



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA - CAEN
MESTRADO PROFISSIONAL EM ECONOMIA - MPE

ANTONIO GLÊNIO MOURA FERREIRA

**GESTÃO DE RISCO DAS PRINCIPAIS TESOUREARIAS DE FUNDOS
DE INVESTIMENTO EM AÇÕES NO BRASIL**

FORTALEZA

2014

ANTONIO GLÊNIO MOURA FERREIRA

**GESTÃO DE RISCO DAS PRINCIPAIS TESOUREIRIAS DE FUNDOS DE
INVESTIMENTO EM AÇÕES NO BRASIL**

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Economia – Mestrado Profissional – da Universidade Federal do Ceará - UFC, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Economia. Área de Concentração: Economia de Empresas.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Rogério Faustino Matos

FORTALEZA

2014

ANTONIO GLÊNIO MOURA FERREIRA

**GESTÃO DE RISCO DAS PRINCIPAIS TESOURIARIAS DE FUNDOS DE
INVESTIMENTO EM AÇÕES NO BRASIL**

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Economia – Mestrado Profissional – da Universidade Federal do Ceará - UFC, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Economia. Área de Concentração: Economia de Empresas.

Data de Aprovação: **10 de fevereiro de 2014**

BANCA EXAMINADORA

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

Prof. Dr. Paulo de Melo Jorge Neto
Universidade Federal do Ceará - UFC

Dr. Arnaldo Santos
Assembleia Legislativa

RESUMO

O presente trabalho busca analisar, empiricamente, o comportamento do modelo de mensuração de risco de mercado Value-at-Risk – VaR em sua interpretação paramétrica gaussiana incondicional e extensões que regulam as violações sobre a não normalidade e a heterocedasticidade dos retornos diários dos fundos de investimentos em Ações, das treze maiores instituições financeiras residentes no Brasil, durante o período de janeiro/06 a dezembro/12. Para uma melhor avaliação dos dados, buscou-se, inicialmente, modelar a evolução condicional do risco e ajustar a idiosincrasia estatística das séries temporais das treze tesourarias, utilizando distribuições de probabilidade que mais se adaptassem à análise dos modelos. Os resultados obtidos com esses modelos são analisados à luz do teste para proporção de falhas proposto por Kupiec (1995) e Christoffersen (1998). A pesquisa ainda apresenta, com exemplos gráficos, uma análise de desempenho Risco – Retorno dos treze bancos utilizando a metodologia proposta por Balzer.

Palavras-chave: Fundos de Investimentos. Value at Risk. Volatilidade condicional. Heterocedasticidade. Performance. Gráficos de Balzer.

ABSTRACT

This study aims to examine empirically the behavior of the model for measuring market risk Value at Risk - VaR in its parametric interpretation unconditional Gaussian and extensions that regulate violations on heteroscedasticity and non-normality of daily returns of investment funds Actions, of the thirteen largest financial institutions resident in Brazil, during the January/06 dezembro/12. For a better evaluation of the data, we sought to initially model the conditional evolution of risk and adjust the statistical idiosyncrasy of temporal series of thirteen treasuries, using probability distributions that best adapt to the analysis of the models. The results obtained with the semodels are analyzed by the test failure rate proposed by Kupiec (1995) and Christoffersen (1998). The survey also shows, with graphic examples, a performance Risk - Return of the thirteen banks using the methodology proposed by Balzer.

Keywords: Mutual Funds. Value at Risk. Conditional volatility. Heteroscedasticity. Performance. Graphics Balzer.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Evolução do retorno diário acumulado dos treze maiores bancos residentes no Brasil - 2006-2012.....	28
Figura 2 - Evolução dos retornos líquidos nominais dos treze maiores bancos residentes no Brasil - 2006-2012.....	28
Figura 3 - Distribuição melhor ajustada às séries dos retornos líquidos nominais dos treze maiores bancos residentes no país - 2006-2012.....	32
Figura 4 - Volatilidade condicional obtida através dos modelos ARMA-GARCH dos retornos nominais dos trezes maiores bancos residentes no Brasil 2006-2012.....	37
Figura 5 - Séries estimadas de VaR Absoluto, a 99% de nível de confiança para 01 dia, sob os métodos Gaussiano das séries de retornos nominais dos treze maiores bancos residentes no país.....	44
Figura 6 - Séries estimadas de VaR Absoluto, a 99% de nível de confiança para 01 dia, sob os métodos <i>Best Fitting</i> das séries de retornos nominais dos treze maiores bancos residentes no país.....	46

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - 13 Maiores Bancos Residentes no Brasil e consolidado por patrimônio Líquido.....	23
Tabela 2 - Estatísticas descritivas dos retornos dos 13 maiores bancos residentes no Brasil.....	25
Tabela 3 - Ranking das distribuições das séries dos retornos dos treze maiores bancos residentes no Brasil 2006-2012.....	31
Tabela 4 - Melhor distribuição das séries dos retornos dos trezes maiores bancos residentes no Brasil - 2006-2012.....	34
Tabela 5 - Modelos ARMA estimados para as séries dos retornos dos treze maiores bancos residentes no Brasil 2006-2012.....	36
Tabela 6 - Estimação dos modelos ARMA-GARCH.....	40
Tabela 7 - Backtesting das séries diárias estimadas de VaR, com 99% de confiança, dos retornos dos treze maiores bancos residentes no país.....	49
Tabela 8 - Embates entre as instituições financeiras.....	53
Tabela 9 - Retrospecto Risco/Retorno dos embates entre as Instituições financeiras.....	55
Tabela 10 - Ranking das Treze Maiores Instituições Residentes no Brasil.....	56

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	8
2	REVISÃO DA LITERATURA.....	11
2.1	Indústria de fundos de investimentos no Brasil.....	11
2.2	Modelos de Mensuração de Risco de Mercado.....	13
3	METODOLOGIA.....	15
3.1	Value at Risk (VaR).....	15
3.2	Modelos Gaussianos e Best-Fitting Incondicionais.....	17
3.3	Modelos ARCH-GARCH para volatilidade condicional.....	17
3.4	Backtesting.....	20
3.5	Gráficos de Balzer.....	22
4	RESULTADOS.....	23
4.1	Base de dados e estatísticas descritivas.....	23
4.2	Modelos Best Fitting.....	30
4.3	Modelos ARMA-GARCH.....	36
4.4	Estimação do Value at Risk.....	42
4.5	Gráficos de Balzer.....	51
5	CONCLUSÕES.....	57
	REFERÊNCIAS.....	59
	ANEXO.....	64

1 INTRODUÇÃO

Quando se estuda a gestão de risco, pretende-se identificar as possibilidades de uma ocorrência negativa, pois os investimentos realizados podem apresentar retornos diferentes daquilo que é esperado pelos investidores. Ou seja, é inerente à maior parte dos investimentos a associação de determinado nível de risco que, na prática, pode acarretar prejuízo no futuro. Percebe-se, pois, que gerenciar riscos é necessidade que se torna urgente para todas as instituições financeiras.

O risco pode ser definido de diversas formas, mas o risco de mercado, tema deste trabalho, está relacionado às mudanças econômicas que influenciam os preços dos ativos, ou seja, às suas volatilidades. A estimação da volatilidade é a estimação da variação dos retornos ou o potencial de movimento dos preços, o que pode determinar o risco de valorização ou desvalorização de um ativo financeiro.

O correto entendimento dos fatores relacionados ao risco de mercado tem assumido crescente importância no sistema financeiro mundial, por diversos aspectos, como as crises financeiras globais, os colapsos empresariais devido às deficiências no gerenciamento do risco e as exigências de capital em função dos riscos incorridos pelas tesourarias das instituições financeiras. Todos esses fatores motivaram para a realização deste estudo.

O diagnóstico desses riscos financeiros tem alcançado uma relevância cada vez maior, tanto para as instituições financeiras como para as demais instituições que usam algum tipo de instrumento financeiro. Com o tempo ocorreu um aumento na volatilidade desses instrumentos, que se tornaram mais complexos e mais demandados.

O aumento da volatilidade dos mercados levou os reguladores a melhorar os normativos existentes a respeito do assunto e estimulou às instituições e o meio acadêmico a desenvolverem novos conceitos quanto à mensuração de risco de mercado.

As instituições financeiras passaram se preocupar com o gerenciamento do seu risco, visando controlar todas as suas operações e permitindo mensurar sua exposição total a perdas.

Algumas metodologias de mensuração de risco de mercado foram desenvolvidas e aperfeiçoadas para acompanhar o aumento da exposição dos riscos envolvidos na estruturação dos produtos financeiros, com o objetivo de

assegurar a solidez e a estabilidade do sistema financeiro. No entanto, a escolha de modelos de predição da volatilidade que sejam adequados para cada ativo e mercado não é tarefa trivial.

Nesse contexto, a metodologia do *Value-at-Risk* (VaR) surge como uma importante ferramenta bastante explorada, para a avaliação do risco financeiro em *portfólios*. Para Jorion (2008), “o risco de mercado está intimamente relacionado com os movimentos nos níveis de preços verificados no mercado”. Duarte (2003 *apud* GOURLAT, 2003) estabelece uma definição semelhante: “o risco de mercado pode ser definido como uma medida de incerteza relacionada aos retornos esperados de um investimento em decorrência de variações em fatores de mercado como taxas de juros, taxas de câmbio, preços de commodities e ações”.

As definições de risco apresentadas pelos autores citados anteriormente dizem respeito ao risco de mercado, que se caracteriza como um dos diversos tipos de risco financeiro. Nessa mesma linha, os fundos de investimentos, bem como suas instituições administradoras, também estão expostos às demais formas de risco financeiro.

Considerando-se todos esses fatores, nota-se a necessidade do emprego e do estudo de técnicas que detectem e quantifiquem as fontes de risco de mercado, tendo em vista a importância da mensuração do risco para o bom desenvolvimento do mercado dos fundos de investimentos, objeto de estudo desta pesquisa. Diante desses fatores, o presente trabalho se compromete a verificar o risco de mercado das carteiras dos fundos de investimentos em Ações dos treze maiores bancos residentes no Brasil durante o período de 01/2006 a 12/2012. As instituições financeiras analisadas foram: Banco Itaú, Banco do Brasil, Banco Bradesco, Caixa Econômica Federal, Banco Santander, Banco HSBC, Banco Votorantim, Banco Safra, Banco BTG Pactual, Banco Citibank, Banco Credit Suisse e Banco do Nordeste do Brasil. Em geral, serão analisadas quatro instituições públicas e nove privadas. Dos treze bancos, 9 (nove) deles são nacionais e 4 (quatro) são estrangeiros (Citibank, HSBC, Credit Suisse e Santander). Esses bancos são conhecidos com os mais robustos e estáveis no mundo e a escolha dessas instituições foi motivada pelos expressivos crescimentos em seus ativos nos últimos anos, e suas participações no mercado financeiro local. Juntos, possuem um patrimônio líquido de 352,8 bi. (BACEN, set/2012).

Para realização do estudo, foram estimados quatro tipos de VaR para as séries de retorno. Eles foram intitulados de: VaR Incondicional e VaR Condicional. Essa definição está relacionada com a idiosincrasia da volatilidade, ou seja, se possui desempenho fixo ou variável ao longo do tempo. A distribuição de probabilidade das séries de retornos, também foi analisada neste estudo. Para isso, foram estimados os modelos Gaussianos e não-Gaussianos cujo objetivo é buscar melhores ajustes para a base de dados. Por fim, chegou-se aos quatro modelos de VaR: i) VaR Gaussiano Incondicional, ii) VaR Gaussiano Condicional, iii) VaR Best Fitting Incondicional e iv) VaR Best Fitting Condicional. Os modelos econométricos do tipo GARCH foram utilizados para a modelagem da volatilidade condicional.

A avaliação da conformidade das estimativas de VaR foram realizadas por meio de mecanismos chamados de *backtesting*.

O foco deste estudo é analisar as carteiras dos fundos de investimentos em ações das treze tesourarias, buscando verificar suas performances ao longo de seis anos. O desempenho de cada banco será observado pelos gráficos de Balzer. Seguidamente, pretende-se identificar o melhor modelo de VaR e fazer algumas conclusões sobre a eficiência das séries temporais analisadas.

Na próxima seção, será realizada uma breve revisão da literatura sobre os principais assuntos tratados nesta pesquisa, enquanto que a seção 3 traz os aspectos metodológicos, e a seção 4 é reservada para exibição dos resultados. Por último, são apresentadas as conclusões do estudo.

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 Indústria de fundos de investimentos no Brasil

Atendo-se ao mercado de fundos no Brasil, a instrução CVM – Comissão de Valores Mobiliários de nº 409/2004 conceitua fundo de investimento como “uma comunhão de recursos, constituída sob a forma de condomínio, destinado à aplicação em ativos financeiros”. No mercado brasileiro, os fundos de investimentos surgiram na década de 50, porém, somente após as reformas do sistema financeiro e do mercado de capitais, a indústria de fundos começou a se desenvolver com mais intensidade. Apenas na década de 90, com a estabilização do plano real e abertura econômica, o mercado de fundos passou a assumir uma posição de destaque no mercado. (ABRAHAM, 2010, p. 41).

