1, \dots, p. \quad (8)$$

No modelo GARCH(p,q), a representação auto-regressiva dos valores ao quadrado do modelo ARCH é acrescida uma especificação autorregressiva de média móvel (ARMA) que demonstra as variâncias condicionais defasadas. O processo GARCH(p,q) é definido por:

$$\varepsilon_t / \psi_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (9)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (10)$$

com $p \geq 0, q > 0, \alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0, e 0 \leq \Sigma \alpha_i + \Sigma \beta_j < 1, \forall i = 1, \dots, q, p$.

A soma dos parâmetros é chamada de persistência – taxa que reflete como o impacto de um choque no retorno hoje se propaga ao longo do tempo sobre a volatilidade dos retornos futuros – e, para que o modelo seja estacionário, o resultado deve ser menor que um.

Jorion (2010) enuncia que “[...] a beleza dessa especificação está no fato de fornecer um modelo parcimonioso com poucos parâmetros, que parece se adequar muito bem aos dados”. E, esse mesmo autor diz: “Os modelos GARCH tornaram-se a base das análises de séries temporais dos mercados financeiros, que demonstram sistematicamente períodos de ‘agrupamento’ de volatilidade.” Esse fenômeno (em inglês, *volatility clustering*) apresenta a característica de que altas (baixas) volatilidades são geralmente seguidas por altas (baixas) volatilidades.

No modelo GARCH(p,q) o primeiro número refere-se à defasagem no componente de média móvel do modelo (termo ARCH) e o segundo refere-se ao número de defasagens dos termos autorregressivos (termo GARCH). Esta especificação é frequentemente interpretada em um contexto financeiro, onde, num GARCH(1,1), por exemplo, um operador prevê a variância do período através da formação da média ponderada de uma média de longo prazo (a constante), a variação prevista do último período (o termo ARCH), e informações sobre volatilidade observada no período anterior (o termo GARCH). Independente das defasagens, para especificação dos modelos GARCH, é necessário que se assuma a distribuição condicional dos termos de erro ε_t , havendo três distribuições normalmente usadas: Normal, t de Student e Distribuição dos Erros Generalizados (GED). Devido a essa suposição de distribuição, os modelos GARCH são tipicamente estimados pela maximização da função de verossimilhança, envolvendo otimização numérica. Dessa forma, a presente monografia faz uso das estimações

do modelo GARCH considerando os métodos da máxima verossimilhança baseada na distribuição gaussiana.⁵

2.3.3 O arcabouço ARMA-GARCH

O último passo é a combinação de modelos ARMA e GARCH, pois algumas séries de retornos exibem a presença de auto-correlação, havendo a necessidade de eliminá-la por meio do ajuste inicial de um modelo linear. Conforme Tsay (2010), o modelo ARMA modela a média condicional dos retornos, e os resíduos desse modelo seguem um GARCH, conforme as relações:

$$y_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^m \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{j=1}^n \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (11)$$

$$\varepsilon_t = v_t \sigma_t \quad (12)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (13)$$

Escolhendo $\varepsilon_t \sim N(0, 1)$ e tomando-se $\hat{y}_t(1)$ e $\hat{\sigma}_t^2(1)$ como as previsões a um passo da média e da variância respectivamente, têm-se o seguinte:

$$y_{t+1} / \psi_t \sim N(\hat{y}_t(1), \hat{\sigma}_t^2(1)) \quad (14)$$

$$\hat{y}_t(1) = \phi_0 + \sum_{i=1}^m \phi_i y_{t+1-i} + \varepsilon_t - \sum_{j=1}^n \theta_j \varepsilon_{t+1-j} \quad (15)$$

$$\hat{\sigma}_t^2(1) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t+1-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t+1-j}^2 \quad (16)$$

Assim, o VaR ARMA-GARCH e o VaR *Best Fitting* Condicional, o qual incorpora a volatilidade condicional associada ao valor crítico associado à distribuição mais adequada, serão calculados da seguinte maneira, conforme visto em Berkowitz & O'Brien (2002) e Galdi & Pereira (2007):

⁵ Por exemplo, em um modelo GARCH (1,1) com termos de erro seguindo uma Normal, a contribuição da log-verossimilhança para a observação em t é $l_t = -\frac{1}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \log \sigma_t^2 - \frac{1}{2} (y_t - x_t \theta)^2 / \sigma_t^2$

$$VaR = \hat{y}_t(1) - \alpha \hat{\sigma}_t(1) \quad (17)$$

onde, α dependente da distribuição de probabilidade usada e do nível de confiança do VaR. Tanto para os modelos ARMA quanto para os ARMA-GARCH, serão utilizados como critério de seleção do melhor modelo, o Critério de Informação de Akaike (AIC), tendo como primeiro critério de desempate o Critério de Informação de Schwarz (SIC), e como segundo a parcimônia, além de que serão verificadas as estatísticas t e F e as restrições dos modelos.⁶

2. 4. *Backtesting*

Segundo Jorion (2010), os modelos de VAR são úteis unicamente quando conseguem prever o risco de forma razoável. Por isso, a aplicação desses métodos deve ser sempre acompanhada de um processo de validação. Um desses processos é o *backtesting*, procedimento estatístico formal para comparar as perdas observadas com as perdas previstas pelo VaR para um determinado período. O método mais simplificado de *backtesting* é a taxa de exceções, que corresponde ao quociente do número de violações do VaR (N) pelo total de observações (T). Kupiec (1995) criou regiões de confiança de aproximadamente 95% de nível de confiança para esse teste, sendo essas regiões definidas pela seguinte razão de log-verossimilhança:

$$LR_{uc} = -2\ln[(1-p)^{T-N}p^N] + 2\ln\{[1-(N/T)]^{T-N}(N/T)^N\} \quad (18)$$

Esta razão porém só é válida para $N=0$, Ferreira (2013) sugere uma expansão desse modelo conforme mostra a equação 19.

$$LR_{uc} = \begin{cases} -2\ln\left(\frac{p^N(1-p)^{(T-N)}}{\left(\frac{N}{T}\right)^N\left(1-\frac{N}{T}\right)^{(T-N)}}\right), & se N > 0 \\ -2\ln((1-p)^T) & , se N = 0 \end{cases} \quad (19)$$

⁶ Tsay (2010), afirma que não existe qualquer evidência que sugira que se comparando o AIC com o SIC, exista uma abordagem superando a outra em uma aplicação real. Informação substantiva do problema em estudo e simplicidade são dois fatores que desempenham também um papel importante na escolha de um modelo para uma série de tempo dado.

A razão exposta na equação 18, e simplificada em Ferreira (2013), possui distribuição assintótica qui-quadrada com um grau de liberdade $X^2(1)$, sob a hipótese nula de que p (nível de significância do VaR) é a probabilidade verdadeira. Portanto, rejeita-se a hipótese nula se $LR_{uc} > 3,84$. Esse teste também é conhecido como teste de cobertura incondicional. O teste de Kupiec é um método amplamente utilizado e pioneiro em avaliação de modelos de VaR. No entanto, possui um baixo poder de teste e considera apenas a frequência de perdas e não o momento em que eles ocorrem.⁷ Como resultado, pode deixar de rejeitar um modelo que produz exceções em cluster (agrupamento). Assim, o *backtesting* não deve depender unicamente dos testes de cobertura incondicional, segundo Campbell (2005). Já Nieppola (2009) afirma que um bom modelo é capaz de evitar cluster de violações.

Christoffersen (1998) propõe um teste de cobertura condicional ou independência, que estende a estatística de Kupiec examinando a probabilidade de uma exceção em qualquer dia depender do resultado do dia anterior. A estatística do teste é: Basicamente, a formalização se dá através da seguinte relação, simples e intuitiva:

$$LR_{ind} = -2\ln[(1 - \pi)^{(T_{00}+T_{10})} \pi^{(T_{01}+T_{11})}] + 2\ln[\pi_0^{T_{01}}(1 - \pi_0)^{T_{00}}\pi_1^{T_{11}}(1 - \pi_1)^{T_{10}}] \quad (20)$$

Nessa relação, a estatística LR_{ind} só pode ser calculada se $T_{01} > 0$ e $T_{11} > 0$, Ferreira (2013) também sugere uma adaptação da estatística LR_{ind} , porém o teste só é válido se ocorrer pelo menos 1 violação, nas amostras sem violações a autora não rejeita a hipótese nula, dessa maneira o teste de Christoffersen pode ser feito utilizando-se da relação abaixo:

$$LR_{ind} = \begin{cases} -2\ln \left[\frac{(1-\pi)^{(T_{00}+T_{10})} \pi^{(T_{01}+T_{11})}}{\pi_0^{T_{01}}(1-\pi_0)^{T_{00}} \pi_1^{T_{11}}(1-\pi_1)^{T_{10}}} \right] , & \text{se } T_{01} + T_{11} > 0 \\ -2\ln \left[\frac{(1-\pi)^{(T_{00}+T_{10})} \pi^{(T_{01}+T_{11})}}{\pi_0^{T_{01}}(1-\pi_0)^{T_{00}}} \right] , & \text{se } T_{11} = 0 \\ -2\ln \left[\frac{(1-\pi)^{(T_{00}+T_{10})} \pi^{(T_{01}+T_{11})}}{\pi_1^{T_{11}}(1-\pi_1)^{T_{10}}} \right] , & \text{se } T_{01} = 0 \end{cases} \quad (21)$$

Esta estatística possui distribuição assintótica qui-quadrada com um grau de liberdade $X^2(1)$. Portanto, rejeita-se a hipótese nula se $LR_{ind} > 3,84$. O teste é efetuado em primeiro lugar, definindo uma variável indicadora que recebe um valor de 1 se o VaR é excedido e o valor de 0 se o VaR não é ultrapassado ($T_i = 1$ ou 0). Depois, defini-se o T_{ij} como o número

⁷ Mais detalhes em Gaglianone (2007) e Pena *et al* (2007).

de dias em que o estado j aconteceu após o estado do dia anterior ter sido i e π_i como a probabilidade de observar uma exceção condicional ao estado i previamente registrado.

Outro teste surge com a junção destes dois testes, resultando em um teste conjunto de cobertura incondicional e condicional, que possui a seguinte estatística:

$$LR_{cc} = LR_{uc} + LR_{ind} \quad (22)$$

Esse teste possui distribuição assintótica qui-quadrada com dois graus de liberdade $X^2(2)$. Portanto, rejeita-se a hipótese nula se $LR_{cc} > 5,99$. Estes serão os testes usados neste artigo, mas existem na literatura outros tipos de *backtesting* como o teste estabelecido pelo Comitê de Basileia, visto em *Basle Committee of Banking Supervision* (1996), um teste para múltiplos níveis de VaR contido em Crnkovic & Drachman (1997), a Função de Perda proposta por Lopez (1998), o teste misto de Kupiec proposto por Haas (2001), o *backtesting* baseado na série de *durations* proposto por Christoffersen (2004)⁸ e o *backtesting* através de Regressão Quantílica recomendado por Gaglianone (2007).

2. 5. Gráficos de Balzer

Após obter as séries de VaRs dos índices em estudo, e de se terem comparado as diferentes técnicas estimadas para cada índice entre si, é interessante comparar os desempenhos dos mercados acionários dos países sul americanos entre si em busca de informações que possam auxiliar na tomada de decisão de investidores locais. Assim, complementando as estatísticas apresentadas na Tabela 3, faz-se uso de uma extensão do Gráfico de Balzer, no qual o risco é mensurado pelo VaR mais bem especificado em vez do desvio padrão.

O Gráfico de Balzer reproduz o desenvolvimento temporal do retorno e risco de um investimento em comparação a um *benchmark* (concorrente, índice de mercado, etc.). Segundo Moretti (2008), o investidor procura sempre, simultaneamente, maximizar sua diferença de retorno e minimizar sua diferença de risco em relação ao retorno/risco do *benchmark*/concorrente utilizado. Diferente de outras métricas de performance, como a Razão de Sharpe, o Gráfico de Balzer não apresenta nenhuma limitação em seu uso.

⁸ Esse modelo de *backtesting* proposto por Christoffersen (2004), consegue capturar a dependência em ordens superiores a 1, corrigindo a fragilidade dos modelos de *backtest* baseado em cadeias de markov de primeira ordem, conforme Ferreira (2013).

Nos Gráficos de Balzer, o eixo das ordenadas representa a diferença entre o retorno obtido pelo investimento analisado e o retorno obtido pelo seu *benchmark*/concorrente ao longo do período da análise. Para superar a performance do *benchmark*/concorrente, a diferença de retornos deve ser preferencialmente positiva. Já o eixo das abscissas representa a diferença entre o risco do investimento escolhido e o risco do seu benchmark ao longo do período em análise, e para superar a performance desse, a diferença entre o risco corrido pelo investidor e seu benchmark deve ser preferencialmente negativa.

Neste trabalho, haverá a confrontação dos índices tomados dois a dois, sendo as diferenças tanto de retorno quanto de risco calculadas assim, por exemplo, para o IBOVESPA versus Merval: para determinado dia, toma-se o valor do retorno do IBOVESPA e dele se subtrai o valor de retorno obtido pelo Merval, tendo-se a diferença de retorno desse dia. Destaca-se que em nosso estudo, a medida de risco será representada pela série de VaR *Best Fitting* Condicional a 99% de confiança para um dia, estimada para cada índice estudado, tendo em vista o *backtesting* desta especificação. Dessa forma a medida de risco utilizada nos gráficos de balzer será calculada pela diferença em módulo dos VaR *Best Fitting* Condicional.

3 EXERCÍCIO EMPÍRICO

3.1 Value at Risk (VaR) tradicional: mundo gaussiano

A maioria das bolsas do continente europeu possuem índices transacionados há mais de duas décadas, ao contrário do continente sul americano que evoluiu lentamente, assim é comum observar nos países sul americanos a existência de poucas bolsas de valores devido à imaturidade desses mercados em desenvolvimento. Dessa forma a quantidade de índices de mercado considerados tradicionais ou reconhecidos pela sua relevância no mercado internacional é escassa. Esta limitação, aliado a ausência de dados consistentes e de fácil acesso, são restrições impostas aos pesquisadores que se dispõem a estudar os mercados desse continente.