Diversos fatores vêm contribuindo para levar os investidores a optarem cada vez mais pelos fundos na hora de investir. Dentre esses fatores estão:

- A grande diversidade de modalidades de fundos, enquadrando os mais diversos perfis de investidores;
- A possibilidade dos pequenos investidores conseguirem obter uma carteira diversificada, permitindo a mitigação de riscos;
- A redução de custo de administração de carteira, já que dificilmente um investidor individual conseguiria manter esses custos, que nos fundos são divididos por todos os cotistas.

Essas características dos fundos de investimento trazem vantagens para todos os investidores, principalmente para os de pequeno porte, que dispõem de menos recursos para serem aplicados e tem menor conhecimento das estratégias de mercado.

Os fundos de investimentos contratam uma instituição especializada para gerir seus recursos, denominada gestor, que fica sendo responsável pelas aplicações dos recursos no mercado, conforme objetivo e política de investimento previamente definida. Atualmente, a Comissão de Valores Mobiliários - CVM é o órgão responsável pela supervisão do mercado de fundos de investimentos no Brasil. A CVM exerce função típica de Estado tanto na esfera administrativa quanto nos aspectos normativo e fiscalizatório. Embora a CVM seja dotada de autonomia

administrativa e financeira, algumas de suas ações são criticadas pelo mercado principalmente no que diz respeito a uma fiscalização mais proativa e independente.

Segundo Alves Jr (2004), a indústria de fundos de investimentos no Brasil sofreu algumas transformações regulatórias e apresentou um crescimento estrondoso, ultrapassando, assim como em outros países, formas mais populares de poupança financeira.

Ainda segundo os autores, para que um fundo seja considerado como fundo de ação, sua carteira deve ser composta por no mínimo 67% de ações. Estes são considerados fundos de risco elevado, no entanto, o mercado trabalha com a hipótese de que esses fundos retornem aos cotistas ganhos superiores aos fundos de renda fixa. Andaku e Pinto (2003) examinaram 84 fundos brasileiros de ações de julho de 1994 a junho de 2001 buscando verificar a existência de persistência de desempenho. Eles puderam verificá-la para prazos maiores do que um ano, mas não para prazos mais curtos. Nessa linha, Xavier, Montezano e Oliveira (2008), analisaram 44 fundos multimercado no período de 2001 a 2007 e concluíram que há evidências de persistência de *performance* em todos os períodos analisados.

Já para Rochman e Eid Jr. (2006) fizeram um estudo detalhado sobre os fundos de investimento no Brasil comparando fundos de gestão ativa e passiva para responder a questão: “é melhor investir nos fundos ativos ou passivos?”. O resultado obtido depende da classe de fundo analisada. Para os fundos multimercado e de ações, a gestão ativa apresentou resultados superiores.

Por outro lado, em Carreira (2011), esse autor argumenta em seu estudo que o fator “corrupção” tem um efeito nocivo sobre o nível de investimento, gerando custos adicionais e incertezas para o investidor. O autor comenta ainda que, o efeito da corrupção pode ser analisado em duas dimensões: corrupção arbitrária e corrupção generalizada. Nessa última, a corrupção é previsível fazendo com que os investidores saibam antecipadamente o custo da corrupção que terão que pagar. Já na corrupção arbitrária, os agentes públicos agem isoladamente uns dos outros formando “ilhas” na organização pública. Por fim, o autor conclui que ambas as dimensões influenciam negativamente devido a seu efeito corrosivo sobre os investimentos, gerando perdas e incertezas aos investidores.

2.2 Modelos de Mensuração de Risco de Mercado

Na literatura são identificadas várias contribuições sobre modelos de mensuração de risco de mercado. Foram identificados, neste estudo, alguns trabalhos que abordaram métricas variadas de análises de risco. Dentre eles destacam-se: Silva *et al.* (2010), aplica a métrica VaR para índices de bolsas de valores de países latino-americanos utilizando modelos de previsão de volatilidade EWMA e EQMA. Já Berkowitz e O'Brien (2002) analisam os modelos de VaR de grandes bancos norte-americanos e compara-os aos VaRs mensurados com modelos ARMA-GARCH de volatilidade condicional, concluindo que os VaR dos bancos analisados não refletem as mudanças de volatilidade. Enquanto que 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 ajustam os modelos de VaR analisados. Yamai e Yoshida (2002) analisaram as implicações práticas do uso do CVaR (*Conditional Value-at-Risk*) para o gerenciamento do risco em finanças. Segundo o autor, usando o CVaR, os investidores estariam considerando também as perdas além do VaR. (vê Moreira, 2006). Alarcon (2005) utiliza a técnica de Simulação Histórica para análise das ações da Vale e Petrobrás. Os resultados mostraram que esse modelo apresentou baixa capacidade de resposta a mudanças nos níveis de volatilidade em mercado. Por fim, Dionísio *et al.* (2002) utiliza a metodologia do *Value-at-Risk*, cuja abordagem é a VaR-X Condicional. Esse autor utiliza dados do mercado financeiro português, durante o período de maior volatilidade e verifica que as estimativas do VaR-X são capazes de captar a natureza do risco de perda adicional presente em períodos de instabilidade financeira.

Além desses modelos, também foram vistos neste estudo, o papel das agências de classificação de classificação de risco. Essas empresas qualificam determinados produtos financeiros ou ativos (tanto de empresas, como de governos ou países), avalia, atribui notas e classifica esses países, governos ou empresas, segundo o grau de risco de que não paguem suas dívidas no prazo pactuado. Cada agência de classificação de risco possui uma metodologia própria. Quanto maior for a probabilidade de moratória do agente, pior será a sua nota ou a sua classificação. Geralmente, utiliza-se a escala A, B, C, D. Na escala das agências **Standard & Poor's** e da **Fitch**, a melhor classificação é AAA; a pior é D. Já na escala da

Moody's, a melhor classificação é Aaa; a pior é C. Notas acima de BBB- ou Baa3 dão ao agente o grau de investimento, enquanto que os classificados abaixo dessa nota recebem o grau de especulação. Para Lima (2008), a grande crítica às agências de classificação de risco reside no fato de os clientes das agências - ou seja, os responsáveis pelo faturamento delas - serem exatamente os países, municípios, bancos e empresas. Ou seja, a empresa ou ente público paga à agência de classificação para que esta faça a avaliação de sua capacidade de pagamento.

3 METODOLOGIA

3.1 Value at Risk (VaR)

Conforme Jorion (1997), o grande crescimento da gestão de risco deve-se principalmente ao aumento da volatilidade das variáveis financeiras. Dessa forma, o debate sobre a necessidade do gerenciamento de riscos induziu as instituições financeiras a tentarem desenvolver métodos internos que pudessem mensurar sua exposição total a perdas. O modelo que emergiu como benchmark do mercado foi o *Riskmetrics®*. Desenvolvido pelo banco americano J.P. Morgan. Ao tornar pública sua metodologia para o cálculo do risco e o conceito do VaR, o banco J.P. Morgan permitiu que diversos métodos fossem derivados a partir de seus conceitos estabelecidos. Hoje, o VaR é uma ferramenta bastante difundida para a gestão do risco. O BACEN - Banco Central do Brasil, através da Resolução nº 2.138, de 29/12/94, e Circular no. 2.583, de 21/06/95, determina que as instituições financeiras abram sistemas de controle de risco, devendo atestar, junto a ele, que estes modelos garantem a segurança de suas operações no mercado financeiro.

Ainda conforme Jorion (2010), o “VaR sintetiza a maior(ou pior) perda esperada dentro de determinados períodos de tempo e intervalo de confiança”. Consiste em uma medida estatística a qual resume em um único número de simples compreensão diversas formas de riscos. Já para Duffie *et al.* (1997), em termos estatísticos, para um nível de significância de p%, o VaR é a medida representativa do valor crítico da distribuição de probabilidade de mudanças no valor de mercado dos ativos em carteira. Em sua forma mais genérica, o VaR pode ser derivado da distribuição de probabilidades do valor futuro dos retornos, $f(r)$. A determinado nível de confiança, c , espera-se encontrar a pior perda possível, R^* tal que a probabilidade de se exceder esse valor seja um número c , (JORION, 2010):

$$c = \int_{R^*}^{\infty} f(r) dr \quad (1)$$

ou tal que a probabilidade de um valor menor que R^* , $p = P(r \leq R^*) = p$, seja $1-c$:

$$1-c = \int_{-\infty}^{R^*} f(r) dr = P(r \leq R^*) = p \quad (2)$$

O valor de R^* é denominado de quantil da distribuição e refere-se um valor de corte cuja probabilidade de ser excedida é fixa. Tem-se então a fórmula do VaR:

$$\text{VaR} = -W_0 R^* = W_0 (\alpha \sigma \sqrt{\Delta t} - \mu \Delta t) \quad (3)$$

$$R^* = -\alpha \sigma + \mu,$$

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.

Para esse trabalho, o valor de W_0 será de 1 (uma) unidade monetária. O cálculo do VaR será realizado para um nível de confiança de 99% e horizonte de tempo de 1(um) dia. A utilização do VaR para 1 dia tem sido extremamente utilizado pelo mercado (KIMURA *et al.*, 2008).

A literatura acadêmica a respeito do VaR é razoavelmente vasta. Assim, é possível citar trabalhos como Bali (2003) que propõe uma abordagem de distribuição de valores extremos para a estimativa do VaR, demonstrando que a teoria estatística de extremos propicia estimativas mais corretas para a gestão do risco.

Kimura *et al.* (2008), avaliou em sua pesquisa o comportamento de diversos modelos de *Value-at-Risk*, considerando várias modelagens de estimação. O mesmo, verificou que é extremamente difícil construir um modelo de VaR que seja o melhor em vários critérios de desempenho, sugerindo assim, a necessidade de estudos que possibilitem a combinação entre esses modelos. Em Barra (2004) o VaR é calculado utilizando uma distribuição derivada de terceira ordem multivariada, enquanto Venkataraman (1997) sugere um VaR com uma fusão de várias distribuições normais.

O modelo de VaR recebeu críticas de diversos especialistas que o consideram um elemento simplista e generalista na gestão do risco. Para Yamai e Yoshida (2002) os problemas de subaditividade são os mais relevantes na estimação do VaR.

3.2 Modelos Gaussianos e Best-Fitting Incondicionais

O cálculo do *Value-at-Risk* Incondicional utilizado neste trabalho levou em consideração que a volatilidade, medida pelo desvio padrão, permanece fixa ao longo do tempo. Se considerarmos que os retornos da amostra seguem uma distribuição normal, então se chega ao modelo Gaussiano Incondicional. Se considerarmos um nível de confiança de 99%, o valor do Alfa (@) crítico de uma distribuição gaussiana é de 2,33. Esse valor é obtido por meio da distribuição normal padrão-inversa.

Já para o cálculo do *Value-at-Risk Best Fitting* Incondicional utiliza-se o software *Easyfit*, por meio do teste Kolmogorov-Smirnov, como medida de classificação. Com este teste a melhor distribuição dos retornos. O software ainda fornece os retornos críticos (R^*) de acordo chega-se com o nível desejado, representando o valor em risco para o cálculo do VaR.

3.3 Modelos ARCH-GARCH para volatilidade condicional

Os ativos financeiros possuem normalmente comportamentos dinâmicos diferentes ao longo do tempo, ou seja, apresentam períodos de tempo em que se verificam grandes oscilações em seu comportamento e outros períodos em que não se verifica qualquer variação. Esta mudança ao longo do tempo designa por volatilidade (FURIEL, 2011). Essa medida será muito utilizada no cálculo do VaR, tanto como um indicador fixo quanto variável. Uma das características mais observados na volatilidade é a existência dos “*clusters*” de volatilidade, ou seja, esta pode ser elevada em alguns períodos e reduzida noutros.

Um modelo estatístico/econométrico que incorpore a possibilidade da variância do termo do erro não ser constante (volatilidade) denomina-se por modelos heterocedásticos.

Missaglian (2005) aplica a métrica *Value-at-Risk* para estimar três modelos quais sejam: o de variância incondicional, o de variância condicional – GARCH (1,1) e o de Simulação Histórica. Essas três metodologias são testadas para as séries de retornos financeiros das ações da Petrobrás e da Cia. Vale do Rio Doce. O autor concluiu que os dois modelos paramétricos utilizados, o modelo

incondicional e o GARCH (1,1), apresentaram resultados até certo ponto satisfatórios.

Já Moreira (2006), analisa o comportamento dos modelos VaR e CVaR para o mercado de ações brasileiro utilizando a metodologia da Simulação Histórica, GARCH, *Riskmetrics* e Normal. O autor utilizou uma amostra contendo as cinco ações mais negociadas na Bovespa no período de janeiro a abril de 2006 e concluiu que as duas métricas se complementam nas tomadas de decisão.

Souza-Sobrinho (2001) estima a volatilidade do índice IBOVESPA com modelos da família GARCH, utilizando-se do VaR, enquanto Galdi & Pereira (2007) estimam o VaR de ações da Petrobrás utilizando um modelo ARMA-GARCH para a volatilidade e realiza comparações com o VaR estimado através de modelos EWMA e Volatilidade Estocástica.

Quando se trata de modelos condicionais, nota-se que a volatilidade não permanece mais constante. O valor do “ σ ” da equação de nº 3 é trocado por um “ σ_t ”

A literatura apresenta dois modelos autoregressivos de heterocedasticidade condicional que serão utilizados neste estudo. São eles: ARCH (*Autoregressive Conditional Heterocedasticity*), criado por Engle (1982), onde este modelo leva em consideração o fato da variância condicional mudar ao longo do tempo e o modelo GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity*) proposto por Bollerslev (1986). Depois desses dois modelos, surgiram várias extensões, como por exemplo: IGARCH, EGARCH, CHARMA e os modelos de Volatilidade Estocástica (FURRIEL, 2011).

O modelo auto-regressivo do tipo ARCH(m) pode ser representado por:

$$y_t = \varepsilon_t \quad (4)$$

$$\varepsilon_t = v_t \sigma_t v_t \sim RB \ 0, \sigma^2 \quad (5)$$

$$\varepsilon_t \mid \psi_{t-1} \sim N \ 0, \sigma_t^2 \quad (6)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (7)$$

Já o modelo GARCH (p,q) pode ser definido assim:

$$\varepsilon_t / \psi_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (8)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (9)$$

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

Nota-se ainda que, no modelo GARCH, além da variância condicional depender do quadrado dos retornos passados, como demonstrado no modelo ARCH, depende ainda das variâncias condicionais anteriores. Esse modelo, desenvolvido por Bollerslev (1986), procura demonstrar em poucas variáveis, um modelo que permita estimar a variância condicional e suas oscilações. 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".

Através do teste ARCH-LM de Engle, apresentado nas estatísticas descritivas, pôde ser verificado a ocorrência de heterocedasticidade em todas as séries. Além disso, foi testada a estacionariedade das séries de retornos através do teste de raiz unitária (ADF – Phillips-Perron). Consequentemente, todas as séries de retornos foram estimadas utilizando o modelo autoregressivo e de médias móveis (ARMA) bem como os resíduos desses modelos foram por um modelo GARCH.

Por último, utilizou-se a combinação ARMA-GARCH, tendo em vista a ocorrência de autocorrelação em algumas das séries de retorno. Morretin (2011) demonstra a necessidade de excluir por meio de um modelo linear.

$$y_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^m \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{j=1}^n \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (10)$$

$$\varepsilon_t = v_t \sigma_t \quad (11)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (12)$$

$$v_t \sigma_t \sim N(0,1)$$

Serão feitas previsões um passo a frente da média (r_t) e da variância (σ_t) utilizando software Eviews para o cálculo final de VaR. Por fim, o *Value-at-Risk* um passo à frente pode ser representado abaixo:

$$\text{VaR} = y_t - \alpha \sigma_t \quad (13)$$

onde, α refere-se ao tipo de distribuição de probabilidade usada e do percentual de confiança do VaR. O σ para o Var Gausiano Condicional será obtido por intermédio do p-quantil da distribuição normal padrão inversa, e para o caso do VaR *Best Fitting* Condicional será pelo R^* informado pelo software *Easyfit*. Para os modelos ARMA e 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), além de que serão verificadas as estatísticas t e F e as restrições dos modelos, conforme comenta Moretin (2011).

3.4 Backtesting

Uma das alternativas para validar os resultados obtidos pelo modelo de cálculo do VaR é *baktesting*. Essa ferramenta tem por objetivo avaliar se as perdas previstas pelo VaR correspondem às perdas ocorridas efetivamente nas séries de retorno.

Para Jorion (2010), "... os usuários devem verificar sistematicamente a validade dos modelos de precificação e de risco por meio de comparações entre as perdas realizadas e as perdas estimadas". O modelo de *baktesting* mais utilizado consiste na contagem do número de vezes que as perdas reais foram maiores que as previstas pelo *Value-at-Risk*, e denomina-se Contagem de Exceções. Para um número elevado de exceções, o modelo pode estar subestimando o risco. Por outro lado, quando há poucas exceções, pode apresentar também um problema, pois pode levar a uma alocação de recursos excessiva ou sem eficiência. Nesse contexto, costuma ser adotado um teste de hipótese para avaliar se através dos números de exceções encontradas deve-se "aceitar ou rejeitar" o modelo de cálculo de VaR. Foi Kupiec (1995) quem apresentou um teste para realização dessa avaliação. Esse teste também é conhecido como um teste de cobertura incondicional. É um teste bastante utilizado nas avaliações de VaR. O mesmo criou

regiões de confiança de aproximadamente 95% de nível de confiança para esse teste, sendo essas regiões definidas pela seguinte razão de log-verossimilhança:

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

Define-se T como o tamanho da amostra.

Esta razão que 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 apresenta limitações, pois o mesmo não observa o momento em que as perdas efetivamente ocorrem. Para Campbell (2005) os testes de cobertura incondicional não devem ser os únicos a serem explorados. O autor sugere outras ferramentas que possam medir a cobertura condicional de forma mais apurada.

Foi Christoffersen (1998) quem apresentou um teste de cobertura condicional, onde estende a estatística de Kupiec identificando a probabilidade de uma exceção em qualquer dia independentemente do resultado do dia anterior. A estatística é mostrada a seguir:

$$LR_{ind} = -2\ln(1 - \pi^{(T_{00}-T_{10})} \pi^{(T_{01}-T_{11})}) + 2\ln(1 - \pi_0^{T_{00}} \pi_0^{T_{01}} (1 - \pi_1)^{T_{10}} \pi_1^{T_{11}}) \quad (14)$$

Esta estatística possui distribuição assintótica qui-quadrada com um grau de liberdade $X^2(1)$. Portanto, rejeita-se a hipótese nula se $LR_{ind} > 3,84$. Inicialmente, o teste é efetuado, definindo um índice indicador que recebe um valor de 1 se o VaR for 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 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.

Portanto, para que o modelo de Christoffersen seja considerado eficaz, uma exceção identificada no dia atual deve ser independente do ocorrido no dia anterior.

Existe ainda, outro teste conjunto com a fusão destes dois, resultando em um teste agregado de cobertura incondicional e condicional, que possui a seguinte estatística:

$$LR_{cc} = LR_{uc} + LR_{ind} \quad , \quad (15)$$

que 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 testes serão usados nesta pesquisa. Na literatura existem outros tipos de *backtesting* como por exemplo: o teste estabelecido pelo Comitê de Basileia, visto em *Basle Committee of Banking Supervision* (1996), e o *backtesting* através de Regressão Quantílica sugerido por Gaglianone (2007).

3.5 Gráficos de Balzer

Depois de conseguir estimar e testar os modelos de *Value-at-Risk* das séries de retorno dos bancos em estudo é importante comparar os desempenhos de cada instituição financeira com o objetivo de ajudar na tomada de decisões dos investidores. Uma preocupação dos investidores é de sempre buscar a maximização de seus ganhos, porém buscando ferramentas que permitam minimizar suas perdas e reduzir seus riscos. Desta forma, o gráfico de Balzer demonstra uma relação entre risco x retorno analisando todo horizonte temporal de uma amostra. O gráfico de Balzer não apresenta nenhuma limitação, diferentemente de outras métricas.

Nos Gráficos de Balzer, o Eixo das Ordenadas representa a diferença entre o retorno obtido pelas carteiras dos fundos de investimento de cada banco comparando com seu concorrente. Já o Eixo das Abscissas representa a diferença entre o risco de cada tesouraria ao longo do período em análise, também esta, em relação ao seu concorrente. Resumindo: selecionam-se os retornos e riscos dos fundos de ações do Banco1 e subtrai-se do banco 2, obtendo as séries de retorno e risco em relação aos dois concorrentes. Quanto maior as quantidades de diferenças positivas de retorno e negativas de risco, melhor será a *performance* do banco 1 em relação ao banco 2. Serão realizados embates tomados dois a dois. Seus resultados serão apresentados oportunamente.

4 RESULTADOS

4.1 Base de dados e estatísticas descritivas

Para o desenvolvimento deste estudo foi utilizada uma base de dados contendo as cotações diárias de fechamento das carteiras dos fundos de investimentos em ações dos treze maiores bancos residentes no país. Essas cotações foram extraídas do sistema *Bloomberg*, e referem-se ao período de janeiro de 2006 a dezembro de 2012, totalizando 1756 observações. Esse período contempla, de forma equilibrada, três momentos econômicos bastante distintos. Os primeiros anos se caracterizam como um período pré-crise, de intensa atividade econômica. A partir de 2008, a forte crise econômica, conhecida como crise dos subprime, provocou deterioração das economias mundiais e exerceu grande impacto negativo no retorno dos investimentos. Os últimos anos do período contemplam um período de recuperação econômica, com a retomada gradual da confiança dos investidores e melhora das expectativas dos mercados financeiros. As informações sobre as instituições, objeto de estudo deste trabalho, serão demonstradas na Tabela 1:

Tabela 1 – 13 Maiores Bancos Residentes no Brasil e consolidado por patrimônio Líquido

Instituições	Cidade	UF	Patrimônio Líquido (Milhões)	Nº de Funcionários	Nº de Agências
Itau	São Paulo	SP	80.244.916,00	121.390	3.874
Banco do Brasil	Brasília	DF	64.400.900,00	132.046	5.340
Bradesco	Osasco	SP	66.233.425,00	100.020	4.674
Caixa Econômica Federal	Brasília	DF	22.460.366,00	111.926	2.567
Santander	São Paulo	SP	66.379.761,00	54.678	2.550
HSBC	Curitiba	PR	9.716.176,00	29.934	870
Votorantim	São Paulo	SP	8.829.297,00	1.608	39
Safra	São Paulo	SP	6.853.061,00	5.781	107
BTG Pactual	Rio de Janeiro	RJ	9.361.250,00	1.195	7
Citibank	São Paulo	SP	7.765.100,00	6.102	128
Banrisul	Porto Alegre	RS	4.800.151,00	11.522	462
Credit Suisse	São Paulo	SP	3.278.732,00	39	2
Banco do Nordeste	Fortaleza	CE	2.482.950,00	10.219	189

Fonte: Banco Central do Brasil

Nota: Data Base: Setembro de 2012

Com base nas cotações diárias dos fundos, foram calculados os retornos líquidos nominais diários para as treze carteiras. Os fundos de investimentos

analisados nesta pesquisa foram os fundos de ações. Todas as instituições analisadas possuem características comuns no que diz respeito aos tipos de serviços oferecidos, no entanto algumas atuam em segmentos e mercados específicos. A tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas das séries temporais de retornos, cujo objetivo é identificar quais bancos oferecem melhor retorno, quais remuneram da melhor forma os investidores em função do risco assumido e quais estão expostos ao menor risco. A média dos retornos é próxima de zero. Observa-se, na métrica associado ao ganho acumulado, um excelente resultados dos bancos Bradesco, Banco do Brasil e Credit Suisse. Essa *performance* também é ilustrada na figura 1. Dentre as métricas apresentadas, ressalta-se o desvio padrão. Essa medida permite identificar o risco associado ao tipo de ativo, ou seja, quanto maior for esse número maior esse risco. Os maiores desvios foram para o SAFRA, Citibank, Banrisul e BNB, enquanto o menor foi o Credit Suisse, Banco do Brasil e Bradesco. Conseqüentemente, o *downside risk* refere-se ao risco de que o retorno proporcionado por um ativo esteja abaixo do retorno mínimo aceitável (RMA). Essa métrica preocupa-se com a volatilidade indesejada, ou seja, aquela que causa prejuízos ao investidor. O Banrisul apresentou maior valor de RMA para o Ibovespa. Já o Citibank obteve um maior valor (RMA) para a Poupança. Por outro lado, o Bradesco teve o menor valor tendo o RMA como o Ibovespa. Ainda na tabela 2, também é apresentado um índice de *performance* bastante utilizado: o Índice Sharpe. Esse índice mensura o quanto de retorno excedente em relação a um ativo livre de risco é compensado através de seu nível de risco, medido pelo desvio padrão dos retornos. Segundo a teoria financeira clássica, quanto maior for esse índice melhor será o desempenho. Os bancos Bradesco, Credit Suisse e Banco do Brasil se destacam em relação aos demais considerando as métricas de risco e retorno médio. Para uma melhor acomodação dos resultados, a tabela das estatísticas será apresentada na página seguinte.