Na tentativa de analisar o risco dos principais índices financeiros da América Latina, faz-se necessário à utilização de uma série temporal extensa e consistente dos retornos destes índices. Neste sentido, o mercado financeiro sugere, pelo volume de transação e devido à composição, que os principais índices sejam: i) IBOVESPA (Índice da Bolsa de Valores de São Paulo, Brasil), ii) IGBC (Colombia *Stock Exchange General Index*, Colombia), iii)

MERVAL (*Buenos Aires Stock Exchange Merval Index*, Argentina) e iv) IBVC (*Caracas Stock Exchange General Index*, Venezuela), v) IGBVL (*Lima Stock Exchange General Index*, Peru), vi) IPSA (*Santiago Stock Exchange IPSA Index*, Chile). Em termos da série temporal, faz-se uso de 4121 observações de retornos diários líquidos nominais desses índices no período de janeiro de 1998 a dezembro de 2013, extraídos da CMA Trade, com exceção do IGBVL que terminou por ser excluído do estudo devido à ausência de dados consistentes para a análise. As características e os códigos dos índices utilizados são descritos na Tabela 1.

A utilização desse conjunto de índices está alinhada a Matos, Siqueira & Trompieri (2012), onde foi detectado a presença de integração e contágio financeiro. Os índices são distintos em relação à maturidade, sendo o mais tradicional deles o IBOVESPA, que se iniciou em 1968 e sofreu uma alteração na sua metodologia de cálculo em 2013, já o IGBC teve sua metodologia de cálculo oficializada apenas em 2001, porém existem dados disponíveis no Economática com data base em 1991. O índice argentino é composto apenas pelo preço das ações, diferindo por tanto da metodologia comum aos demais que possuem rebalanceamento baseado em uma composição ponderada pela capitalização de mercado das ações.

Tabela 1
Descrição dos principais índices de mercado dos países da América do Sul^a

Índice	Código	Cidade/País	Ano de construção do índice
Sao Paulo Stock Exchange Index	IBOVESPA	São Paulo/ Brasil	1968
Colombia Stock Exchange General Index	IGBC	Bogotá/ Colômbia	2001
Buenos Aires Stock Exchange Merval Index	MERVAL	Buenos Aires/ Argentina	1986
Lima Stock Exchange General Index	IGBVL	Lima/ Peru	1981
Santiago Stock Exchange IPSA Index	IPSA	Santiago/ Chile	1977

^a Apesar de a metodologia do cálculo do IGBC ter sido oficializada somente em 2001, a série de retornos deste índice está disponível no Economática desde 02 de janeiro de 1991, com a fusão das bolsas de Medellín, Bogotá e Ocidente.

A evolução do retorno acumulado durante o período aqui analisado está presente na Figura 1.

A partir da análise visual do gráfico, destaca-se o comportamento semelhante nos períodos com tendência de crescimento e de decrescimento, com destaque para o índice brasileiro que de jun/1999 a jun/2002 esteve quase todo esse período acima dos demais índices em consequência da política de desvalorização cambial que favoreceu o crescimento do setor industrial conforme Junior (2007).

O índice peruano que exibe uma tendência crescente bem mais elevada que os demais entre o segundo semestre de 2006 ao segundo semestre de 2007 tal crescimento foi reflexo da entrada de capital externo para o investimento no setor de mineração, em consequência da nova política de acordos comerciais internacionais, conforme pode ser visto em Fernández (2011).

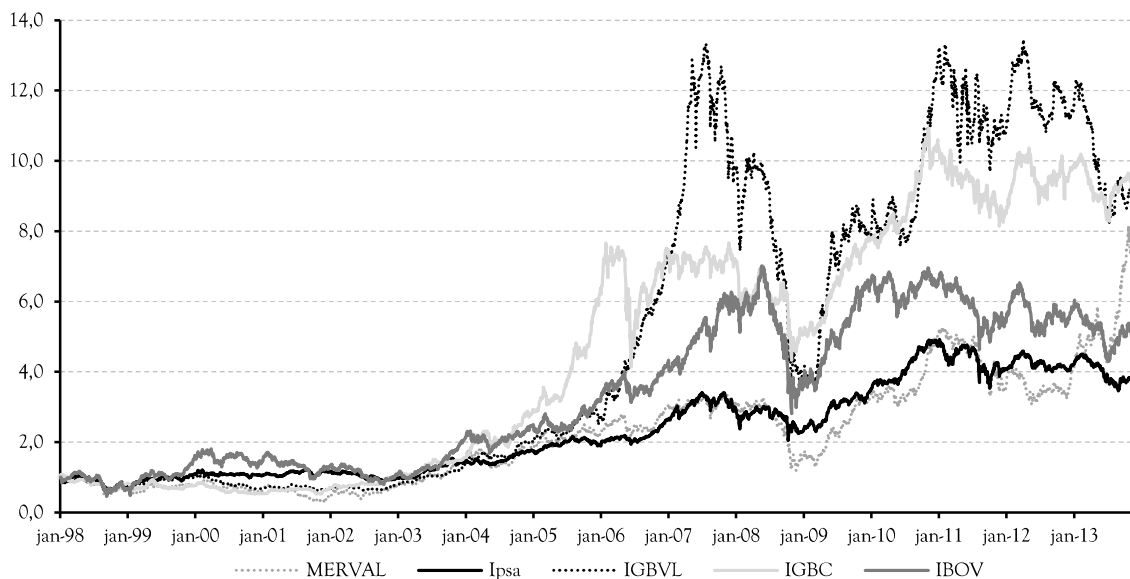
O índice argentino até dez/2012 apresentava um desempenho bastante semelhante ao chileno, porém, a partir de jan/2013 observar-se um deslocamento oposto aos demais no evidenciado principalmente no segundo semestre de 2013, quando passa a auferir maiores ganhos enquanto os demais apresentam tendência de queda, atingindo um retorno acumulado de 676,79%.

Durante o ano de 2008, observa-se uma tendência de queda generalizada nos índices da América do Sul, principalmente no segundo semestre de 2008. Tal período de queda teve maior efeito sobre a bolsa peruana que chegou a um *drawdown*⁹ de aproximadamente 74,62%, devido à forte dependência econômica de capital externo, enquanto a perda máxima do IBOVESPA foi de 61,3%.

Após esse período de queda generalizada dos índices sul americanos, percebe-se que o índice peruano se recupera com maior intensidade, obtendo um ganho médio diário, a partir de 01 de janeiro de 2009 até o final do período amostral, em torno de 0,073%, perdendo apenas para o índice argentino que se recupera com um ganho médio diário de 0,141% devido ao crescimento quase exponencial observado em 2013. A presença de agrupamentos de volatilidade nas séries diárias de retorno seria esperada, pois as observações dos retornos apresentam vários padrões não-lineares segundo Gouriéroux & Jasiak (2001).

⁹ De acordo com Hamelink & Hoesli (2003, p. 2) o *drawdown*, introduzido por Grossman & Zhou (1993), pode ser definido como a perda ocasionada quando um ativo é comprado em um ponto de valor máximo local e vendido no próximo ponto de mínimo local.

Figura 1 - Evolução do retorno diário acumulado dos índices de mercado dos países da América do Sul^{a,b}



^a Fonte: CMA Trade. ^b Retorno nominal acumulado diário de cada índice de mercado, durante o período de janeiro de 1998 até dezembro de 2013, totalizando 4121 observações.

A Tabela 2 traz as principais estatísticas descritivas dos índices descritos na tabela anterior.

Ao longo de todo o período amostral, o índice argentino apresenta ganho líquido acumulado de 676,79%, enquanto o IPSA proporciona ganho de apenas 261,28%. O Merval possui o maior desvio padrão e o maior retorno diário médio entre os índices analisados, porém seu desempenho segundo o índice de Sharp ficou semelhante ao índice chileno, apesar do elevado retorno acumulado em relação ao IPSA. O desempenho dos índices colombiano e peruano foram bem semelhantes, tendo o índice peruano possuindo maiores métricas associadas ao ganho, enquanto o índice colombiano, em comparação com o peruano, apresentou melhores medidas de risco o que proporcionou o maior índice de Sharp dentre os índices observados. Por sua vez, o IBOVESPA apresentou o pior índice de Sharp e o segundo menor *downside risk*¹⁰, enquanto que o chileno apresenta os menores valores tanto no desvio padrão como no *downside risk*.

Todos os índices apresentam assimetria para direita, com exceção do IGBVL, sendo mais acentuada para o IBOVESPA e menos acentuada para o MERVAL.

¹⁰ O *downside risk* foi proposto por Roy (1952) e uma importante vantagem dessa métrica de risco conforme Perelló (2004), está em diferenciar os bons dos maus retornos, pois os bons retornos são maiores que o alvo, já os maus retornos são menores que o alvo.

Todas as bolsas apresentam leptocurtose, pois apresentam curtose maior do que de uma Normal que é 3, com maior magnitude para o índice brasileiro e a menor para o chileno. Estas evidências sugerem, a priori, a não normalidade das séries de retornos dos índices. Neste sentido, visando inferir sobre a gaussianidade com mais propriedade, faz-se uso do teste Jarque-Bera.

De acordo com Filho (2013, p. 29)

O teste Jarque-Bera é conhecido por ter boas propriedades para verificar a normalidade, sendo simples de calcular e muito utilizado no contexto de regressão em econometria. Uma limitação do mesmo é sua especificidade para testar a normalidade, ou seja, não pode ser generalizado, como testes baseados em regressão para testar outras distribuições, além da distribuição normal.

Os resultados do teste Jarque-Bera, reportados na Tabela 2, apontam para a rejeição da hipótese nula de normalidade para todas as séries, a um nível de 1% de significância.

Segundo Mahadeva & Robison (2004) o maior problema de se utilizar modelos de regressão quando existem variáveis não estacionárias é que o erro padrão obtido é viesado.

De acordo com Gujarati (2006) séries não estacionárias não são adequadas se a finalidade for fazer previsões pois possuem pouco valor prático, devido ao comportamento da séries estar condicionado ao tempo.

Para examinar se as séries são estacionárias, foram realizados os testes de raiz unitária de Dickey & Fuller (1979) em sua versão Aumentada, também conhecido como teste ADF, e de Phillips-Perron (1988). Segundo Mahadeva & Robison (2004) o teste de Phillips-Perron (1988) é utilizado como alternativa ao teste ADF, e possui a vantagem de ser um teste não paramétrico, podendo ser utilizado em diversas aplicações.

Dessa forma foi verificado que para todas as séries, a um nível de 1% de significância, em ambos os testes, a hipótese nula de presença de raiz unitária é rejeitada, o que é esperado para séries de retornos, conforme Morettin (2008).

Ainda na Tabela 2, para averiguar se há ou não heterocedasticidade a ser modelada nos resíduos, foi realizado o teste ARCH-LM de Engle. Pode-se observar que para todas as séries, a um nível de 99% de confiança, a hipótese nula de homocedasticidade nos resíduos é rejeitada. Segundo Eagle (2001), na presença da heterocedasticidade os coeficientes estimados da regressão, pelo método dos mínimos quadrados ordinários, permanecem não viesado, porém dão uma falsa sensação de precisão. Eagle (2001) ainda argumenta que os modelos ARCH e GARCH tratam a heterocedasticidade como uma variância a ser modelada, ao invés de considerar um problema a ser corrigido.

Tabela 2 - Estatísticas descritivas dos retornos dos índices transacionados nas bolsas de valores dos países da América Latina

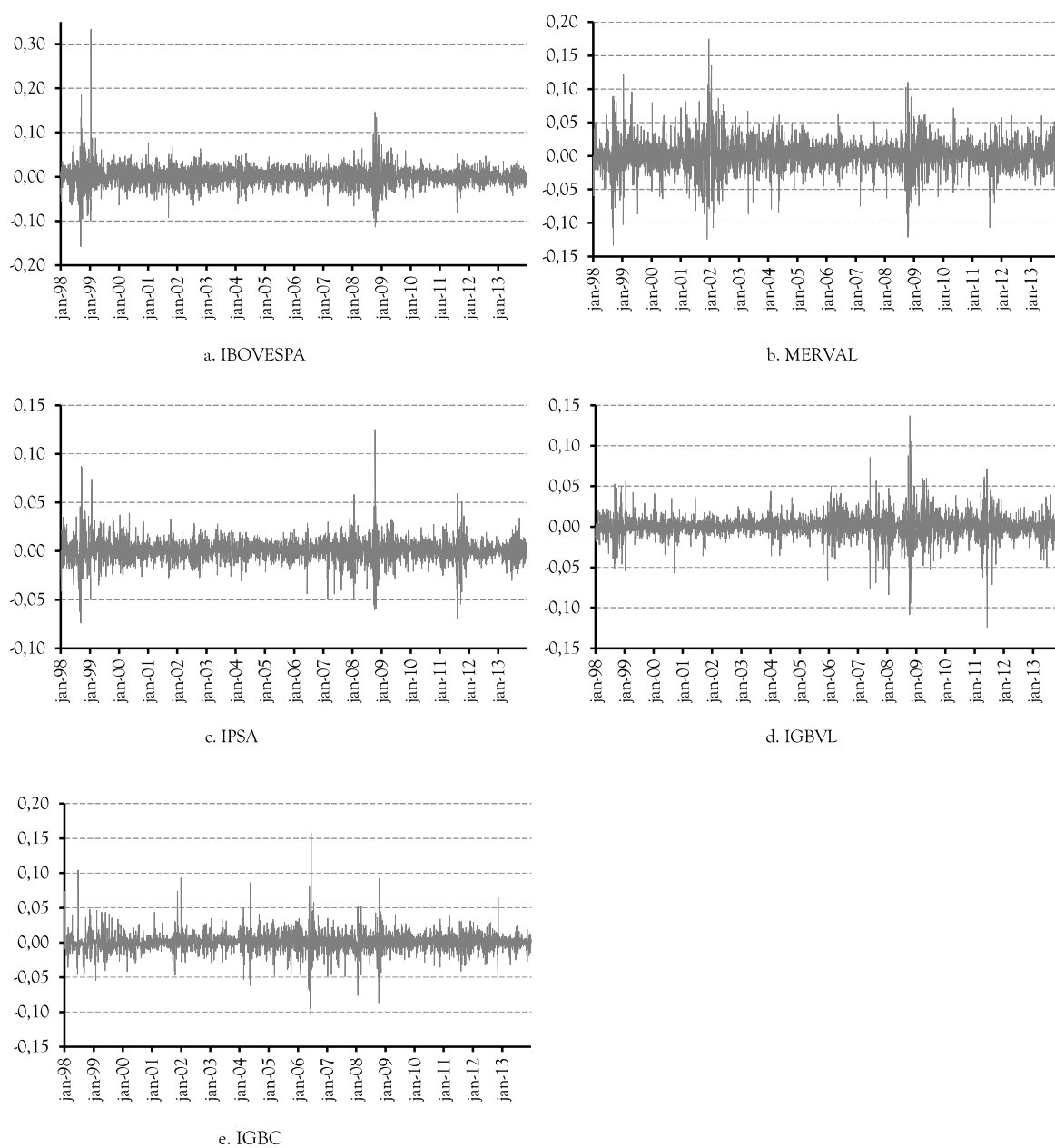
Métricas/Índice	MERVAL	IPSA	IGBVL	IGBC	IBOV
Métricas associadas ao ganho					
Média	0,073%	0,037%	0,063%	0,061%	0,060%
Mediana	0,011%	0,012%	0,019%	0,006%	0,003%
Acumulado	676,794%	261,278%	781,886%	776,445%	391,526%
Métricas associadas ao risco					
Desvio padrão	2,143%	1,109%	1,423%	1,317%	2,079%
Downside risk	1,523%	0,779%	1,019%	0,928%	1,428%
3º e 4º momentos					
Assimetria	0,014	0,324	-0,197	0,282	1,118
Curtose	8,593	12,417	13,529	16,120	24,580
Performance absoluta					
Sharpe (T-BILL)	0,034	0,034	0,044	0,047	0,029
Normalidade					
Jaque Bera (2)	5.370,463	15.294,140	19.058,820	29.606,060	80.803,720
Prob.	[0,000]	[0,000]	[0,000]	[0,000]	[0,000]
Estacionariedade (3)					
Estat. Teste Phillips-Perron	-60,334	-53,705	-55,266	-54,520	-64,274
Val. críticos 5% de sign.	-3,411	-3,411	-3,411	-3,411	-3,411
Prob.	[0,000]	[0,000]	[0,000]	[0,000]	[0,000]
Estat. Teste Dickey-Fuller	-13,584	-15,224	-27,675	-12,512	-12,963
Val. críticos 5% de sign.	-3,411	-3,411	-3,411	-3,411	-3,411
Prob.	[0,000]	[0,000]	[0,000]	[0,000]	[0,000]
Estat. Teste ARCH LM de Engle(4)					
Estatística F	217,318	195,754	908,633	289,053	95,987
P - valor	[0,000]	[0,000]	[0,000]	[0,000]	[0,000]
Obs R ²	206,522	186,959	744,714	270,221	93,846
P - valor	[0,000]	[0,000]	[0,000]	[0,000]	[0,000]