Tabela 2 – Estatísticas descritivas dos retornos dos 13 maiores bancos residentes no Brasil

Métricas/Bancos	BNB	Banrisul	Votorantin	Citibank	CEF	HSBC	BB	Santander	Safra	Bradesco	ITAU	CreditSuisse	BTGPactual	POUP	IBOV
Métricas associadas ao ganho															
Média	0,06%	0,05%	0,07%	0,05%	0,07%	0,05%	0,09%	0,06%	0,04%	0,09%	0,06%	0,09%	0,07%	0,03%	0,052%
Mediana	0,07%	0,09%	0,12%	0,11%	0,47%	0,06%	0,92%	0,09%	0,05%	0,51%	0,07%	0,12%	0,08%	0,03%	0,097%
Acumulado	109,75%	83,59%	195,71%	80,41%	200,94%	104,81%	344,54%	109,62%	46,14%	357,28%	115,50%	341,52%	209,29%	88,04%	-25,09%
Métricas associadas ao risco															
Desvio padrão	1,94%	1,91%	1,20%	1,91%	1,20%	1,68%	0,77%	1,70%	1,91%	0,77%	1,63%	0,77%	1,37%	0,003%	1,930%
Downside risk (Ibovespa)	1,98%	1,99%	1,40%	1,75%	1,94%	1,90%	1,40%	1,41%	1,56%	1,36%	1,87%	1,74%	1,85%	1,63%	0,00%
Downside risk (poupança)	1,34%	1,41%	1,56%	1,98%	1,05%	1,62%	1,74%	1,01%	1,09%	0,75%	0,84%	0,99%	1,87%	0,00%	1,71%
3º e 4º momentos															
Assimetria	0,22	8,27	-0,40	0,20	0,15	0,10	13,08	0,12	-0,09	0,26	0,08	-0,40	3,40	-	0,20
Curtose	6,50	123,32	4,29	14,55	3,24	6,77	348,27	6,70	5,86	6,22	7,35	11,67	66,38	-	6,48
Performance absoluta															
Sharpe	0,018	0,014	0,035	0,013	0,036	0,017	0,079	0,018	0,007	0,081	0,019	0,079	0,034	0,000	0,013
Normalidade															
Jaque Bera (2)	3.082,7	2.498,2	1.386,7	2.498,2	1.386,7	3.330,6	9.952,5	3.265,0	2.498,2	2.835,5	3.924,9	9.952,5	1.335,4	-	-
Prob.	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-	-
Estacionariedade (3)															
Estat. Teste Phillips-Perron															
	-41,519	-43,946	-30,494	-41,611	-43,419	-42,766	-46,479	-42,921	-41,611	-37,616	-42,153	-37,617	-41,625	-	-
Val. críticos 5% de sign.															
	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-	-
Prob.															
	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-	-
Estat. Teste Dickey-Fuller															
	-40,623	-39,35	-24,250	-39,350	-28,830	-26,390	-24,250	-26,340	-39,350	-24,260	-40,020	-24,260	-37,750	-	-
Val. críticos 5% de sign.															
	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-3,412	-	-
Prob.															
	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-	-
Estat. Teste ARCH LM de Engle (4)															
Estatística F	57,1139	47,1191	161,0296	47,1193	161,0296	80,0078	928,9963	60,3433	47,1193	928,9963	64,4178	928,9965	76,7857	-	-
P-valor	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-	-

Continua

Tabela 2 – Estatísticas descritivas dos retornos dos 13 maiores bancos residentes no Brasil

Métricas/Bancos	BNB	Banrisul	Votorantim	Citibank	CEF	HSBC	BB	Santander	Safr	Bradesco	ITAU	CreditSuisse	BTGPactual	POUP	IBOV
Obs R ²	55,3749	45,9381	147,6502	45,9383	147,6503	76,6029	607,9011	58,4018	45,9383	607,9011	62,2054	607,9012	73,6474	-	-
P-valor	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-	-

Fonte: Bloomberg

Nota: 1) Painel contendo séries temporais diárias de retornos nominais líquidos dos treze maiores bancos residentes no Brasil no período de 2006 a 2012. (1756 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) e 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 que não há ARCH, com um lag de defasagem. Hipótese nula: De que não haja ARCH - Essa hipótese é rejeitada.

A curtose das séries apresenta excesso em relação à distribuição normal para todos os bancos, com destaque para Banco do Brasil. Isso quer dizer que as séries apresentam leptocurtose, pois apresentam uma curtose maior que uma Normal que é 3. Com isso, visando inferir sobre a gaussianidade, utiliza-se do teste Jarque-Bera, cujo resultado indica a rejeição da hipótese nula de normalidade para todas as séries de retorno.

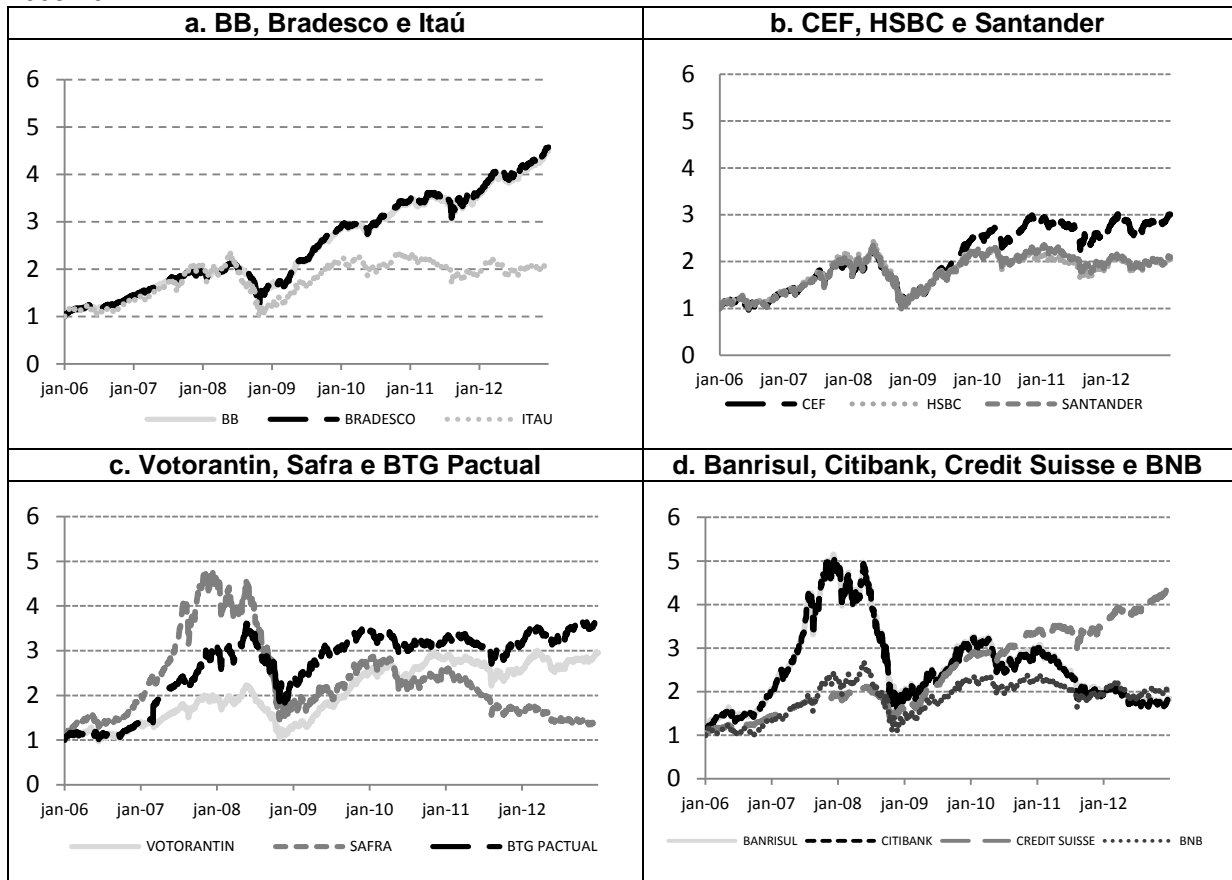
Para analisar se as séries são estacionárias, foram realizados os testes de raiz unitária de Dickey e Fuller (1979) em sua versão Aumentada e de Phillips-Perron sugerido em Moretin (2008). Foi verificado que para todas as séries, a um nível de 5% de confiança, em ambos os testes, a hipótese nula de presença de raiz unitária é rejeitada, o que é esperado para séries de retornos, conforme aborda Morettin (2008).

Por fim, ainda sobre a tabela 2, são mostrados os testes de homocedasticidade realizados nos modelos ARMA estimados. Para verificar a ocorrência de heterocedasticidade nas séries, foi realizado o teste ARCH-LM de Engle nos resíduos dos modelos ARMA com o auxílio do software Eviews. Concluiu-se que, a um nível de 5% de confiança, a hipótese nula de que não haja ARCH nos resíduos dos modelos é rejeitada, portanto há heterocedasticidade.

A figura de nº 1 mostra a evolução do retorno acumulado durante o período analisado. Para uma melhor compreensão, os gráficos foram divididos, tomando como parâmetro o patrimônio líquido da cada instituição financeira, conforme consta na tabela de nº 1.

Verificando visualmente o gráfico da figura seguinte, podemos destacar três bancos que demonstram um comportamento distinto dos demais a partir de janeiro de 2010, quando passam a auferir maiores ganhos que são o do Bradesco, Banco do Brasil e Credit Suisse, enquanto que outras instituições exibem redução em seus ganhos. A partir de segundo semestre de 2008, se iniciaram as perdas conjuntas devido à crise econômica mundial. Dentre as maiores perdas destacam-se o do Banco Safra e do Citibank. Na análise das séries de retorno, são verificadas alterações nas volatilidades ao longo do tempo, demonstrando assim, padrões não-lineares conforme destaca Gouriéroux e Jasiak (2001). Na figura 2 são exibidos os gráficos dos retornos líquidos nominais, onde podemos perceber picos de volatilidade acentuados, principalmente na crise de 2008.

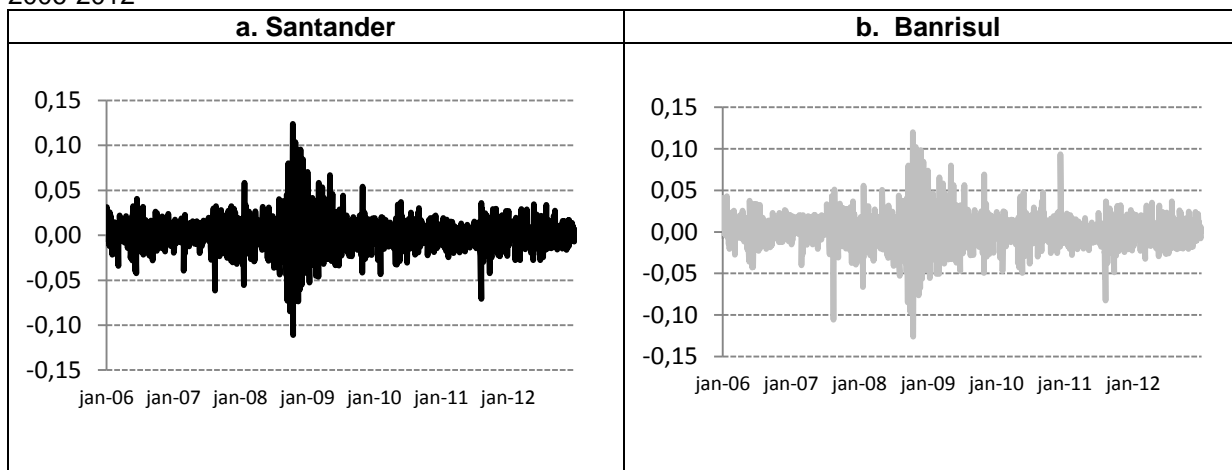
Figura 1 – Evolução do retorno diário acumulado dos treze maiores bancos residentes no Brasil - 2006-2012



Fonte: Bloomberg

Nota: Retorno bruto nominal diário acumulado: série temporal de cotação de fechamento – Jan/06 a Dez/12, 1756 observações.