Fonte: 1) Painel contendo séries temporais diárias de retornos nominais líquidos das principais bolsa da América Latina residentes no período de 1998 a 2013.(4121 obs.); 2)Teste Jarque-Bera de normalidade das séries, cuja estatística de teste mede a diferença da assimetria e curtose da série com os de uma distribuição normal, sob a hipótese nula de que a série segue uma distribuição normal; 3)Teste de raiz unitária de Phillips-Perron, em nível com constante e tendência, com método de estimação espectral Default (Bartlett Kernel); 4)Teste ARCH LM de Engle, do tipo "multiplicador de Lagrange", para a hipótese dos resíduos dos modelos ARMA dos retornos terem uma estrutura ARCH, sob a hipótese nula de de que não há ARCH, com um lag de defasagem. Hipótese nula: De que não haja ARCH - Essa hipótese é rejeitada,

A Figura 2 representa o comportamento das séries de retornos dos índices cujas estatísticas estão reportadas na Tabela 2. Na análise visual desses gráficos pode-se destacar a presença de agrupamentos de volatilidades (*volatility clustering*), com destaque para as grandes oscilações vistas, principalmente no fim de 2008 e entre 1998 e 1999 onde pode-se destacar o período comum de oscilações, em 2008 devido ao auge da crise do *subprime*, já de 1998 a 1999 foi devido aos efeitos da crise cambial de 1999. Percebe-se ainda que o índice colombiano

apresenta turbulências antes mesmo do início da crise, com os maiores picos negativos em junho de 2006. Já o índice argentino têm seu período mais turbulento no ano de 2002.

Figura 2 - Evolução dos retornos líquidos nominais dos índices de mercado dos países da América do Sul ^{a,b}



^a Fonte: CMA Trade. ^b Séries originais de retorno líquido nominal diário obtido a partir da série temporal de cotação de fechamento (*end-of-day*) dos índices em questão, durante o período de janeiro de 1998 a dezembro de 2013, 4121 observações.

3.2 Modelos *Best Fitting*

A Tabela 3 apresenta as posições iniciais do *ranking* em termos de *fitting* de um amplo conjunto de funções de distribuição de probabilidade presentes no *software* EasyFit. Para cada índice, está presente a estatística associada ao teste de aderência para cada uma das distribuições com melhor posição no *ranking*, assim como o *ranking* da distribuição normal. Ainda nessa tabela é possível observar que para quase todos os índices, com exceção do IBOVESPA, as três distribuições com “*Best-fitting*”, ranqueadas com base no critério de Anderson-Darling, foram a Laplace, Error e Jhonson SU.

Tabela 3 - *Ranking* das distribuições das séries dos retornos dos índices de mercado dos países da América do Sul ^a

IBOVESPA			Merval			IPSA			IGBVL			IGBC		
Distribuição	Estatística	Ranking	Distribuição	Estatística	Ranking	Distribuição	Estatística	Ranking	Distribuição	Estatística	Ranking	Distribuição	Estatística	Ranking
Laplace	3,002	1°	Laplace	4,085	1°	Laplace	2,040	1°	Jhonson SU	9,523	1°	Jhonson SU	9,549	1°
Error	3,002	2°	ERROR	4,085	2°	Error	2,040	2°	Laplace	13,306	2°	Laplace	13,789	2°
Dagum 4P	4,847	3°	Jhonson SU	9,240	3°	Jhonson SU	3,024	3°	Error	13,306	3°	Error	13,789	3°
Normal	51,294	17°	Normal	66,052	12°	Normal	54,444	16°	Normal	99,200	10°	Normal	99,328	15°

^a Ranking elaborado pelo EasyFit, através do teste de Anderson-Darling, visando medir a compatibilidade de uma amostra aleatória com uma função de distribuição de probabilidade teórica.

A Tabela 4 contém os parâmetros estimados das distribuições com “*Best-fitting*” para cada índice, escolhido com base no teste de Anderson-Darling, vale destacar que tanto na tabela abaixo, como na Tabela 3, a distribuição normal obteve um baixo desempenho no *ranking*, onde sua melhor posição foi com o IGVL em que ficou em 10° no *ranking* já no caso do IBOVESPA a normal ficou em 17° no *ranking* dessa forma pode-se inferir que a modelagem dos retornos desses índices pela distribuição normal não é a mais adequada.

Tabela 4 - Melhor distribuição das séries dos retornos dos índices das de mercado dos países da América do Sul ^{a,b,c}

Índices	Melhor Distribuição (1ª posição)	Parâmetros estimado	x (5%)	x (1%)	Ranking Distr. Normal
IBOVESPA	Laplace	$\lambda=68,033$; $\mu=6,00E4$	-3,33%	-5,69%	17 ^a
MERVAL	Laplace	$\lambda=65,991$; $\mu=7,27E4$	-3,42%	-5,86%	12 ^a
IPSA	Laplace	$\lambda=127,49$; $\mu=3,73E4$	-1,77%	-3,03%	16 ^a
IGBVL	Johnson SU	$\lambda=0,01162$; $\gamma=0,04555$; $\delta=1,2015$; $\xi=0,00125$	-2,10%	-3,98%	10 ^a
IGBC	Johnson SU	$\lambda=0,00997$; $\gamma=-0,05672$; $\delta=1,155$; $\xi=-9,91E5$	-1,86%	-3,50%	15 ^a

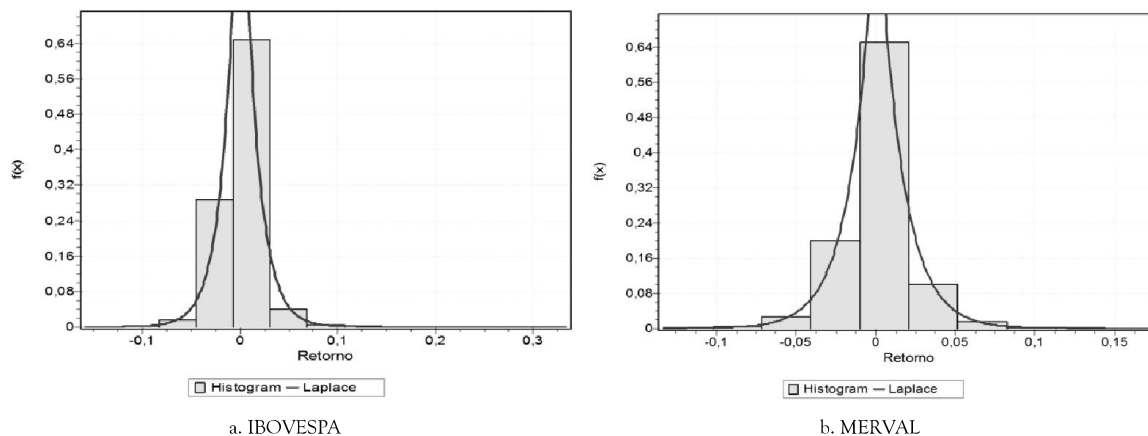
^a Ranking elaborado pelo EasyFit, através do teste de Anderson-Darling, visando medir a compatibilidade de uma amostra aleatória com uma função de distribuição de probabilidade teórica. ^b O software EasyFit utiliza o método dos momentos para a estimação dos parâmetros das distribuições de probabilidade Laplace e Johnson SU. ^c Valores obtidos via CDF Inversa, através do StatAssist, ferramenta integrada do EasyFit. Para a distribuição Laplace, a integração não é necessária uma vez que a CDF inversa pode ser facilmente derivada da CDF. Para Johnson SU, a CDF inversa também pode ser derivada da CDF, no entanto se faz necessário usar a CDF inversa da distribuição normal, sendo esta calculada com o auxílio do Algorithm AS 241.

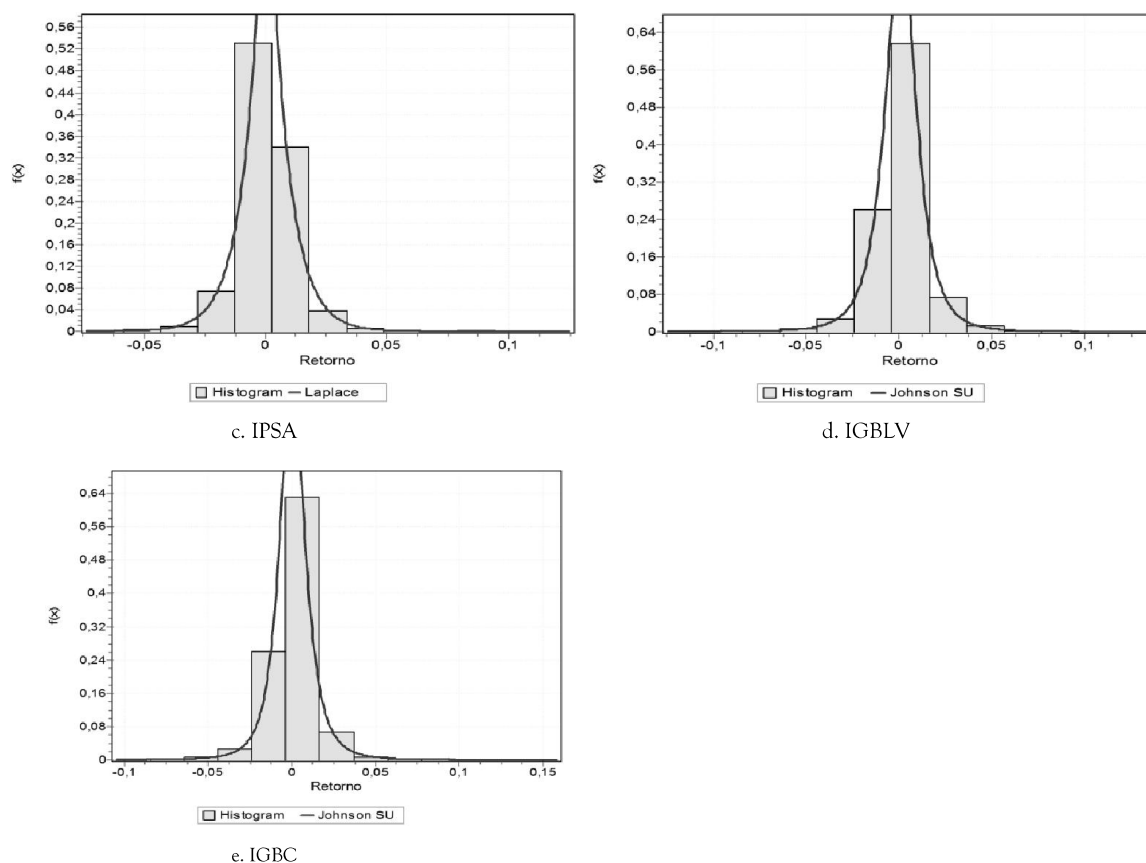
Aspecto comum a todos os índices é a posição da distribuição normal nos *rankings* entre a 10^a e 20^a colocação, com as distribuições Laplace, Johnson SU alternando dentre as que possuem melhor adequação aos índices de mercado.

Além disso, observa-se ainda na Tabela 5 que os índices MERVAL e IBOVESPA obtiveram tanto para x (5%) quanto para x (1%) valores próximos um do outro, porém distante dos demais, já os demais índices também obtiveram valores próximos uns dos outros.

A Figura 3 apresenta graficamente as distribuições analisadas na Tabela 5, as quais se mostram mais capazes de acomodar a assimetria e leptocurtose evidenciadas.

Figura 3 - Distribuição melhor ajustada às séries dos retornos líquidos nominais das bolsas da América Latina ^a





^a Séries originais de retorno líquido nominal diário obtido a partir da série temporal de cotação de fechamento (*end-of-day*) dos índices em questão, durante o período de janeiro de 1998 a dezembro de 2013, 4121 observações – Fonte: CMA Trade. ^b Ranking elaborado pelo *EasyFit*, através do teste de aderência de Anderson-Darling, visando medir a compatibilidade de uma amostra aleatória com uma função de distribuição de probabilidade teórica.

3.3 Modelos ARMA-GARCH

A Figura 4 apresenta as volatilidades condicionais Associadas às melhores especificações ARMA-GARCH, cujas estimações estão reportadas na Tabela 8.

Na análise visual desta figura, são percebidos os agrupamentos de volatilidade (*clusters*), com picos de volatilidades no fim de 2008, auge da crise do *subprime*. Percebe-se também que o índice Brasileiro apresenta grandes oscilações entre o segundo semestre de 1998 e o primeiro semestre de 1999, devido à crise cambial de 1999. Percebe-se ainda que o índice colombiano apresenta grandes oscilações em 2006, antecipando-se aos efeitos da crise dos *subprime*, embora não exista informações concretas na literatura que justifique esse período turbulento, vale destacar que 2006 foi marcado pelo período eleitoral colombiano, tal incerteza

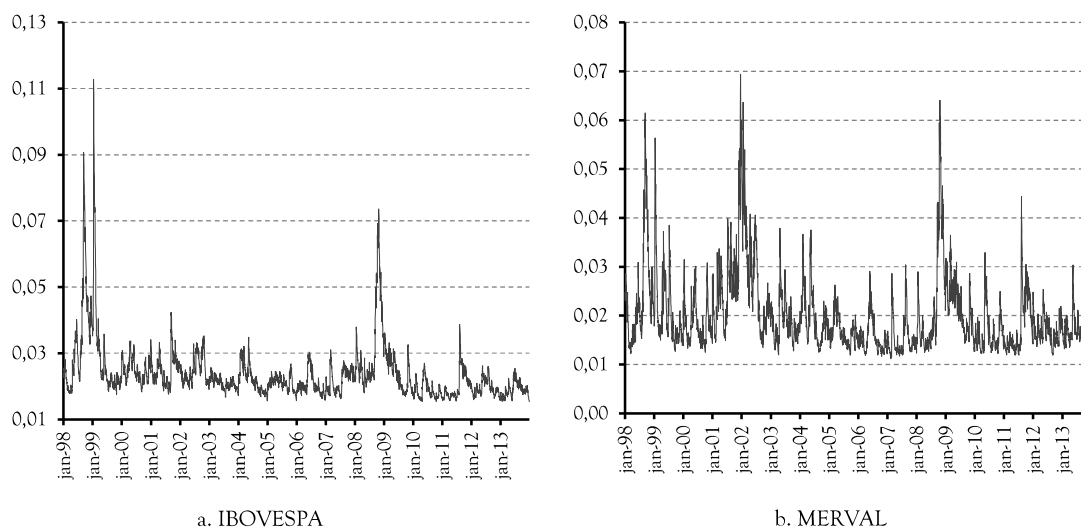
diante da continuidade do governo de Álvaro Uribe pode ter sido a causa dessa volatilidade vista somente no IGBC.

O índice Argentino possui mais dois picos de oscilações, sendo o primeiro deles entre o segundo semestre de 1998 e o primeiro semestre de 1999, devido à crise cambial que afetou as relações comerciais com o Brasil, desde 1995 o Brasil era maior comprador dos produtos argentinos¹¹, já o segundo e maior pico de oscilação pode ser observado entre os anos de 2001 a 2002, tal volatilidade é decorrente da crise argentina de 2001-2002 que pode ser explicada devido ao fracasso do regime de *currency board* decorrente da estagnação econômica e da persistência de elevados déficits fiscais.¹²

Os índices chileno e peruano alcançaram seus picos de oscilação no final de 2008.

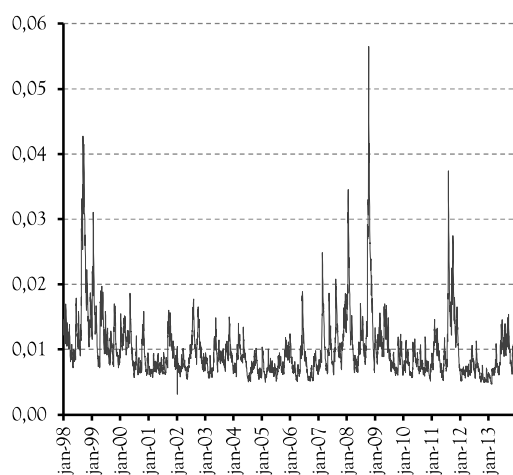
No geral, o índice chileno tem o menor pico máximo dentre os índices, 5,65%, em contraste com o IBOVESPA que apresenta o maior pico máximo em janeiro de 1999 de aproximadamente 10,79%.

Figura 4 - Volatilidade condicional obtida através dos modelos ARMA-GARCH dos retornos nominais^{a,b,c}

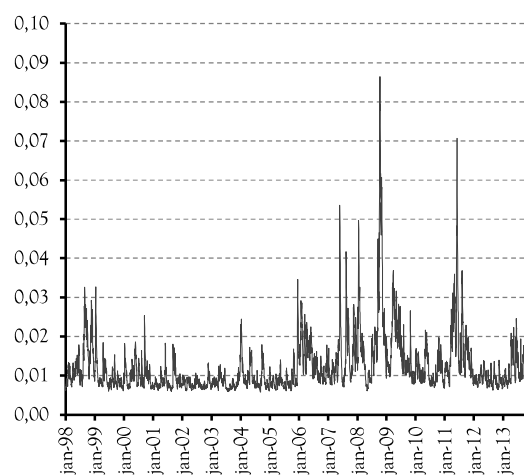


¹¹ Ver Oliveira, K.N (2007)

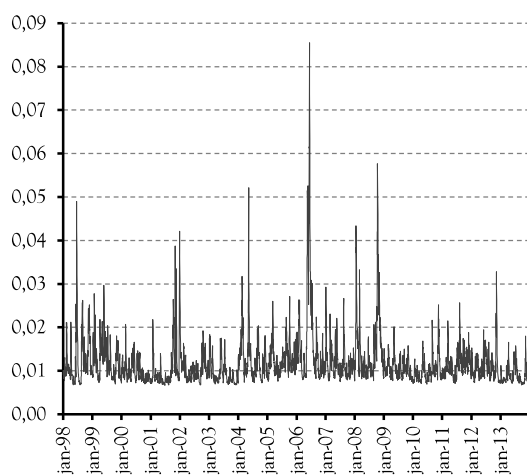
¹² Ver Cardoso, A.D e Aldrighi, D.M (2009)



c. IPSA



d. IGBVL



e. IGBC

^a Séries originais de retorno líquido nominal diário obtido a partir da série temporal de cotação de fechamento (*end-of-day*) dos índices em questão, durante o período de janeiro de 1998 a dezembro de 2013, 4121 observações – Fonte: CMA Trade. ^b Previsão um passo à frente realizada utilizando os modelos ARMA-GARCH estimados.

Com base na Tabela 5, as séries apresentam distintas especificações tanto em termos da modelagem ARMA como GARCH, com o IGBC apresentando o arcabouço linear mais simplificado.

Os parâmetros dos modelos estimados para os índices IBOVESPA, IGBC e IPSA mostram-se individualmente significativos mesmo ao nível de 1%, tanto na especificação ARMA como no arcabouço GARCH. O índice IGBVL obteve alguns parâmetros individualmente insignificativos mesmo a 10% de significância na especificação ARMA porém os parâmetros estimados do arcabouços GARCH não apresentou problema de significância

individual mesmo a um nível de 1%. Já o modelo estimado para o Merval apresentou problema de significância individual em alguns parâmetros tanto na especificação ARMA como no arcabouço GARCH.

Ainda na Tabela 5, temos reportados o p-valor da estatística F para os modelos ARMA-GARCH estimados, onde os resultados apontam, em todos os modelos estimados, que rejeita-se a hipótese nula de que os coeficientes angulares das equações estimadas são conjuntamente estatisticamente insignificantes, a um nível de 99% de confiança. Dessa forma, o teste F confirma que os modelos estimados podem ser utilizados para representar a série de retorno dos índices sul americanos, tanto para os modelos estimados para os índices IGBVL e Merval, que apresentaram alguns parâmetros individualmente insignificativos, como para os demais índices.

Os modelos GARCH obtidos, com exceção do índice argentino, estão alinhados com Ferreira (2013), quando afirma que “Séries financeiras costumam ser melhor ajustadas a modelos GARCH de ordens baixa, sendo GARCH(1,1) uma escolha bastante frequente”.

Tabela 5 - Estimação dos modelos ARMA-GARCH ^{a,b,c}

$$y_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^m \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{j=1}^n \theta_j \varepsilon_{t-j}, \quad \varepsilon_t = v_t \sigma_t, \quad \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2.$$

(Período: 1998:01 a 2013:12 - 4120 observações)

Índice	Modelo (melhor especificação)	Estimação dos parâmetros (p-valor entre parênteses)					Log verosim.	Crit. de inf. Akaike	Crit. de inf. Schwarz	Estat. (p-valor)
IBOVESPA	ARMA(2,2)- GARCH(1,1)	$y_t = 0,000905 + 1,525010y_{t-1} - 0,723076y_{t-2} - 1,529007\varepsilon_{t-1} + 0,712479\varepsilon_{t-2}$					10797,06	-5,2400	-5,2277	0,0051
		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)				
		$\sigma_t^2 = 0,0000007 + 0,087503\varepsilon_{t-1}^2 + 0,894567\sigma_{t-1}^2$								
		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)					
IGBC	AR(1)- GARCH(1,1)	$y_t = 0,000705 + 0,180992y_{t-1}$					12752,38	-6,1896	-6,1819	0,0000
		(0,0000)	(0,0000)							
		$\sigma_t^2 = 0,0000116 + 0,202787\varepsilon_{t-1}^2 + 0,732474\sigma_{t-1}^2$								
		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)						
IGBVL	ARMA(2,2)- GARCH(1,1)	$y_t = 0,000949 + 0,957639y_{t-1} - 0,030871y_{t-2} - 0,760778\varepsilon_{t-1} - 0,120363\varepsilon_{t-2}$					12754,09	-6,1904	-6,1781	0,0000
		(0,0000)	(0,0000)	(0,7850)	(0,0000)	(0,2383)				
		$\sigma_t^2 = 0,00000615 + 0,186704\varepsilon_{t-1}^2 + 0,784090\sigma_{t-1}^2$								
		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)						
MERVAL	ARMA(1,2)- GARCH(2,2)	$y_t = 0,001109 + 0,730897y_{t-1} - 0,677681\varepsilon_{t-1} - 0,024087\varepsilon_{t-2}$					10513,34	-5,1004	-5,0866	0,0000
		(0,0002)	(0,0005)	(0,0014)	(0,3011)					
		$\sigma_t^2 = 0,0000202 + 0,059806\varepsilon_{t-1}^2 + 0,106012\varepsilon_{t-2}^2 + 0,195203\sigma_{t-1}^2 + 0,593848\sigma_{t-2}^2$								
		(0,0005)	(0,0033)	(0,0001)	(0,3743)	(0,0026)				
IPSA	ARMA(2,1)- GARCH(1,1)	$y_t = 0,000719 + 0,908219y_{t-1} - 0,143530y_{t-2} - 0,721234\varepsilon_{t-1}$					13454,3300	-6,5310	-6,5203	0,0062
		(0,0000)	(0,0000)	(0,0002)	(0,0000)					
		$\sigma_t^2 = 0,00000247 + 0,130792\varepsilon_{t-1}^2 + 0,850493\sigma_{t-1}^2$								
		(0,0000)	(0,0000)	(0,0000)						

^a Modelos ARMA estimados via MQO, utilizando-se o coeficiente de Newey-West para heteroscedasticidade. ^b Modelos ARMA-GARCH estimados via ARCH, com distribuição de erros normal (gaussiana), utilizando-se o coeficiente de covariância de Bollerslev-Wooldridge para heteroscedasticidade. ^c Modelos ARMA e ARMA-GARCH obtidos com o auxílio do software eviews.

3.4 Estimação do VaR e Backtesting

A Figura 5 apresenta a evolução temporal das séries estimadas de volatilidade dos índices da América do Sul, segundo as duas especificações gaussianas do VaR e considerando um nível de confiança de 99% para o horizonte de 01 dia e suas respectivas violações de limites.

A Figura 6 por sua vez, considerando o mesmo horizonte de tempo e o mesmo nível de confiança, reporta a evolução das volatilidades obtidas segundo as especificações do VaR a partir da distribuição “*best fitting*”.

Comparando ambas as figuras, índice a índice, é possível perceber que no IBOVESPA, as séries de VaR Gaussiano e VaR *Best Fitting* Incondicional, ambas expressas por linhas pretas em suas respectivas figuras, são conservadoras e estão próximas uma da outra ao longo do período estável, com a linha da série de VaR *Best Fitting* ligeiramente abaixo da linha formada pela série de VaR Gaussiano, com um número próximo de exceções, porém o posicionamento ligeiramente abaixo da série formada pela distribuição *Best Fitting* o torna capaz de acomodar melhor os retornos do que a série de VaR Gaussiano. Durante períodos de grandes oscilações, como durante a crise do *subprime*, principalmente no segundo semestre de 2008, é possível observar que, em ambos os modelos, ocorre um maior número de violações.

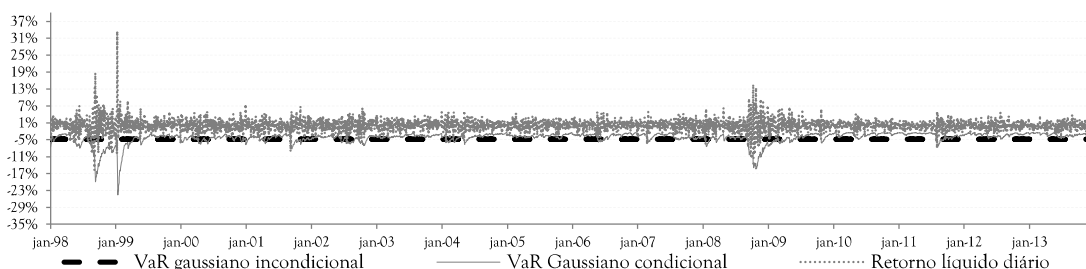
Os índices brasileiro, argentino e chileno apresentam sucessivas violações durante o segundo semestre de 1998, período em que ocorreu a crise cambial, para ambos os VaR's incondicionais, o maior número de violações em períodos semelhantes evidencia que existe uma dependência ou semelhança entre essas três economias. O menor número de violações tanto para o VaR Gaussiano Incondicional e quanto para VaR *Best Fitting* Incondicional está associado ao índice IBOVESPA. Verifica-se ainda que os métodos incondicionais não demonstraram ter boa capacidade de prever as perdas ocorridas, principalmente nos períodos de grandes variações na volatilidade, e que são muito conservadores nos momentos de calma, destaca-se ainda que na distribuição *Best Fitting* o modelo condicional, no período de calma, ficou bem próximo da série incondicional.