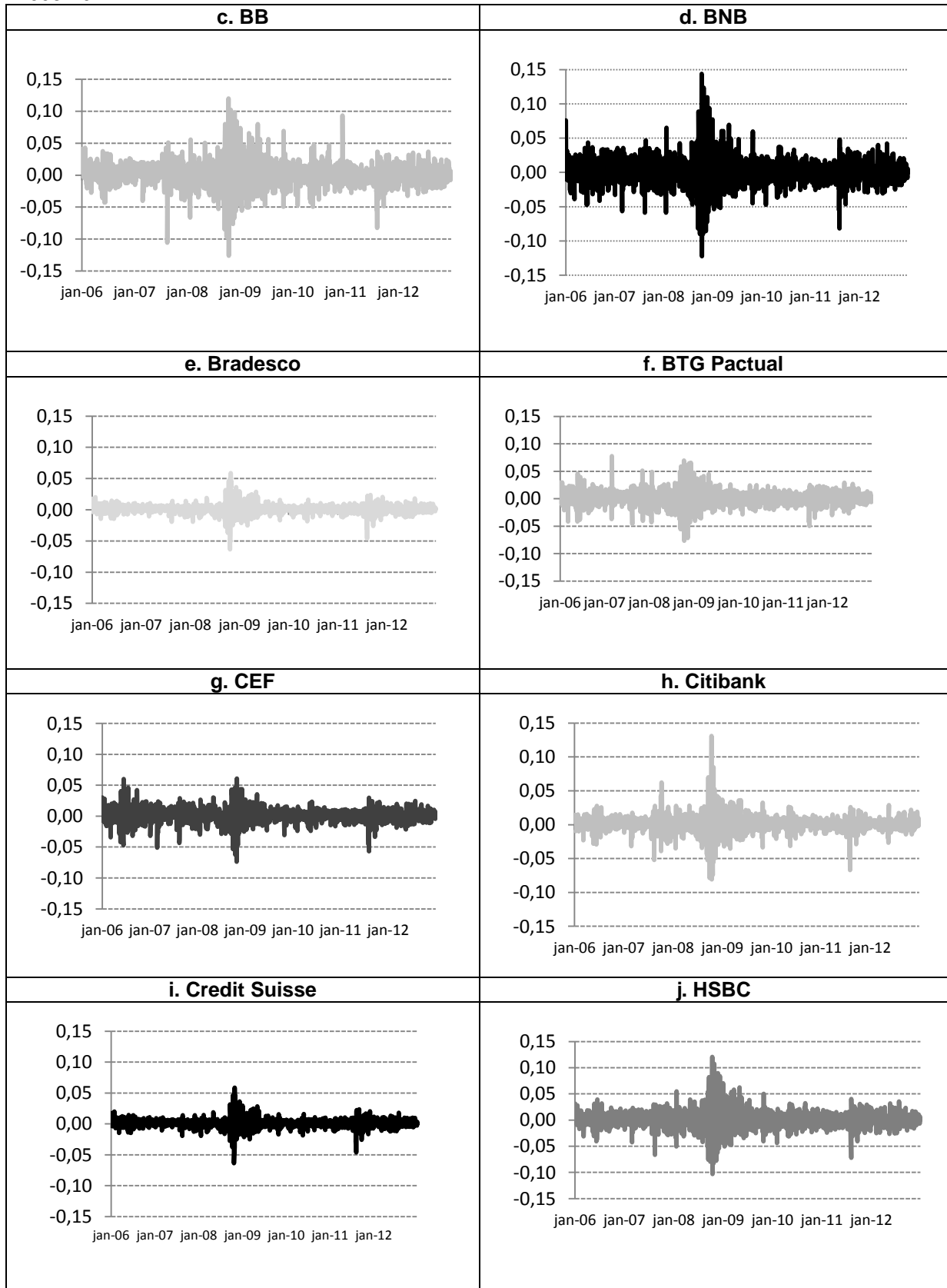
Figura 2 – Evolução dos retornos líquidos nominais dos treze maiores bancos residentes no Brasil - 2006-2012



Continua

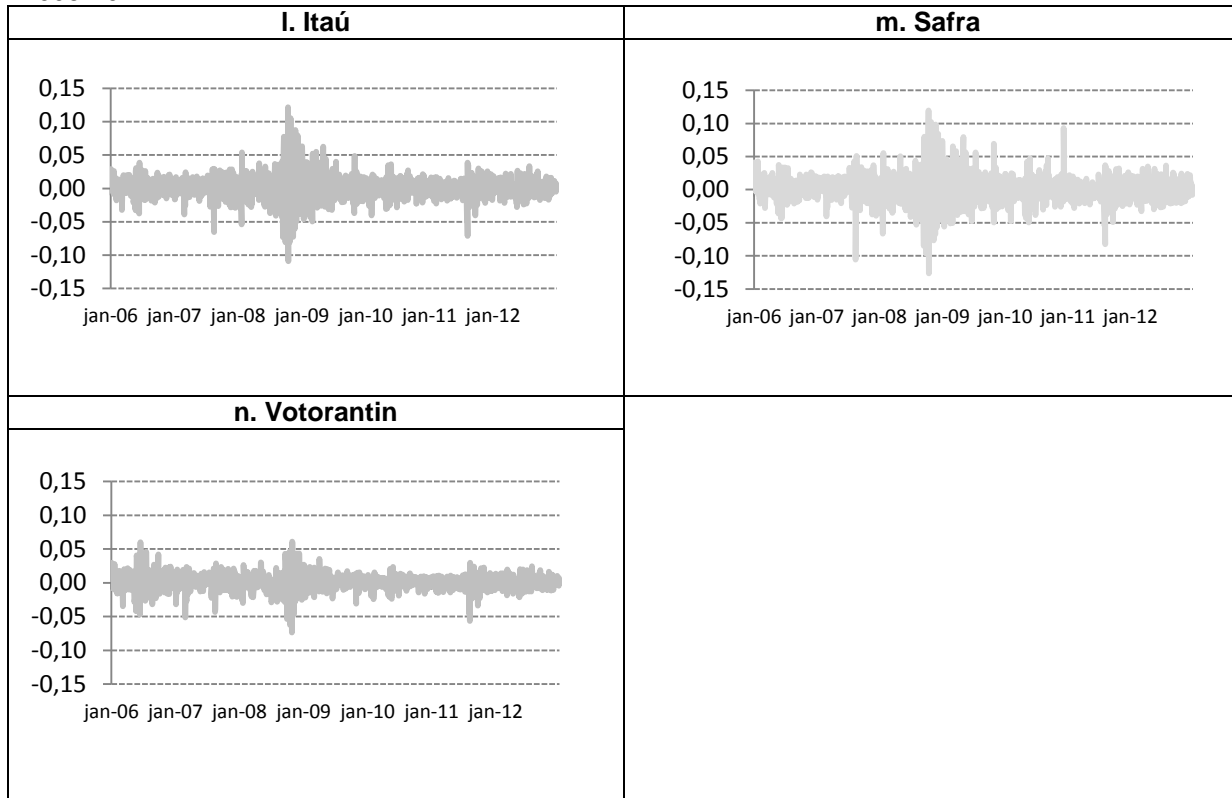
Continuação

Figura 2 – Evolução dos retornos líquidos nominais dos treze maiores bancos residentes no Brasil - 2006-2012



Continua

Figura 2 – Evolução dos retornos líquidos nominais dos treze maiores bancos residentes no Brasil - 2006-2012



Fonte: Bloomberg

Nota: Séries originais de retorno líquido nominal diário obtido a partir da série temporal de cotação de fechamento (*end-of-day*) dos bancos em questão, durante o período de janeiro de 2006 a dezembro de 2012, 1756 observações.

4.2 Modelos Best Fitting

Com o objetivo de se testar a hipótese de normalidade dos retornos dos bancos em estudo, realizou-se ainda o teste Jarque-Bera, cujo resultado encontra-se na tabela 2. Por isso, verifica-se que as distribuições das probabilidades para as séries de retorno possuem caudas mais pesadas que a distribuição Normal (MORETIN, 2008). A hipótese nula do teste de normalidade, para todos os bancos, foi rejeitada. Conforme nota-se na teoria, os resultados do teste comprovam esse mesmo entendimento.

Com a comprovação da não normalidade dos retornos, buscou-se com o auxílio do software *Easyfit*, a melhor distribuição de probabilidade que se ajustasse aos dados da pesquisa. O objetivo desse procedimento é calcular o *VaR Best Fitting* Incondicional, quando a volatilidade é constante, como também o *Var Best Fitting* Condicional, quando a volatilidade é variável. O software encontrou a melhor

distribuição para cada banco e também classificou essas distribuições comparando com a distribuição Normal. Na figura da página seguinte, podemos ilustrar essas comparações:

Tabela 3 – Ranking das distribuições das séries dos retornos dos treze maiores bancos residentes no Brasil 2006-2012

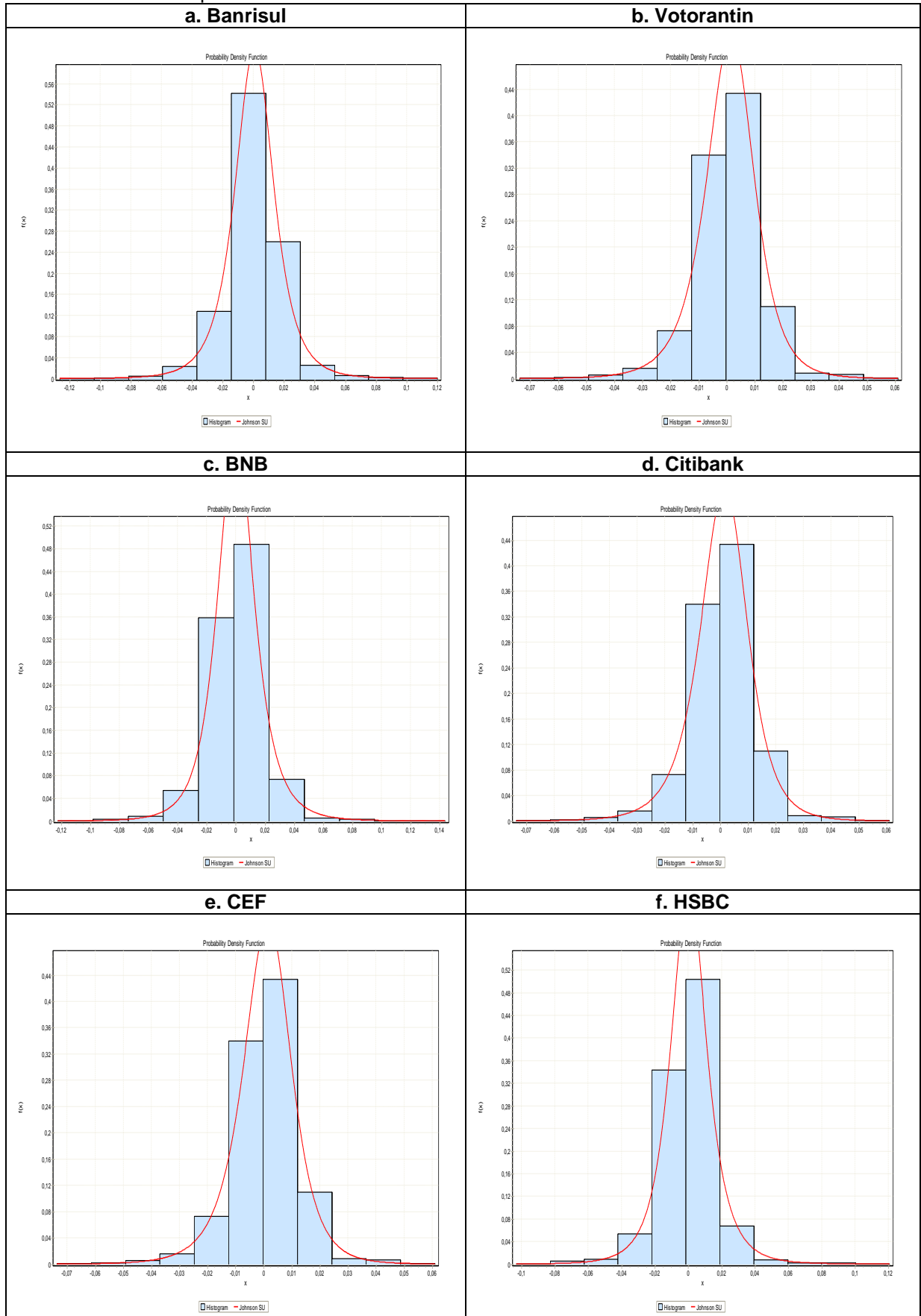
BNB			BANRISUL			VOTORANTIN		
Distribuição	Estatística	Ranking	Distribuição	Estatística	Ranking	Distribuição	Estatística	Ranking
Johnson SU	1,237	1º	Johnson SU	1,341	1º	Johnson SU	0,869	1º
Error	1,243	2º	Laplace	1,975	2º	Log-Logistic	2,536	2º
Laplace	1,243	3º	Error	1,975	3º	Error	2,651	3º
Normal	25,193	19º	Normal	21,967	11º	Normal	16,999	9º
CITIBANK			HSBC			CEF		
Distribuição	Estatística	Ranking	Distribuição	Estatística	Ranking	Distribuição	Estatística	Ranking
Johnson SU	1,341	1º	Johnson SU	2,0019	1º	Johnson SU	0,86908	1º
Laplace	1,975	2º	Laplace	2,5171	2º	Burr (4P)	2,3905	2º
Error	1,975	3º	Error	2,5171	3º	Log-Logistic	2,5228	3º
Normal	21,967	12º	Normal	25,81	16º	Normal	16,999	10º
BB			SANTANDER			SAFRA		
Distribuição	Estatística	Ranking	Distribuição	Estatística	Ranking	Distribuição	Estatística	Ranking
Johnson SU	2,669	1º	Johnson SU	1,7544	1º	Johnson SU	1,341	1º
Dagum (4P)	6,4306	2º	Laplace	2,0708	2º	Laplace	1,975	2º
Laplace	7,1858	3º	Error	2,0708	3º	Error	1,975	3º
Normal	43,344	11º	Normal	24,254	14º	Normal	21,967	11º
BRADESCO			ITAU					
Distribuição	Estatística	Ranking	Distribuição	Estatística	Ranking			
Johnson SU	2,6689	1º	Johnson SU	1,837	1º			
Dagum (4P)	6,4905	2º	Laplace	2,312	2º			
Laplace	7,186	3º	Error	2,312	3º			
Normal	43,344	12º	Normal	27,372	16º			
CREDIT SUISSE			BTG PACTUAL					
Distribuição	Estatística	Ranking	Distribuição	Estatística	Ranking			
Johnson SU	2,669	1º	Error	1,497	1º			
Laplace	7,186	2º	Laplace	1,497	2º			
Error	7,186	3º	Johnson SU	1,545	3º			
Normal	43,345	12º	Normal	18,501	11º			

Fonte: Elaboração do autor

Nota: 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.