Ainda com base nas Figuras 5 e 6, a análise a 99% das especificações com volatilidade condicional variável ao longo do tempo, sugere que o VaR ARMA-GARCH e VaR *Best Fitting* Condicional estão percorrendo trajetórias aparentemente similares para todas os índices, sendo evidente a capacidade dos modelos na previsão em períodos com agrupamentos de volatilidade, porém o modelo de VaR *Best Fitting* condicional é mais eficiente em modelar a série de retorno, principalmente nos períodos turbulento. No VaR ARMA-GARCH

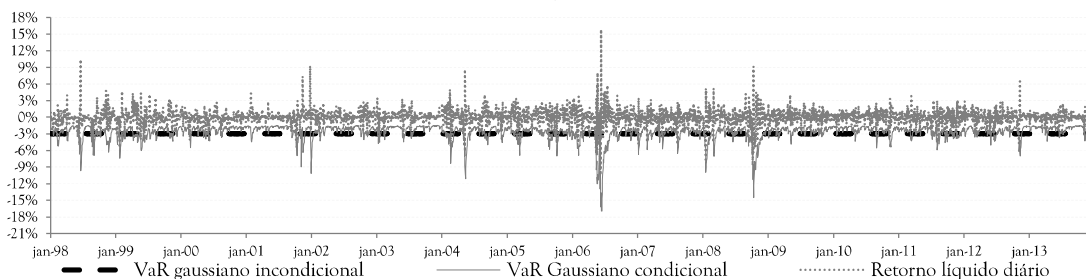
condicional, o menor número de exceções ocorreu com o IPSA e o maior com os índices IGBC e Merval. Já no VaR *Best Fitting* Condicional, o IGBVL apresenta o menor número de violações, permanecendo o Merval com o maior número de violações e o IPSA nesse modelo apresentou o segundo maior número de violações.

Comparando os modelos condicionais e incondicionais, ambos a 99% de confiança, o conservadorismo em excesso do VaR *Best Fitting* Incondicional faz com que suas violações de limites sejam menores que as exceções dos modelos Gaussianos, porém ainda possui mais violações que o modelo VaR *Best Fitting* Condicional, pois devido ao caráter estático dos modelos incondicionais que por sua vez apresentam-se inadequados quando estão expostos a períodos de elevada volatilidade.

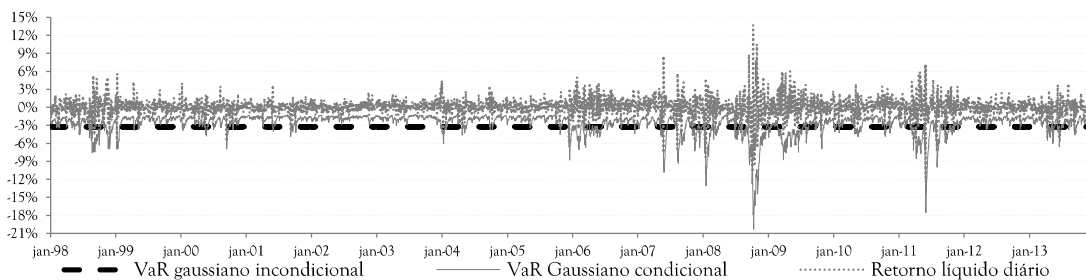
Figura 5 - Séries estimadas de VaR Absoluto, a 99% de nível de confiança para 01 dia, sob os métodos Gaussiano Incondicional e ARMA-GARCH, das séries de retornos nominais das principais bolsas de valores da América Latina ^a



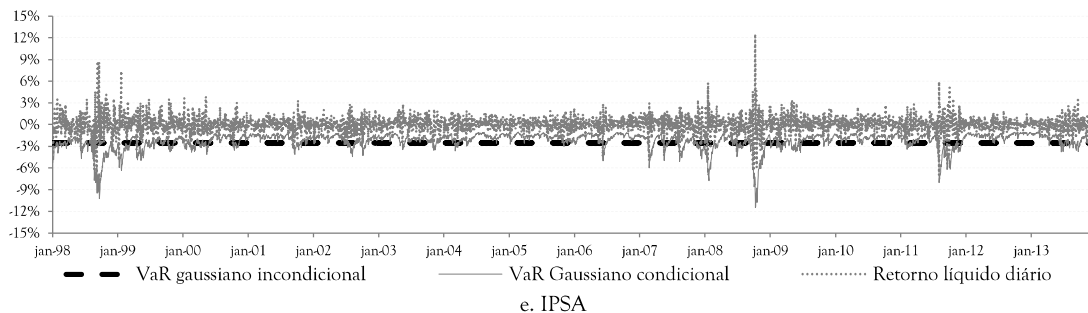
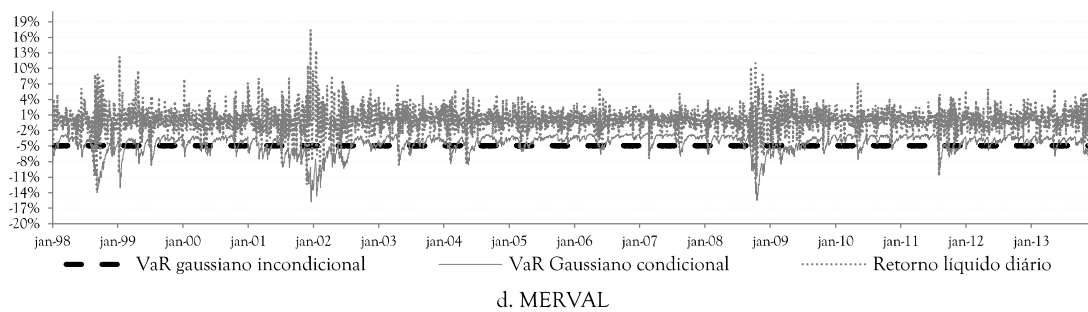
a. IBOVESPA



b. IGBC

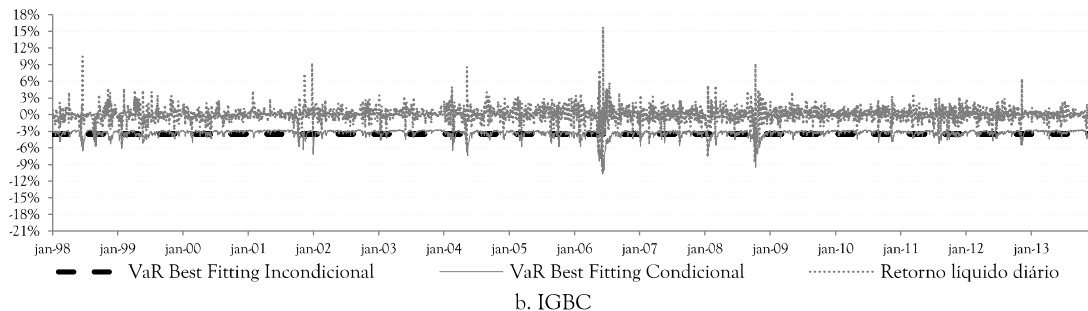
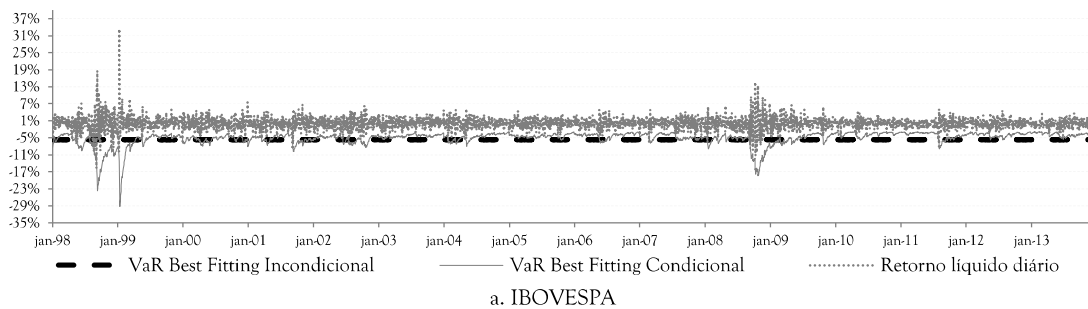


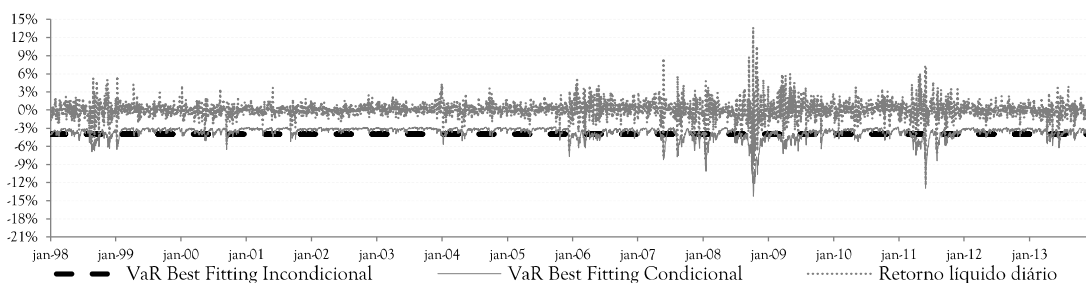
c. IGBVL



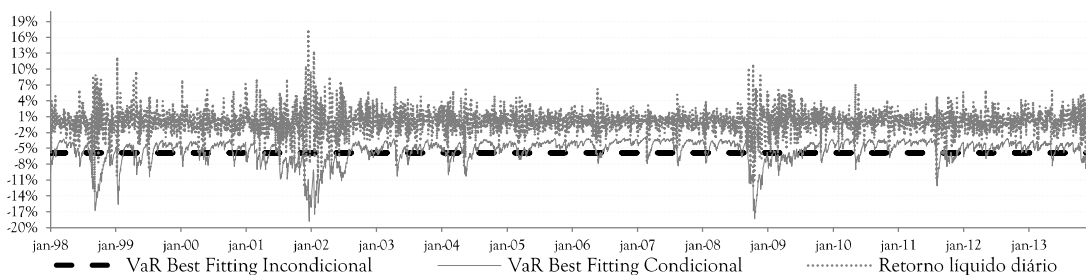
^a Procedimento realizado através de previsões *in-sample* para toda a amostra de 4120 observações, jan/98 a dez/13.

Figura 6 - Séries estimadas de VaR Absoluto, a 99% de nível de confiança para 01 dia, sob os métodos *Best Fitting Incondicional* e *Best Fitting Condicional*, das séries de retornos nominais das principais bolsas de valores da América Latina ^a

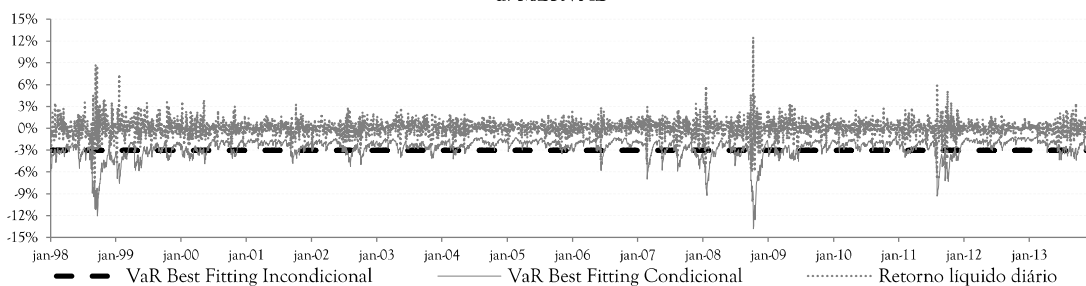




c. IGBVL



d. Merval



e. IPSA

^a Procedimento realizado através de previsões *in-sample* para toda a amostra de 4120 observações, jan/98 a dez/13.

Visando analisar todas as especificações, considerando os dois níveis de significância, a Tabela 6 sumariza todos os resultados dos *backtestings* realizados nas séries estimadas de VaR, com base em Kupiec (1995) e Christoffersen (1998), individual e conjuntamente.

Considerando o nível de confiança de 99%, para todos os índices, a especificação com menor violações é o VaR *Best Fitting* Condicional, enquanto as especificações com o modelo gaussiano apresentam as maiores quantidades de violações pros índices sul americanos.

A priori, este resultado poderia ser interpretado equivocadamente como o sucesso da simples e homogênea receita tradicionalmente usada, mesmo sendo a homocedasticidade e a normalidade dos retornos violações evidentes. A escolha de receitas estatisticamente mais refinadas e específicas para cada índice não se justificaria, mesmo havendo crise em parte do período analisado.

Porém, ainda analisando apenas quantidade de violações, os melhores resultados considerando o nível de confiança mais rigoroso estão associados aos arcabouços baseados na distribuição com melhor adequação. Para todos os índices, o modelo que mostra-se mais adequado é o VaR *Best Fitting* Condicional, pois apresenta o menor número de violações. Os arcabouços gaussianos apresentam maior quantidade de violações em todos os índices, sendo o maior número de violações observado no modelo VaR Gaussiano Incondicional para os índices IBOVESPA, IGBC e Merval, já os outros dois índices apresentam maior número de violações no modelo condicional.

Em suma, a partir do critério quantidade de violações, a evidência sobre as caudas das séries de retorno serem mais pesadas que o previsto se fossem normais, é incorporada nos modelos de gestão de risco somente para valores mais elevados de nível de confiança, associados a valores mais extremos da distribuição de probabilidade, corroborando com os resultados de Casetari (2001), Pant & Chang (2001) e Todorova (2009).

Considerando o nível de significância associado ao percentual de violações, nenhum dos modelos gaussianos seriam aceitos pois em todos os índices o percentual de violações é maior que o nível de significância utilizado, que foi de 1%. Dos demais modelos estimados apenas o modelo VaR *Best Fitting* Condicional apresenta nível de violação abaixo de 1% na maioria dos índices, com exceção do índice argentino que apresentou nível percentual de violações que o nível de significância em todos os modelos.

O maior ganho decorrente da utilização do modelo VaR *Best Fitting* Condicional pode ser visto pela expressiva redução no *downside risk*, cujo os valores foram obtidos utilizando-se da série original de retornos como *benchmark*. A limitação deste método simplificado de *backtesting* baseado na quantidade de exceções está na ausência de inferência estatística, sendo necessário recorrer a regiões de confiança sugeridas em Kupiec (1995) e Christoffersen (1998), recorrendo aos testes de cobertura incondicional, condicional e ambas conjuntamente.

No teste de cobertura incondicional de Kupiec (1995), todas as especificações gaussianas, condicionais ou não, são rejeitadas a 99% de nível de confiança. Para o índice peruano, há uma pontual rejeição do VaR *Best Fitting* Condicional a 99%.

Na análise de séries com volatilidade condicional o teste proposto por Christoffersen (1998) é mais eficiente que o método proposto por Kupiec (1995), pois têm a vantagem de punir os modelo que possuem violações sucessivas.

No teste de Christoffersen (1998), todos os arcabouços incondicionais são rejeitados a 99%, havendo ainda uma rejeição do modelo gaussiano condicional, pelo índice peruano, e uma rejeição do modelo VaR *Best Fitting* Condicional, pelo índice colombiano.

No teste Conjunto de cobertura, considerando-se o nível e 99%, somente o índice peruano rejeitou todos os modelos estimados. Nos demais índices a especificação VaR *Best Fitting* Condicional não foi rejeitado para nenhuma das demais bolsas, e apenas o índice brasileiro não rejeitou o modelo VaR *Best Fitting* Incondicional. Os modelos gaussianos foram rejeitados por todos os índices.

Tabela 6 - *Backtesting* das séries diárias estimadas de VaR, com 99% de confiança, dos retornos dos índices das principais bolsas de valores da América do Sul ^{a,b,c,d,e}

Índices	VaR		Exceções em 4.118 obs. Diárias			Teste de Kupiec ^c			Teste de Christoffersen ^d			Teste Conjunto de Kupiec e Christoffersen ^e		
	Tipo	Nível Conf.	Nº	%	downside - risk (%)	Estat. teste LR _{UC}	VL. Crit. X ² (1)	Resultado do Teste ^b	Estat. teste LR _{ind}	VL. Crit. X ² (1)	Resultado Teste ^c	Estat. teste LR _{cc}	VL. Crit. X ² (2)	Resultado Teste ^d
IBOVESP A	Gaussiano Incondicional	99%	57	1,38	0,3314	5,48	3,84	Rejeitar	14,93	3,84	Rejeitar	20,41	5,99	Rejeitar
	Best Fitting Incondicional	99%	34	0,83	0,2653	1,34	3,84	Não Rejeita	4,59	3,84	Rejeitar	5,94	5,99	Não Rejeita
	ARMA-GARCH	99%	71	1,72	0,2098	17,93	3,84	Rejeitar	2,49	3,84	Não Rejeita	20,42	5,99	Rejeitar
	Best Fitting Condicional	99%	31	0,75	0,1467	2,78	3,84	Não Rejeita	0,47	3,84	Não Rejeita	3,25	5,99	Não Rejeita
IGBC	Gaussiano Incondicional	99%	74	1,80	0,2869	21,35	3,84	Rejeitar	39,94	3,84	Rejeitar	61,30	5,99	Rejeitar
	Best Fitting Incondicional	99%	48	1,17	0,2462	1,08	3,84	Não Rejeita	9,37	3,84	Rejeitar	10,45	5,99	Rejeitar
	ARMA-GARCH	99%	80	1,94	0,1297	28,96	3,84	Rejeitar	0,23	3,84	Não Rejeita	29,20	5,99	Rejeitar
	Best Fitting Condicional	99%	33	0,80	0,1270	1,77	3,84	Não Rejeita	4,81	3,84	Rejeitar	6,58	5,99	Não Rejeita
MERVAL	Gaussiano Incondicional	99%	74	1,80	0,3831	21,35	3,84	Rejeitar	6,29	3,84	Rejeitar	27,64	5,99	Rejeitar
	Best Fitting Incondicional	99%	53	1,29	0,2982	3,14	3,84	Não Rejeita	4,46	3,84	Rejeitar	7,60	5,99	Rejeitar
	ARMA-GARCH	99%	81	1,97	0,2559	30,32	3,84	Rejeitar	0,10	3,84	Não Rejeita	30,42	5,99	Rejeitar
	Best Fitting Condicional	99%	46	1,12	0,1697	0,55	3,84	Não Rejeita	0,37	3,84	Não Rejeita	0,92	5,99	Não Rejeita
IGBVL	Gaussiano Incondicional	99%	78	1,89	0,3484	26,34	3,84	Rejeitar	47,62	3,84	Rejeitar	73,96	5,99	Rejeitar
	Best Fitting Incondicional	99%	47	1,14	0,2876	0,79	3,84	Não Rejeita	37,14	3,84	Rejeitar	37,94	5,99	Rejeitar
	ARMA-GARCH	99%	70	1,70	0,1525	16,84	3,84	Rejeitar	4,31	3,84	Rejeitar	21,15	5,99	Rejeitar
	Best Fitting Condicional	99%	28	0,68	0,1247	4,80	3,84	Rejeitar	1,75	3,84	Não Rejeita	6,55	5,99	Rejeitar
IPSA	Gaussiano Incondicional	99%	68	1,65	0,1990	14,75	3,84	Rejeitar	38,88	3,84	Rejeitar	53,63	5,99	Rejeitar
	Best Fitting Incondicional	99%	38	0,92	0,1603	0,25	3,84	Não Rejeita	18,48	3,84	Rejeitar	18,73	5,99	Rejeitar
	ARMA-GARCH	99%	59	1,43	0,1080	6,87	3,84	Rejeitar	0,03	3,84	Não Rejeita	6,90	5,99	Rejeitar
	Best Fitting Condicional	99%	35	0,85	0,0728	0,99	3,84	Não Rejeita	0,60	3,84	Não Rejeita	1,59	5,99	Não Rejeita

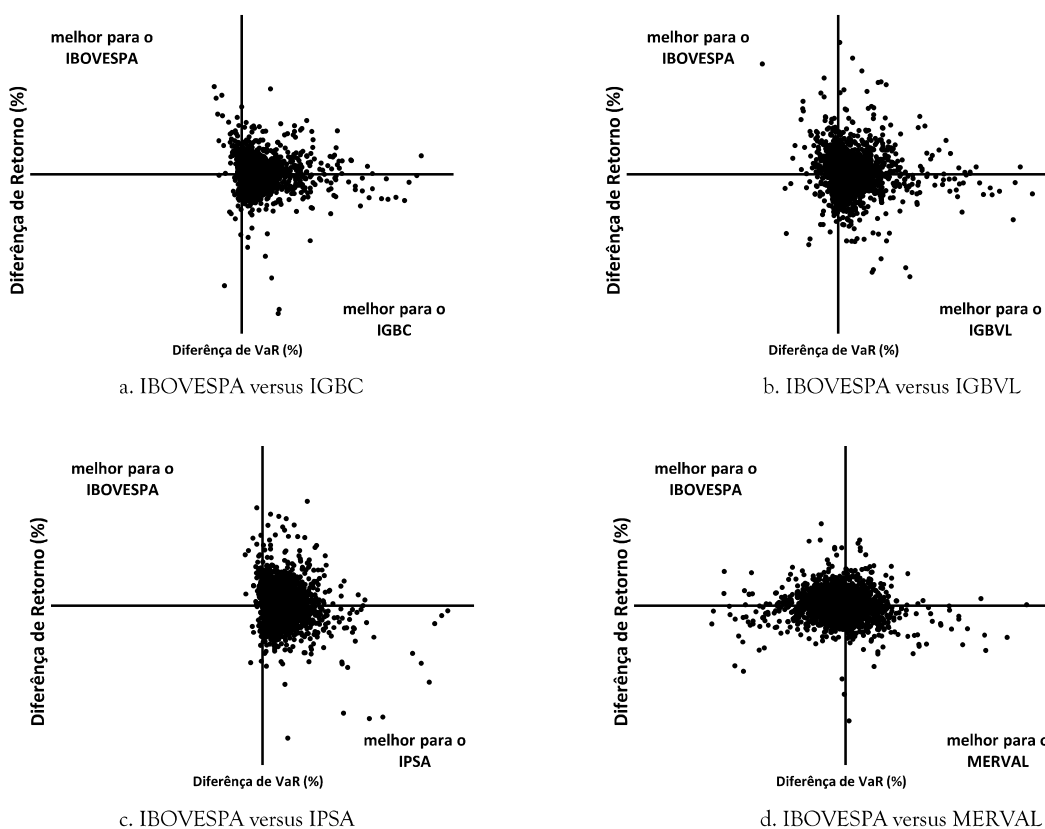
^a Procedimento realizado após a realização das previsões *in-sample*, utilizando-se toda a amostra de 4118 observações. ^b Teste de cobertura incondicional, proposto por Kupiec (1995), com região de confiança de aproximadamente 99%, definida por uma razão de log-verossimilhança que possui distribuição assintótica qui-quadrada com um grau de liberdade, sob a hipótese nula de que o nível de confiança do VAR é a verdadeira probabilidade de perdas. ^c Teste de cobertura condicional (independência), proposto por Christofferson (1998), com região de confiança de aproximadamente 99%, definida por uma razão de log-verossimilhança que possui distribuição assintótica qui-quadrada com um grau de liberdade, sob a hipótese nula de que as exceções são serialmente independentes. ^d Teste conjunto de cobertura incondicional e condicional (independência), com região de confiança de aproximadamente 99%, definida por uma razão de log-verossimilhança que possui distribuição assintótica qui-quadrada com dois graus de liberdade, sob a hipótese nula de que o nível de confiança do VAR é a verdadeira probabilidade de perdas e de que as exceções são serialmente independentes. ^e Aceita-se o modelo quando a estatística de teste é menor que o valor crítico, caso contrário, rejeita-se.

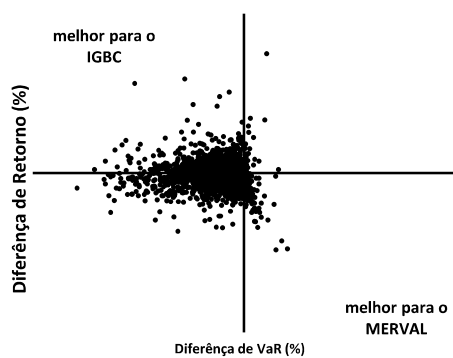
3.5 Gráficos de Balzer

A análise de performance dá-se através dos Gráficos de Balzer adaptado pela métrica de risco condicional, permitindo analisar a evolução temporal de índice um índice sul americano vis-à-vis outro, diariamente. Em todos as comparações, utilizou-se como medida de risco o VaR *Best Fitting* Condicional a 99% de nível de confiança.

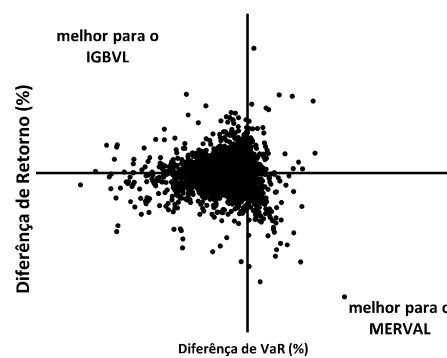
A Figura 7 traz os Gráficos de Balzer, estando as diferenças de retornos no eixo das ordenadas e as diferenças dos módulos dos VaR's no eixo das abscissas, de forma que cada ponto representa um dia no período de análise. Há a indicação do quadrante onde cada um dos índices comparados apresenta melhores desempenhos que o seu concorrente.

Figura 7 - Gráficos de Balzer relativos aos índices das bolsas de valores da América Latina tomados dois a dois ^{a,b}

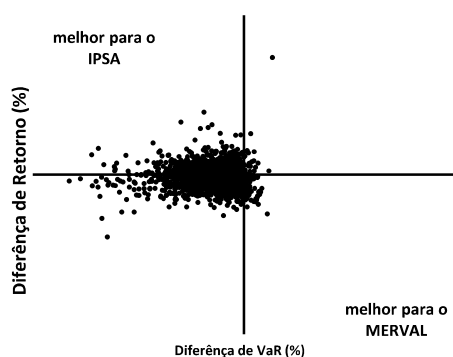




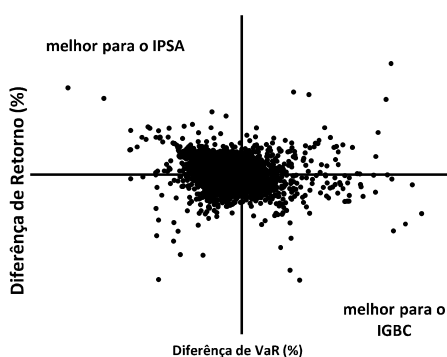
e. IGBC versus Merval



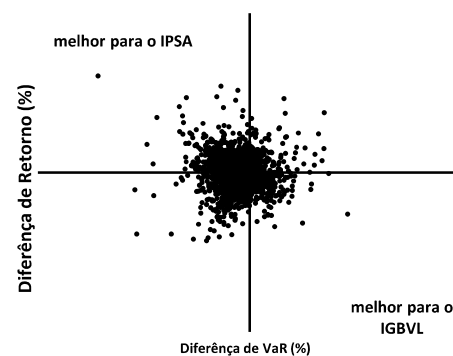
f. IGBVL versus Merval



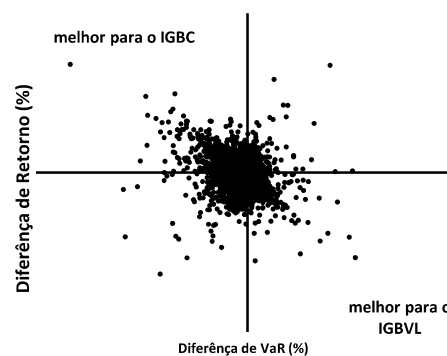
e. IPSA versus Merval



f. IPSA versus IGBC



e. IPSA versus IGBVL



f. IGBC versus IGBVL

^a Diferença de Retornos: retornos diários líquidos nominais estimados utilizando os modelos ARMA-GARCH do primeiro índice menos os do segundo índice - 4119 observações, Jan/98- Dez/13. ^b Diferença de VaR: módulo do VaR Best Fitting Condicional diário a 99% de confiança do primeiro índice menos o módulo do segundo índice - 4119 observações, de Jan/98 a Dez/13.