Verifica-se na tabela acima que a distribuição Johnson Su obteve a melhor distribuição entre as probabilidades. Nota-se ainda que, a distribuição Normal encontra-se com posição bem inferior em relação às demais. Já a figura 3 da página seguinte, demonstra graficamente a melhor distribuição de probabilidade analisada. Estas distribuições foram capazes de acomodar melhor a assimetria e leptocurtose das séries de retorno dos maiores bancos residentes no país.

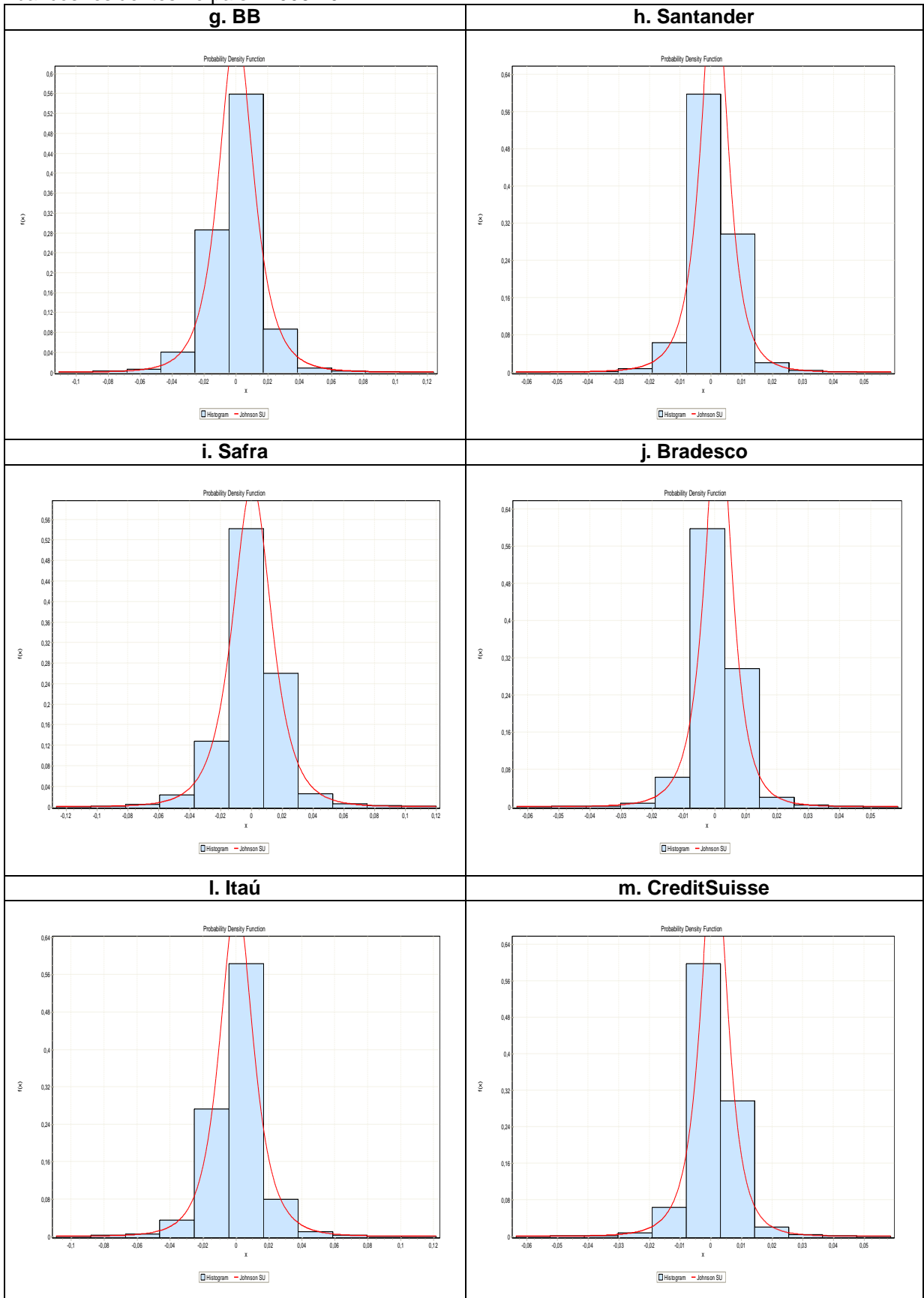
Figura 3 – Distribuição melhor ajustada às séries dos retornos líquidos nominais dos treze maiores bancos residentes no país - 2006-2012



Continua

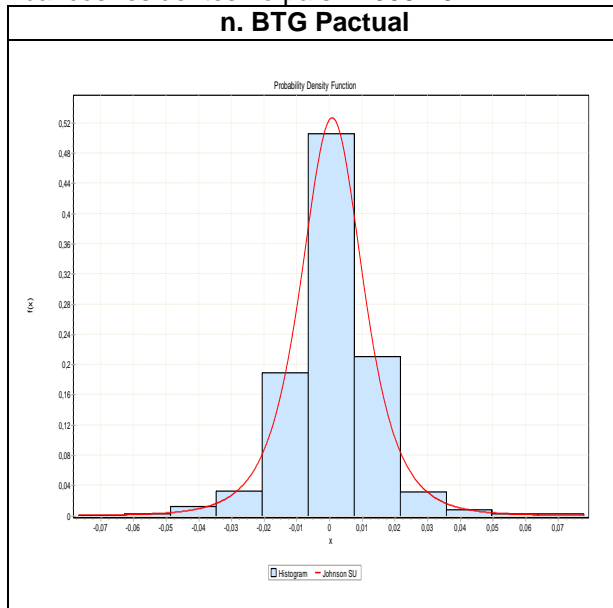
Continuação

Figura 3 – Distribuição melhor ajustada às séries dos retornos líquidos nominais dos treze maiores bancos residentes no país - 2006-2012



Continua

Figura 3 – Distribuição melhor ajustada às séries dos retornos líquidos nominais dos treze maiores bancos residentes no país - 2006-2012



Fonte: Bloomberg

Nota: Séries originais de retorno líquido nominal diário obtido a partir da série temporal de cotação de fechamento (*end-of-day*) dos bancos em questão, durante o período de janeiro de 2006 a dezembro de 2012, 1756 observações. / 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.

Nota-se na tabela 4, que a distribuição normal aparece para todos os bancos acima da 9ª colocação. Por isso, entendemos não ser um bom ajuste para os dados da pesquisa. Dessa forma, para o cálculo do Var Best Fitting, é extraído do Easyfit o $\sigma(1\%)$ conforme mostra a tabela a seguir.

Tabela 4 – Melhor distribuição das séries dos retornos dos trezes maiores bancos residentes no Brasil - 2006-2012

Banco	Melhor Distribuição (1ª posição)	Parâmetros estimados	x(1%)	Ranking Distr. Normal
BNB	Johnson SU	$\gamma=-0,07185$; $\delta=1,3287$; $\lambda=0,01885$; $\xi=-7,4450E-4$	-0,05043	19º
BANRISUL	Johnson SU	$\gamma=0,03227$; $\delta=1,3572$; $\lambda=0,0193$; $\xi=0,00113$	-0,05203	11º
VOTORANTIN	Johnson SU	$\gamma=0,18538$; $\delta=1,484$; $\lambda=0,01378$; $\xi=0,00285$	-0,03331	9º
CITIBANK	Johnson SU	$\gamma=0,03228$; $\delta=1,3572$; $\lambda=0,0193$; $\xi=0,00112$	-0,05204	12º
CEF	Johnson SU	$\gamma=0,18538$; $\delta=1,484$; $\lambda=0,01378$; $\xi=0,00286$	-0,0333	10º
HSBC	Johnson SU	$\gamma=-0,03121$; $\delta=1,3142$; $\lambda=0,01609$; $\xi=3,9177E-5$	-0,04468	16º
BB	Johnson SU	$\gamma=0,08844$; $\delta=1,1827$; $\lambda=0,00609$; $\xi=0,00154$	-0,02152	11º
SANTANDER	Johnson SU	$\gamma=-0,0384$; $\delta=1,3174$; $\lambda=0,01633$; $\xi=-6,8958E-5$	-0,04498	14º

Continua

Conclusão

Tabela 4 – Melhor distribuição das séries dos retornos dos trezes maiores bancos residentes no Brasil - 2006-2012

Banco	Melhor Distribuição (1ª posição)	Parâmetros estimados	x(1%)	Ranking Distr. Normal
SAFRA	Johnson SU	$\gamma=0,03228; \delta=1,3572; \lambda=0,0193; \xi=0,001$	-0,05216	11º
BRDESCO	Johnson SU	$\gamma=0,08844; \delta=1,1827; \lambda=0,00609; \xi=0,00609$	-0,02151	12º
ITAU	Johnson SU	$\gamma=-0,02406; \delta=1,2908; \lambda=0,0151; \xi=0,0151$	-0,04347	16º
CREDIT SUISSE	Johnson SU	$\gamma=0,08844; \delta=1,1827; \lambda=0,00609; \xi=0,00153$	-0,02153	12º
BTG PACTUAL	Laplace	$\gamma=0,01988; \delta=1,4632; \lambda=0,01558; \xi=0,001$	-0,03614	11º

Fonte: Elaboração do autor

Nota: Ranking elaborado pelo *EasyFit*, através do teste de Kolmogorov-Smirnov, ranking de distribuição disponibilizada pelo programa. / Séries originais de retorno líquido nominal diário obtido a partir da série temporal de cotação de fechamento (*end-of-day*) dos bancos em questão, durante o período de janeiro de 2006 a dezembro de 2012, 1756 observações.

Para o cálculo do α crítico (1%) das distribuições Jhonson SU e Laplace foram utilizadas as fórmulas abaixo, utilizando os parâmetros de cada distribuição, conforme mostrado a seguir:

i) Laplace para o caso do BTG Pactual

* VaR Best Fitting LAPLACE Incondicional (1%) = -3,614%

* $\mu = 0,0736$

* $\sigma = 1,36917$

* α crítico 1% Best Fiting Distr. Laplace =

$$\frac{(\mu - \text{VaR Best Fiting Laplace Incond}) \cdot (2^{0,5})}{\sigma} = 3,8090$$

ii) Jhonson SU para o caso do Banco do Brasil

$\xi = 0,00154$

$\delta = 1,1827$

$\lambda = 0,00609$

$\gamma = 0,08844$

* $\omega = \lambda \cdot 3 \cdot E\chi\rho \left(\frac{(1 - 2 \cdot \gamma \cdot \delta)}{2 \cdot (\delta^2)} \right)$

* VaR Best Fitting Jhonson Incondicional (1%) = -2,152

* $\mu = 0,0879$

* $\sigma = 0,7692$

$$* \alpha \text{ crítico } 1\% \text{ Best Fiting Distr. Jhonson} = \frac{(-\mu + \text{VaR Best Fiting Jhonson Incond.} + \omega)}{\sigma} = 1,5354$$

4.3 Modelos ARMA-GARCH

Como já foi constatado que a série de retornos é heterocedástica, serão apresentados nesta seção os modelos ARMA-GARCH utilizados para a modelagem da volatilidade condicional. Os modelos ARMA_GARCH são importantes para o cálculo final do VaR condicional. Na tabela abaixo, são apresentados os resultados dos modelos ARMA estimados para as séries de retornos dos treze maiores bancos residentes no país. O teste ARCH-LM comprovou a presença de heterocedasticidade conforme mencionado anteriormente. O resultado desse teste encontra-se na tabela de nº 2.