A partir da Figura 7.a, percebe-se um ganho inferior do IGBC em relação ao IBOVESPA caracterizado por 45,70% dos pontos situados na parte negativa. Na diferença de VaR, o IGBC supera o IBOVESPA, havendo 92,57% dos pontos na parte positiva. Nessa métrica de performance, o IGBC supera o IBOVESPA, devido à diferença de risco.

De acordo com a Figura 7.b, percebe-se desempenhos aparentemente equivalentes para os dois índices em relação ao retorno, pois o IBOVESPA e o IGBVL apresentam desempenho semelhantes, com o índice brasileiro superando o chileno, pois 50,61% dos pontos estão na parte positiva. Já na diferença de VaR, o índice IGBVL é melhor, pois aproximadamente 85,21% dos pontos estão na parte positiva. Nessa métrica de performance, o IGBVL supera o IBOVESPA, devido à diferença de risco.

A análise da Figura 7.c sugere que na diferença de retorno, o IBOVESPA supera o IPSA, havendo 55,49% dos pontos no trecho positivo. Já na diferença de VaR, o IPSA é melhor pois 98,28% dos pontos estão na parte positiva. Nessa métrica de desempenho, o IPSA apresenta melhor performance que o índice brasileiro devido a diferença de risco.

A análise da Figura 7.d sugere que na diferença de retorno, o IBOVESPA perde para o Merval, havendo 57,29% dos pontos no trecho negativo. Já na diferença de VaR, o IBOVESPA é melhor pois apenas 41,45% dos pontos estão na parte positiva. Nessa métrica, o IBOV e o Merval apresentaram desempenhos semelhantes, mas com o índice brasileiro tendo uma performance pouco superior ao índice argentino, em razão do VaR.

A Figura 7.e permite inferir que na diferença de retorno, o Merval supera o IGBC, pois 59,82% dos pontos estão na parte negativa, enquanto na diferença de VaR, o IGBC supera o Merval, pois 95,56% dos pontos estão na parte negativa. Nessa métrica de performance, o IGBC supera o Merval, devido à diferença de risco.

Na Figura 7.f, percebe-se um melhor desempenho do IGBVL frente ao Merval. Na diferença de retorno, o índice peruano é superado pelo argentino, pois 55,20% dos pontos estão na parte negativa, porém, na diferença de VaR, o índice IGBVL consegue ser bem melhor que o Merval, pois quase 88,37% dos pontos estão na parte negativa.

A Figura 7.g permite inferir que na diferença de retorno, o Merval supera o IPSA, pois 61,63% dos pontos estão na parte negativa, enquanto na diferença de VaR, o IPSA supera o Merval, pois 97,96% dos pontos estão na parte negativa. Nessa métrica de performance, o IPSA supera o Merval, devido à diferença de risco.

Na Figura 7.h, percebe-se um melhor desempenho do IPSA frente ao IGBC. Na diferença de retorno, o índice peruano supera o colombiano, pois 51,65% dos pontos estão na parte negativa, porém, na diferença de VaR, o índice IPSA consegue ser bem melhor que o IGBC, pois quase 79,46% dos pontos estão na parte negativa.

A análise da Figura 7.i sugere que na diferença de retorno, o IGBVL supera o IPSA, havendo 53,06% dos pontos no trecho negativo. Já na diferença de VaR, o IPSA é melhor pois

86,91% dos pontos estão na parte negativa. Nessa métrica de desempenho, o IPSA apresenta melhor performance que o índice peruano, devido a diferença de risco.

Por fim na análise da Figura 7.j, percebe-se um melhor desempenho do índice colombiano frente ao peruano. Na diferença de retorno, o IGBVL supera o IGBC, pois 51,04% dos pontos estão na parte negativa, porém, na diferença de VaR, o índice IGBC consegue ser bem melhor que o IGBVL, pois quase 70,47% dos pontos estão na parte negativa.

Ordenando-se os índices de acordo com o desempenho geral apresentados nos confrontos nessa técnica de análise de performance, o índice chileno apresentou o melhor desempenho dentre todos ao superar os demais na relação risco-retorno, sendo seguido pelo índice colombiano, cuja performance foi superior aos outros três índices. Na terceira posição, tem-se o índice peruano, em quarto o índice brasileiro e em último têm-se o índice argentino, vale destacar que o índice argentino superou os demais na diferença de retornos. Uma análise simples do *ranking* de Índices de Sharpe destes índices de mercado, presente na Tabela 3, sugeriria o índice colombiano como primeiro, seguido do índice peruano, em terceiro ficaram os índices argentino e chileno, e o índice brasileiro ficou em último.

4 CONCLUSÃO

A Economia Sul-Americana têm experimentado, a mais de meio século, fracassadas tentativas de constituição de blocos comerciais e monetários, embora esse continente seja caracterizado pela diversidade em seus fundamentos macroeconômicos e financeiros, conforme Matos, Siqueira & Trompieri (2012). Ainda em Matos, Siqueira & Trompieri (2012), há evidências de um elevado nível de contágio financeiro entre as os índices do Brasil, Argentina, Colômbia, Chile, Peru e Venezuela. Já Hecq (2001) observou a existência de ciclos econômicos comuns, no longo e no curto prazo, entre o Brasil, Argentina, México, Peru e Chile, baseado e variáveis macroeconômicas. Neste contexto, é relevante, porém não trivial, inferir sobre o comportamento de risco dos principais índices de mercado destas economias.

A presente pesquisa buscou mensurar o risco de mercado dos principais índices de mercado de cinco grandes economias sul americanas, utilizando-se da métrica *Value-at-Risk*, em sua forma tradicional e através de modelos condicionais.

Foram estimados os modelos de VaR alterando-se a volatilidade e a distribuição de probabilidades. Os resultados evidenciados na tabela 2, indicam a não normalidade dos retornos. Nesse sentido, a utilização do VaR *Best Fitting* apresenta-se, portanto, como uma

alternativa a versão tradicional gaussiana. Para o nível de confiança de 99%, conforme sugere *Basel Committee on Banking Supervision* (BCBS), foram verificadas menores taxas de violações em comparação com o VaR Gaussiano Condicional. Comparando o desempenho dos modelos gaussiano e *best fitting*, é possível observar que os modelos *best fitting*, apresentam menor número de violações que o gaussiano, já os modelos condicionais obtêm baixos *downside risk*.

Já os modelos VaR *Best fitting* Condicional, em sua maioria, apresentaram número de violações abaixo de 1%, ao contrário dos modelos gaussianos que obtiveram percentual de violações acima de 1% em todos os índices.

De acordo com Ferreira (2013, p. 3)

O backtest indicado no Acordo de Basileia consiste em avaliar quantos dias no último ano a perda na carteira da instituição foi maior que medida de risco obtida por seus modelos. [...]Este teste verifica apenas se o número de violações observado é compatível com o nível do VaR,mas testes mais sofisticados podem verificar outros aspectos do modelo, como a independência temporal entre as violações.

No que tange à volatilidade das séries de retornos, os modelos que admitem variação ao longo do tempo, obtiveram ótimos resultados no teste de validação de Christoffersen (1998), apenas o modelo *best fitting* do índice colombiano e o modelo gaussiano do índice peruano foram rejeitados. Já no teste proposto por Kupiec (1995) foi possível detectar que apenas os modelos *best fitting* não foram rejeitados, com exceção do modelo *best fitting* condicional do índice peruano.

Conforme apontado nos estudos de Lima (2010) e de Matos, Sales & Azevedo (2013), é importante avaliar os modelos de VaR por diferentes técnicas de *backtesting*, pois o mesmo modelo de VaR pode ser considerado apropriado utilizando um teste, porém em outro teste o modelo estimado pode mostrar-se inadequado.

Na análise de performance, realizada com o auxílio dos gráficos de Balzer, promoveu-se embates entre os índices sul americanos. Dois a dois, foram feitos um total 10 confrontos em que se constatou o excelente desempenho do índice chileno. O índice chileno venceu os 4 embates a que foi submetido, enquanto o índice argentino perdeu em todos. O índice colombiano apresentou o segundo melhor resultado, perdendo apenas para o IPSA, enquanto o índice brasileiro somente venceu o embate contra o índice argentino. O índice chileno revelou-se, portanto, o menos arriscado comparado aos demais índices das economias sul americanas utilizados.

Em Basileia III o BCBS sugere a substituição do *value-at-risk* como medida de risco pelo *expected shortfall* a um nível de confiança de 97,5%, devido ao falha do modelo VaR em capturar o risco caudal da distribuição de perda. Como a literatura sobre *expected shortfall* ainda é muito recente esta pesquisa limitou-se a analisar o risco das bolsas sul americanas através de modelos de *value-at-risk* condicionados ao tempo e na *best fitting*.

Para trabalho futuros, sugere-se a aplicação do modelo *expected shortfall* como métrica para obtenção de portfólios com baixo nível de risco, e a avaliação da consistência desses modelo através dos métodos de *backtesting*. Sugere-se ainda o estudo dos efeitos da utilização da distribuição *best fitting* no modelos de *expected shortfall*.

REFERÊNCIAS

ALDRIGHI, Dante Mendes; CARDOSO, André Daud. **Crises Cambiais E Financeiras: Uma Comparação Entre América Latina E Leste Asiático.** *Economia e Sociedade*, 2009, vol.18, pp. 61-117.

ALMEIDA, A.T.C.; FRASCAROLLI, B. F.; CUNHA, D. R. **Medidas de Risco e Matriz de Contágio: Uma Aplicação do CoVar para o Mercado Financeiro Brasileiro.** *Revista Brasileira de Finanças*, 2012, Vol. 10, No.4, pp. 551-584.

ANDERSSON, F.; URYASEV, S. **Credit risk Optimization with Conditional Value-at-Risk Criterion.** *Journal of Banking & Finance*, 2002, vol.26, No 7, pp. 1443-1471.

ANDERSON, T.; DARLING, D. **Asymptotic Theory Of Certain Goodness-Of-fit Criteria Based On Stochastic Processes.** *Annals of Mathematical Statistics*, 1952, 23:193–212.

ARAÚJO, Alcides Carlos de. **Comparação Entre Métricas De Risco Para Otimizar Carteiras De Investimentos Em Ações.** *Universidade de São Paulo*, 2011, São Paulo.

ARTZNER, P.; DELBAEN, F.; EBER, Jean-Marc; HEATH, D. **Coherent Measures of Risk.** *Mathematical Finance*, 1998, 9:203–228.

BARBACHAN, J.; FARIAS, R.; ORNELAS, J. **A Goodness-of-Fit Test with Focus on Conditional Value at Risk.** *Revista Brasileira de Finanças*, 2008, vol.6 No 2.

BARRA, U. **Gestión del Riesgo en Entornos No-gaussianos.** *Trabajo de Investigación del Programa de Doctorado Interuniversitario en Finanzas Cuantitativas Universidad Complutense de Madrid*, Universidad del País Vasco, Universitat de València. 2004.

BELLO, T. **As Alterações do Câmbio no Brasil, Após a Deflagração da Crise.** *Fundação de Economia e Estatística*, 2009, nº 67, Porto Alegre.

BERKOWITZ, J.; O'BRIEN, J. **How Accurate are Value-at-Risk Models at Commercial Banks?** *The Journal of Finance*, 2002, 5:583–602.

BHATTACHARYYA, M.; MADHAV, S. **A Comparison of VaR Estimation Procedures for Leptokurtic Equity Index Returns.** *Journal of Mathematical Finance*, 2012, 2:13–30.

BOLLERSLEV, T. **Generalised Autoregressive Conditional Heteroscedasticity.** *Journal of Econometrics*, 1986, 31:307–327.

_____. (2008). **Glossary to ARCH (GARCH).** *CREATES Research Paper*, 2008, nº 49, Denamarca.

BRITO, G.; NETO, A. **Modelo De Risco Para Carteiras De Créditos Corporativos.** *Revista de Administração*, 2008, 43:263–274.

CARCANHOLO, M. *et al.* **Crise Financeira Internacional: Natureza E Impacto**. Maio 2008. Disponível em: <http://www.ie.ufrj.br/hpp/mostraArtigos.php?idprof=77&cat=1>. Acesso em: 18 de Fevereiro de 2014.

CARVALHO, D. **A crise financeira dos EUA e as suas prováveis repercursões na economia global e na américa latina: uma abordagem pós-minskyana**. *III Encontro da Associação keynesiana Brasileira*, 2010.

CAMPBELL, S. **A Review of Backtesting and Backtesting Procedure**. *Finance and Economics Discussion Series*, Divisions of Research & Statistics and Monetary Affairs, Federal Reserve Board, 2005, Washington D.C.

CASSETTARI, A. **Sobre O Cálculo Do “Value At Risk” Usando Distribuições Hiperbólicas**. *Revista de Administração*, 2001, 36:103–116.

CHUN, S.; SHAPIRO, A.; URYASEV, S. **Conditional Value-at-Risk and Average Value-at-Risk: Estimation and Asymptotics**. *Review INFORMS*, 2012, vol.60 No 4.

CHI, Y.; TAN, K. **Optimal Reinsurance under VaR and CVaR Risk Measures: A Simplified Approach**. *Assian Bulletin*, 2011, 41(2), 487–509.

CHRISTOFFERSEN, P. **Evaluating Interval Forecasts**. *International Economic Review*, 1998, 39:841–862.

CHRISTOFFERSEN, P.; PELLETIER, D. **Backtesting Value At Risk: A Duration Based Approach**. *Journal of Financial Econometrics*, 2004; nº 1, 84–108.

COSTA, J. **Distribuição Hiperbólica das Rentabilidades Accionárias**. *Working Paper WP0353, NOVA School of Business & Economics Paper Series*, 1999.

CORNISH, E.; FISHER, R. **Moments And Cumulants In The Specification Of Distributions**. *Revue de l'Institut International de Statistique*, 1937, 5:307–320.

CRNKOVIC, C.; DRACHMAN, J. **Quality Control in VaR: Understanding and Applying Value-at-Risk**. *London, Risk Publications*, 1997.

CURADO, M. **Rigidez Comercial, Movimentos De Capital E Crise Cambial**. *Universidade Estadual de Campinas*, Campinas, 2001.

DE LA ROCQUE, E. **A Vedete do Controle de Riscos**. *Revista Bovespa*, 1997, 47:50–52

DICKEY, D.; WAYNE, F. **Likelihood Ratio Statistics For Autoregressive Time Series With A Unit Root**. *Econometrica*, 1979, 49:1057–1072.

DUFFIE, D.; PAN, J. **An Overview Of Value At Risk**. *Journal of Derivatives*, 1997, 4:7–49.

EDWARDS, S. **Forty Years of Latin America's Economic Development: From the Alliance for Progress to the Washington Consensus.** Working paper, NBER, 2009.

ENGLE, R. F. **Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation.** *Econometrica*, 1982, 50:987–1007.

_____. **GARCH 101: An Introduction to the Use of Arch/Garch Models in Applied Econometrics.** *NYU Working Paper*, 2001, No. FIN-01-030.

FAMA, E. **The Behavior of Stock Market Prices.** *Journal of Business*, 1965, 38:34–105.

FARIA, L.; COUTINHO, C. **Relações Comerciais e Integração na América do Sul.** *Fundação de Economia e Estatística*, 2010, nº 84, Porto Alegre.

FARIA, L. **Política Econômica e Crescimento no Brasil Contemporâneo.** *Fundação de Economia e Estatística*, novembro 2007, nº 4, Porto Alegre.

FERREIRA, C. **Avaliação de Modelos de Risco através de Backtesting.** *Instituto Nacional de Matemática Pura e Aplicada*, 2013, Rio de Janeiro.

FERNÁNDEZ, M. **Estruturalismo, Liberalismo E O Crescimento Econômico Peruano No Período 1950-2010.** Universidade de Brasília, 2012, Brasília.

FILHO, N. de A. P. **Teste Monte Carlo de Normalidade Univariada.** Tese de Doutorado apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Estatística e Agropecuária da UFLA, 2013, Lavras.

FRANCO, C.; ZAKOIAN, J. M. **GARCH Modelos: Structure, Statistical Inference and Financial Applications.** *Wiley*, 2010, United Kingdom.

FURRIEL, A. M. **Modelos Heterocedásticos – ARCH e GARCH.** *Universidade do Porto*, 2011, Portugal.

Galdi, F.; PEREIRA, L. **Valor Em Risco (Var) Utilizando Modelos De Previsão De Volatilidade: EWMA, GARCH E Volatilidade Estocástica.** *Brazilian Business Review*, 2007, 4:74–95.

GAGLIANONE, W. P. **Evaluating Value-at-Risk models via quantile regressions.** *In: Ensaios em Macroeconometria e Finanças.* Tese de Doutorado apresentada ao Curso de Pós-Graduação e Economia da EPGE, 2007, Rio de Janeiro.

GOURIEROUX, C.; JASIAK, J. **Financial Econometrics: Problems, Models And Methods.** *Princeton, New Jersey: Princeton University Press*, 2001.

GROSSMAN, J.; ZHOU, Z. **Optimal Investment Strategies For Controlling Drawdowns.** *Mathematical Finance*, 1993, vol. 3, p. 241-276.

GUJARATI, D. **Econometria básica.** *Elsevier*, 2006, Rio de Janeiro.

HAAS, M. **New Methods in Backtesting**. *Financial Engineering Research Center Caesar, Bonn*, 2001.

HAMELINK, H.; HOESLI, M. **The Maximum Drawdown as a Risk Measure: the Role of Real Estate in the Optimal Portfolio Revisited**. Working paper, 2003, FAME Research Paper, n° 87.

HECQ, A. **Common Cycles and Common Trends in Latin América**. Working paper, 2001, University of Maastricht.

HOFMAN, A. **Economic Growth and Performance in Latin America**. Comisión.Económica para América Latina y el Caribe, 2000.

HALL, Peter; YAO, Qwei. **Inference In ARCH And GARCH Models With Heavy Tailed Erros**. *Econometrica*, 2003, 71(1), 285-317.

HOSKING, J. **L-Moments: Analysis And Estimation Of Distributions Using Linear Combination Of Order Statistics**. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1990, 52:105–124.

HULL, J.; WHITE, A. **Value At Risk When Daily Changes In Market Variables Are Not Normally Distributed**. *Journal of Derivatives*, 1998, v. 5:9–19.

JARQUE, Carlos M.; BERA, Anil K. **Efficient Tests For Normality, Homoscedasticity And Serial Independence Of Regression Residuals**. *Economics Letters*, 1980, 6 (3), 255–259.

_____. **Efficient Tests For Normality, Homoscedasticity And Serial Independence Of Regression Residuals: Monte Carlo Evidence**. *Economics Letters*, 1981, 7 (4), 313–318.

JORION, P. **Value At Risk: A Nova Fonte De Referência Para A Gestão Do Risco Financeiro**. *Tradução Thierry Barbe*. – São Paulo: BM&FBOVESPA: Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros, 2010.

JUNIOR, J. **O Setor Externo Da Economia Brasileira Durante E Após O Plano Real**. *Perspectiva Econômica*, 2007, vol.3, n° 1, pp. 96-122.

JÁNSKÝ, I.; RIPPEL, M. **Value At Risk Forecasting With The ARMA-GARCH Family Of Models In Times Of Increased Volatility**. *IES Working Paper 27/2011*. IES FSV. Charles University, 2011.

KOLMOGOROV, A. **Sulla Determinazione Empirica Di Una Legge Di Distribuzione**. *G. Ist. Ital. Attuari*, 1933, 4:83-91.

KROKHMAL, P.; PALMQUIST, J.; URYASEV, S. **Portfolio Optimization with Conditional Value-at-Risk Objective and Constraints**. *Journal of Risk*, 2002.

- KUPIEC, P. **Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Management Models.** *Journal of Derivatives*, 1995, 3:73–84.
- LAUBSCH, A. J.; ULMER, A. **Risk Management: A Practical Guide.** 1.ed. New York: RiskMetrics Group, 1999.
- LETMARK, M. **Robustness of Conditional Value-at-Risk (CVAR) when Measuring Market Risk Across Different Asset Classes.** Master's Thesis, Royal Institute of Technology, 2010.
- LIEN, D.; YANG, X.; YE, K. **Alternative Approximations To Value-At-Risk: A Comparison.** *Working Paper No. 0037ECO-202-2012*, College of Business, University of Texas at San Antonio, 2012.
- LIU, W. **Estimation And Testing Of Portfolio Value-At-Risk Based On L-Comoment Matrices.** *Journal of Futures Markets*, 2010, 30:897–908.
- LOPEZ, J. **Methods for Evaluating Value-at-Risk Models.** *Federal Reserve Bank of San Francisco Economic Review*, 1998, San Francisco.
- LUSTIG, N.; ROS, J. **Latin America's Economic Challenges: Lessons for Emerging Economies.** Working paper, Tulane University, 2011.
- MAHADEVA, L.; ROBINSON, P. **Unit Root Test to Help Model Building.** *Central Bank Studies*, 2004, n° 22, London.
- MANDELBROT, B. **The Variation of Certain Speculative Prices.** *Journal of Business*, 1963, 36:394–419.
- MANGANELLI, S.; ENGLE, R. F. **Value At Risk Models In Finance.** ECB, *Working Paper*, 2001, n° 75.
- MATOS, P.; FERNANDA, S.; AZEVEDO, A. **Gestão de Risco Setorial no Mercado de Ações Brasileiro.** Universidade Federal do Ceará, *Working Paper*, 2013, CAEN.
- MATOS, P.; PADILHA, G.; BENEGAS, M. **On the Management Efficiency of Brazilian Stock Mutual Funds.** Universidade Federal do Ceará, *Dissertação CAEN*, 2013.
- MATOS, P.; PENNA, C.; LANDIM, M. **Análise da Convergência de Performance das Bolsas de Valores: A Situação do Ibovespa no Cenário Mundial.** *Revista Brasileira de Finanças*, Vol. 9, No.3, September 2011, pp. 437-459.
- MATOS, P.; PESSOA, F.; MACEDO, A. (2013). **Gestão de Risco dos Índices Setoriais do Mercado de Ações Brasileiro.** Universidade Federal do Ceará, *Dissertação CAEN*, 2013.
- MATOS, P.; SIQUEIRA, A.; TROMPIERI, N. **Análise de Integração e Contágio Financeiro na América do Sul.** Universidade Federal do Ceará, *Dissertação CAEN*, 2012.

MCLEOD, D.; LUSTING, N. **Inequality and Poverty under Latin America's New Left Regimes**. Working paper, Tulane University, 2011.

MEJIA, P. **Asymmetries and Common Cycles in Latin América: Evidence from Markov-Switching Models**. *Economia Mexicana, Nueva Época*, 2000, v. 9, nº 2.

MORETTIN, P. A. **Econometria Financeira – Um Curso em Séries Temporais Financeiras**. São Paulo: *Blucher*, 2008.

NIEPPOLA, O. **Backtesting Value At Risk Models**. *Helsinki School of Economics*, República da Finlândia, 2009.

OLIVEIRA, N. **Análise Comparativa do Desenvolvimento Econômico entre Argentina, Chile e Colômbia**. Universidade Federal de Belo Horizonte, 2007, Belo Horizonte.

PANT, V.; CHANG, W. **An Empirical Comparison of Methods for Incorporating Fat Tails into Value-At-Risk Models**. *Journal of Risk*, 2001, 3:99–119.

PASSOS, J. J. **Limites Do VAR Pré A Partir Dos Modelos De Longa Dependência, De Intervenção E Volatilidade**. *Universidade Federal do Pará*, 2008, Belém.

PAULA, A. **Crises Financeiras Internacionais E Efeito Contágio Entre Os Países Da América Latina**. *Universidade Católica de Brasília*, 2013, Brasília.

PENNA, C.; MATOS, P.; BALBINA, A. **Fundos De Investimentos Em Ações No Brasil: Incentivos, Gestão E Convergência**. Working paper, NCF–CAEN/UFC, 2013, Nº 2013–1.

PERELLÓ, J. **Downside Risk analysis applied to the Hedge Funds universe**. Elsevier, 2008.

PRAUSE, K. **The Generalized Hyperbolic Model: Estimation, Financial Derivatives and Risk Measures**. *PhD thesis, University of Freiburg*, 1999.

PHILLIPS, P.; PERRON, P. **Testing For Unit Root In Time Series Regression**. *Biométrie*, 1988, 75, 2, pp. 335-346.

ROY, A. D. **Safety First and the Holding of Assets**. *Econometrica*, 1952, v. 20, n. 3, p. 431-449.

SANTOS, D.; ZIEGELMANN, F. **Estimação e Previsão de Volatilidade em Períodos de Crise: Um Estudo Comparando Modelos GARCH e Modelos Aditivos Semi-Paramétricos**. *Revista Brasileira de Finanças*, Vol. 10, No.1, March 2012, pp. 49-70.

SARYKALIN, S.; SERRAINO, G.; URYASEV, S. **Value-at-Risk vs. Conditional Value-at-Risk in Risk Management and Optimization**. *Review INFORMS*, 2008.

SHAPIRO, S.; FRANCA, R. **An Approximation Analysis Of Variance Test For Normality.** *Journal of the American Statistical Association*, 1972, 67:215–216

SHAPIRO, S.; WILK, M. **An Analysis Of Variance Test For Normality (Complete Samples).** *Biometrika*, 1965, 52:591–611.

SILLITTO, G. **Derivation Of Approximants To The Inverse Distribution Function Of A Continuous Univariate Population From The Order Statistics Of A Sample.** *Biometrika*, 1969, 56:641–650.

SILVA, W.; MATOS, P.; SILVA, F. **Há Bom Gestores De Fundos De Investimentos Em Ações No Brasil?.** Universidade Federal do Ceará, Dissertação CAEN, 2012.

SILVA, W. V. *et al.* **Aplicação Da Métrica Value At Risk A Índices De Bolsas De Valores De Países Latino-Americanos: Um Estudo Utilizando Os Modelos De Previsão De Volatilidade EWMA, EQMA E GARCH.** *Perspectiva*, 2010, 34:19–32.

SMIRNOV, N. **Tables For Estimating The Goodness Of Fit Of Empirical Distributions.** *Annals of Mathematical Statistics*, 1948, 19:279-281.

SOUZA-SOBRINHO, N. **Extração da Volatilidade do Ibovespa.** *Resenha BM&F*, 2001, nº 144, pgs. 17–39.

TAYLOR, S.J. **Conjectured Models for Trend in Financial Prices Tests and Forecasts.** *Journal of the Royal Statistical Society*, 1980, 143:338–362.

_____. (1986). **Modeling Financial Time Series.** *New York: Wiley*, 1986.

TODOROVA, D. **Avaliação Da Performance De Modelos De Var Em Mercados Emergentes: Uma Aplicação Aos Mercados Da Bulgária E Da Roménia.** *Tese de Mestrado em Finanças, Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa*, 2009.

TSAY, R. **Analysis of Financial Time Series.** 3 ed. *Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons Inc*, 2010.

WILHELMSSON, A. **Garch Forecasting Performance Under Diferente Distribution Assumptions.** *Jornal of Forecasting*, 2006, 25, 561-578.

VAN DIJK, H. K.; KLEIBERGEN, F. **Non-Stationarity In Garch Models: A Bayesian Analysis.** *Journal of Applied Econometrics*, 1993, v. 18, S41-S61.

VAUCHER, B.; TOKPAVI, S. **Conditional Value-At-Risk: An Alternative Measure For Low-Risk Strategies**. Working paper, Unigestion, 2012.

VENKATARAMAN, S. **Value At Risk For A Mixture Of Normal Distributions: The Use Of Quasi Bayesian Estimation Techniques**. *Economic Perspectives*, Federal Reserve Bank of Chicago, 1997; 2–13.