Tabela 5 – Modelos ARMA estimados para as séries dos retornos dos treze maiores bancos residentes no Brasil 2006-2012

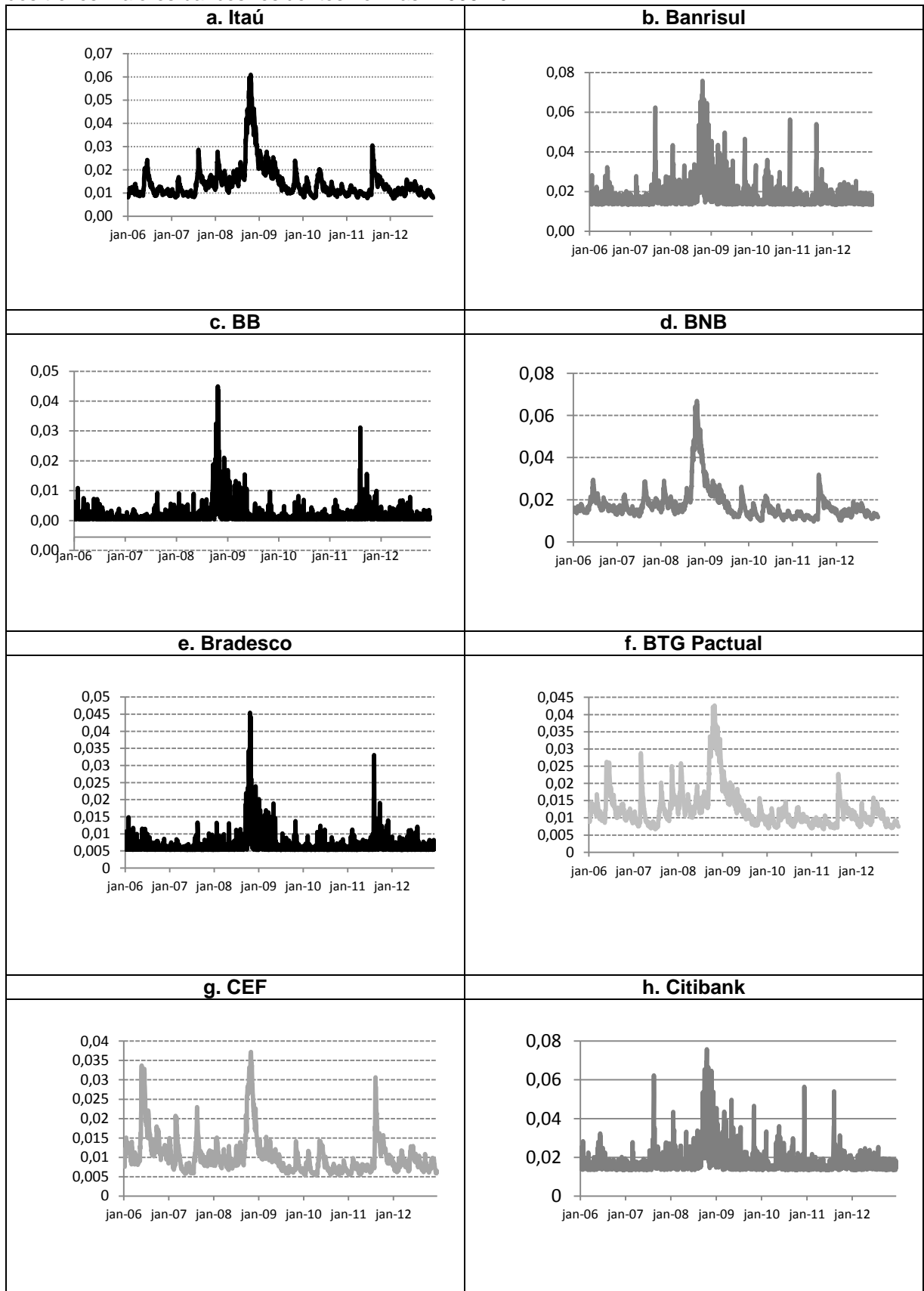
BANCO	Modelo ARMA	BANCO	Modelo ARMA	BANCO	Modelo ARMA
BNB	ARMA(2,2)	VOTORANTIN	ARMA(0,1)	SANTANDER	ARMA(1,2)
BANRISUL	ARMA(1,0)	SAFRA	ARMA(0,1)	CITIBANK	ARMA(2,2)
BRADESCO	ARMA(0,1)	ITAÚ	ARMA(2,2)	CREDIT SUISSE	ARMA(1,0)
HSBC	ARMA(1,2)	BB	ARMA(0,1)	CEF	ARMA(1,2)
BTG PACTUAL	ARMA(0,1)				

Fonte Software E-views

Nota: (1) Modelos ARMA estimados via MQO, utilizando-se o coeficiente de Newey-West para heteroscedasticidade. / (2) Seleção do melhor modelo: i) Critério de Informação de Akaike (AIC) e ii) Critério de Desempate: Critério de Schwarz.

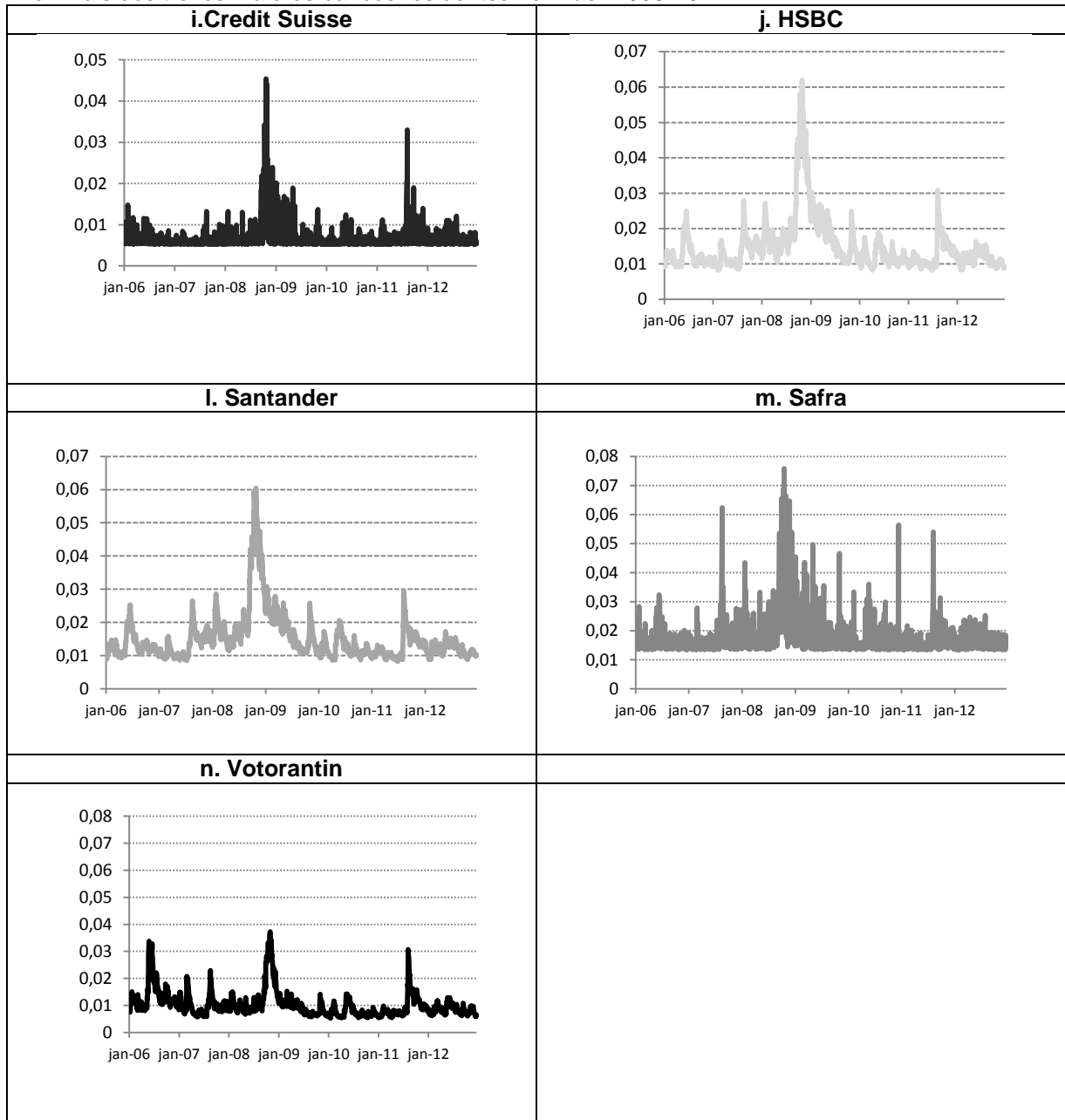
As volatilidades condicionais serão apresentas na figura 4 de acordo com os modelos estimados na tabela 6.

Figura 4 – Volatilidade condicional obtida através dos modelos ARMA-GARCH dos retornos nominais dos trezes maiores bancos residentes no Brasil 2006-2012



Continua

Figura 4 – Volatilidade condicional obtida através dos modelos ARMA-GARCH dos retornos nominais dos trezes maiores bancos residentes no Brasil 2006-2012



Fonte: Bloomberg

Nota: Séries originais de retorno líquido nominal diário obtido a partir da série temporal de cotação de fechamento (*end-of-day*) dos bancos em questão, durante o período de janeiro de 2006 a dezembro de 2012, 1756 observações. / Previsão um passo à frente realizada através do método de previsão estática.

Nos gráficos exibidos na figura anterior, percebem-se agrupamentos de volatilidade mais concentradas no fim do ano de 2008 e início de 2009, consequências da crise econômica internacional. Os bancos SAFRA, Citibank e Banrisul apresentaram picos mais acentuados. Já os bancos Banco do Brasil, Credit Suisse, Bradesco, CEF e Votorantin apresentaram menos volatilidade.

Finalizando, na tabela 6, são apresentadas as melhores especificações dos modelos ARMA-GARCH. Notam-se algumas especificações distintas, entretanto, em sua maioria, as séries de volatilidades não são tão parcimoniosas. A melhor especificação encontrada foi o do Banco do Brasil e do Bradesco. Esse ajustamento pode ser comprovado pelos p-valores e parâmetros apresentados na tabela. A estatística “t” dos parâmetros foram também analisados. Quando “t” for igual a zero melhor a especificação. E por fim, o critério de Akaike foi verificado. Quanto menor esse índice melhor o critério de ajuste. (MORETIN, 2008). Para uma melhor visualização dos dados, a tabela 6 será visualizada a seguir.

Tabela 6 – Estimação dos modelos ARMA-GARCH

Banco	Modelo (Melhor especificação)	Estimação dos parâmetros (p-valor entre parênteses)	Log verossim.	Crit. de inf. Akaike	Crit. de inf. Schwarz	Estat. (p-valor)
BANRISUL	AR(1)-ARCH(2)	$y_t = 0,002816 + 0,048097y_{t-1}$ <p>(0,0000) (0,0439)</p> $\sigma_t^2 = 0,000180 + 0,158747\varepsilon_{t-1}^2 + 0,358242\varepsilon_{t-2}^2$ <p>(0,0000) (0,0005) (0,0000)</p>	4637,2240	-5.278.477	-5.253.530	0,019862
BB	MA(1)-ARCH(1)	$y_t = 0,010534 - 0,119729y_{t-1}$ <p>(0,0567) (0,0000)</p> $\sigma_t^2 = 2,84E-05 + 0,451318\varepsilon_{t-1}^2$ <p>(0,0000) (0,0000)</p>	6374,4350	-7,2604	-7,2386	0,0000
BRDESCO	MA(1)-ARCH(1)	$y_t = 0,001086 - 0,692503y_{t-1} - 0,581739 y_{t-2} + 0,881359 y_{t-3} + 0,700027\varepsilon_{t-1}$ <p>(0,0000) (0,0000) (0,0000) (0,0000) (0,0000)</p> $\sigma_t^2 = 2,84E-05 + 0,45131\varepsilon_{t-1}^2$ <p>(0,0000) (0,0000)</p>	6374,4360	-7,2605	-7,2386	0,0000
BTG PACTUAL	MA(1)-GARCH(1,1)	$y_t = 0,00091 + 1,118249y_{t-1} - 0,370888y_{t-2} - 1,020223\varepsilon_{t-3} + 0,268302 \varepsilon_{t-1}$ <p>(0,0001) (0,0000) (0,0155) (0,0000) (0,0900)</p> $\sigma_t^2 = 3,38E-06 + 0,111139\varepsilon_{t-1}^2 + 0,870811^2 \varepsilon_{t-2}^2$ <p>(0,0128) (0,0002) (0,0000)</p>	5334,5930	-6,0737	-6,0487	0,0013
CEF	ARMA(1,2)-GARCH(1,1)	$y_t = 0,001245 - 0,856497y_{t-1} - 0,019732y_{t-2} + 1,222014\varepsilon_{t-3} + 0,350830 \varepsilon_{t-1}$ <p>(0,0001) (0,0000) (0,7981) (0,0000) (0,0900)</p> $\sigma_t^2 = 2,75E-06 + 0,130659\varepsilon_{t-1}^2 + 0,849150^2 \varepsilon_{t-2}^2$ <p>(0,0012) (0,0000) (0,0000)</p>	5676,5410	-6,4635	-6,4386	0,0000
CITIBANK	ARMA(2,2)-ARCH(2)	$y_t = 0,001245 - 0,207417y_{t-1} - 0,826306y_{t-2} + 0,261939\varepsilon_{t-3} + 0,840234 \varepsilon_{t-1}$ <p>(0,0030) (0,0671) (0,0000) (0,0120) (0,0000)</p> $\sigma_t^2 = 0,000180 + 0,158747\varepsilon_{t-1}^2 + 0,358241^2 \varepsilon_{t-2}^2$ <p>(0,0000) (0,0005) (0,0000)</p>	4637,2250	-5,2784	-5,2535	0,0199
CREDIT SUISSE	AR(1)-ARCH(1)	$y_t = 0,001066 - 0,602519y_{t-1} - 0,581684y_{t-2} + 0,881400\varepsilon_{t-3} + 0,700006 \varepsilon_{t-1}$ <p>(0,0000) (0,0000) (0,0000) (0,0000) (0,0000)</p> $\sigma_t^2 = 2,84E-05 + 0,451357\varepsilon_{t-1}^2$ <p>(0,0000) (0,0005)</p>	6374,4350	-7,2604	-7,2386	0,0000

Continua

Tabela 6 – Estimação dos modelos ARMA-GARCH

Banco	Modelo (Melhor especificação)	Estimação dos parâmetros (p-valor entre parênteses)	Log verosim.	Crit. de inf. Akaike	Crit. de inf. Schwarz	Estat. (p-valor)
HSBC	ARMA(1,2)-GARCH(1,1)	$y_t = 0,000891 + 1,148018y_{t-1} - 0,372096y_{t-2} - 1,067580\varepsilon_{t-3} + 0,273381 \varepsilon_{t-1}$ <p>(0,0005) (0,0000) (0,0052) (0,0000) (0,0448)</p> $\sigma_t^2 = 4,29E-06 + 0,099551\varepsilon_{t-1}^2 + 0,882237 \varepsilon_{t-2}^2$ <p>(0,0302) (0,0000) (0,0000)</p>	5043,0590	-5,7412	-5,7162	0,0640
SANTANDER	ARMA(1,2)-GARCH(1,1)	$y_t = 0,000871 + 1,055962y_{t-1} - 0,201132y_{t-2} - 0,977188\varepsilon_{t-3} + 0,104508 \varepsilon_{t-1}$ <p>(0,0006) (0,0000) (0,2598) (0,0000) (0,5595)</p> $\sigma_t^2 = 4,37E-06 + 0,095524\varepsilon_{t-1}^2 + 0,886644 \varepsilon_{t-2}^2$ <p>(0,0282) (0,0001) (0,0000)</p>	5003,8160	-5,6964	-5,6715	0,0549
SAFRA	MA(1)-ARCH(2)	$y_t = 0,000891 + 1,148018y_{t-1} - 0,372096y_{t-2} - 1,067580\varepsilon_{t-3} + 0,273381 \varepsilon_{t-1}$ <p>(0,0005) (0,0000) (0,0052) (0,0000) (0,0448)</p> $\sigma_t^2 = 4,29E-06 + 0,099551\varepsilon_{t-1}^2 + 0,882237 \varepsilon_{t-2}^2$ <p>(0,0302) (0,0000) (0,0000)</p>	4637,2250	-5,2784	-5,2535	0,0198
VOTORANTIN	MA(1)-GARCH(1,1)	$y_t = 0,001235 - 0,856525y_{t-1} - 0,019730y_{t-2} + 1,222040\varepsilon_{t-3} + 0,350829 \varepsilon_{t-1}$ <p>(0,0000) (0,0000) (0,7982) (0,0000) (0,0000)</p> $\sigma_t^2 = 2,75E-06 + 0,130659\varepsilon_{t-1}^2 + 0,899150 \varepsilon_{t-2}^2$ <p>(0,0012) (0,0000) (0,0000)</p>	5676,5410	-6,4635	-6,4386	0,0000
BNB	ARMA(2,2)-GARCH(1,1)	$y_t = 0,000803 - 1,05248y_{t-1} - 0,979017y_{t-2} + 1,062034\varepsilon_{t-3} + 0,994985 \varepsilon_{t-1}$ <p>(0,0207) (0,0000) (0,0000) (0,0000) (0,0000)</p> $\sigma_t^2 = 5,71E-06 + 0,082822\varepsilon_{t-1}^2 + 0,8989 \varepsilon_{t-2}^2$ <p>(0,0289) (0,0001) (0,0000)</p>	4743,3080	-5,3994	3744,0000	0,0022

Fonte: Elaboração do autor

Nota: 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.

4.4 Estimação do Value at Risk

Nas figuras 5 e 6 são apresentadas, graficamente, as evoluções temporais estimadas das séries de volatilidade dos treze maiores bancos residentes no país, utilizando os dois modelos aqui estudados. Recapitulando, uma vez mais, são eles: VaR Gaussiano e *VaR Best Fitting*.

Lembramos que o nível de confiança adotado no cálculo do VaR foi de 99% para o horizonte de 01(um) dia.

Atendo-se, inicialmente, a figura 5, para as exceções verificadas nos dois modelos Gaussianos, todos os bancos apresentaram taxas de exceção superiores à esperada, de 1%. Os destaques negativos ficaram com o Votorantin, Caixa Econômica e Bradesco, cujas taxas resultaram em 2,1%, 2,1% e 2,2%, para o VaR Incondicional, respectivamente. Para Jorion,

[...] quando um modelo é perfeitamente calibrado, o número de observações fora dos limites de VaR deve estar em sintonia com o nível de confiança. O número de vezes que a perda realizada excede o VaR é também conhecido como exceções. Quando há muitas, o modelo está subestimando o risco. Isso representa um problema sério, pois um montante insuficiente de capital pode estar sendo alocado para as unidades de negócios. Poucas exceções também representam um problema, pois isso leva a uma alocação de capital excessiva ou ineficientes entre as unidades.

Das treze instituições pesquisadas, 12 delas apresentaram reduções nos números de violações em relação ao modelo incondicional, com destaque significativo para o BTG Pactual, Caixa Econômica e Votorantin. Cabe observar que o resultado da crise de 2008 nas violações do modelo Gaussiano Incondicional é bastante robusta. Para se ter uma ideia, levando-se em conta apenas o período de 01/09/2008 a 31/12/2008, o modelo Incondicional obteve 35% do total de violações. Por outro lado, no modelo condicional esse valor é de apenas 13%. Podemos inferir que esses valores eram esperados, tendo em vista que os modelos condicionais, por levarem em consideração informações passadas, conseguem fazer melhores previsões.

Já o *VaR Best Fitting* obteve uma redução significativa no total de violações em relação aos modelos Gaussianos, demonstrando que o *VaR Best Fitting* é mais conservador. As 13 instituições analisadas, apresentaram reduções em suas violações. Para o *VaR Best Fitting* Incondicional, apenas três (03) bancos obtiveram taxas de exceções em conformidade com o esperado. Agora, para o VaR

Best Fitting Condicional, 08 (oito) bancos tiveram taxas inferiores a 1%. Reforçando, uma vez mais que, taxa muito excessiva bem como taxas muito inferiores ao nível de exceção esperado, torna-se o modelo inadequado.

Por último, levando-se em conta, as figuras 6 e 7, o Bradesco apresenta as menores taxas para três dos quatro modelos estudados, seguido do Credit Suisse e Banco do Brasil.

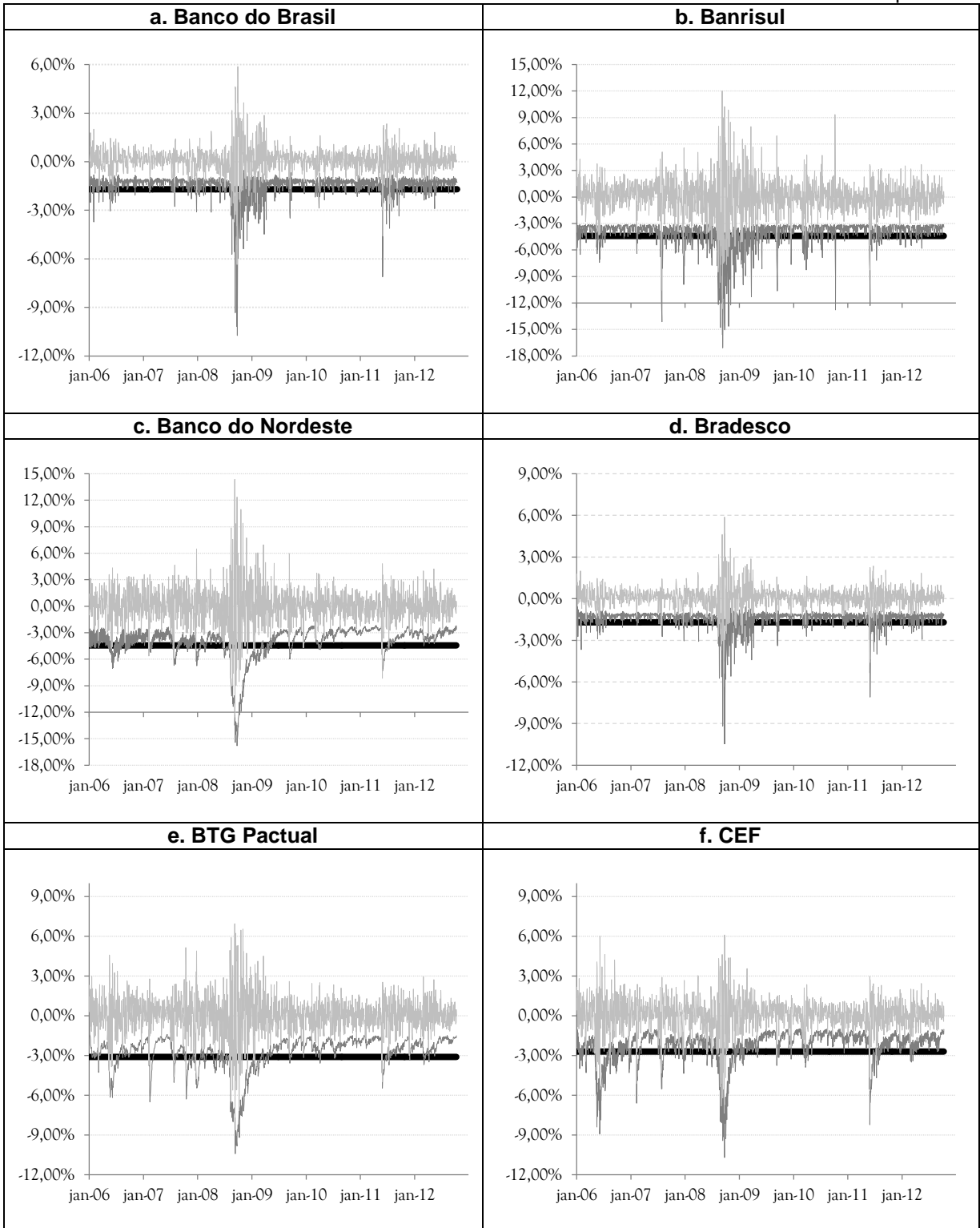
Com o objetivo de analisar todas as especificações de VaR, a tabela 10 sintetiza todos os resultados dos *backtestings* realizados. Esses testes foram feitos com base no modelo proposto por Kupiec (1995) e Christoffersen (1998), de forma individual e em conjunto. Ainda conforme Jorion (2010), “os modelos de VaR são úteis unicamente quando é possível demonstrar que eles são razoavelmente precisos”.

Analisando os testes estatísticos de forma ampla, percebe-se que os modelos condicionais obtiveram melhores desempenhos, sendo aceitos para todos os bancos em pelo menos um nível de confiança. Partindo para os modelos Incondicionais, percebe-se que o *VaR Best Fitting* Incondicional consegue uma melhor aceitação em relação ao VaR Gaussiano Incondicional.

Referindo-se, agora, as análises individuais, nota-se um equilíbrio no teste de Kupiec entre os modelos Condicionais e Incondicionais. As aceitações resultaram em 16 contra 13 para os Condicionais. Ainda sobre o modelo Condicional, o mesmo se mostrou mais aderente ao teste de Christoffersen e ao teste conjunto Kupiec-Chisttoffersen. A quantidade de aceitações para esses dois testes foi bastante significativa.

Verificou-se, por fim, que, apesar da superioridade dos modelos condicionais, não houve uma estimativa de VaR que fosse aceita para todos os bancos em análise.

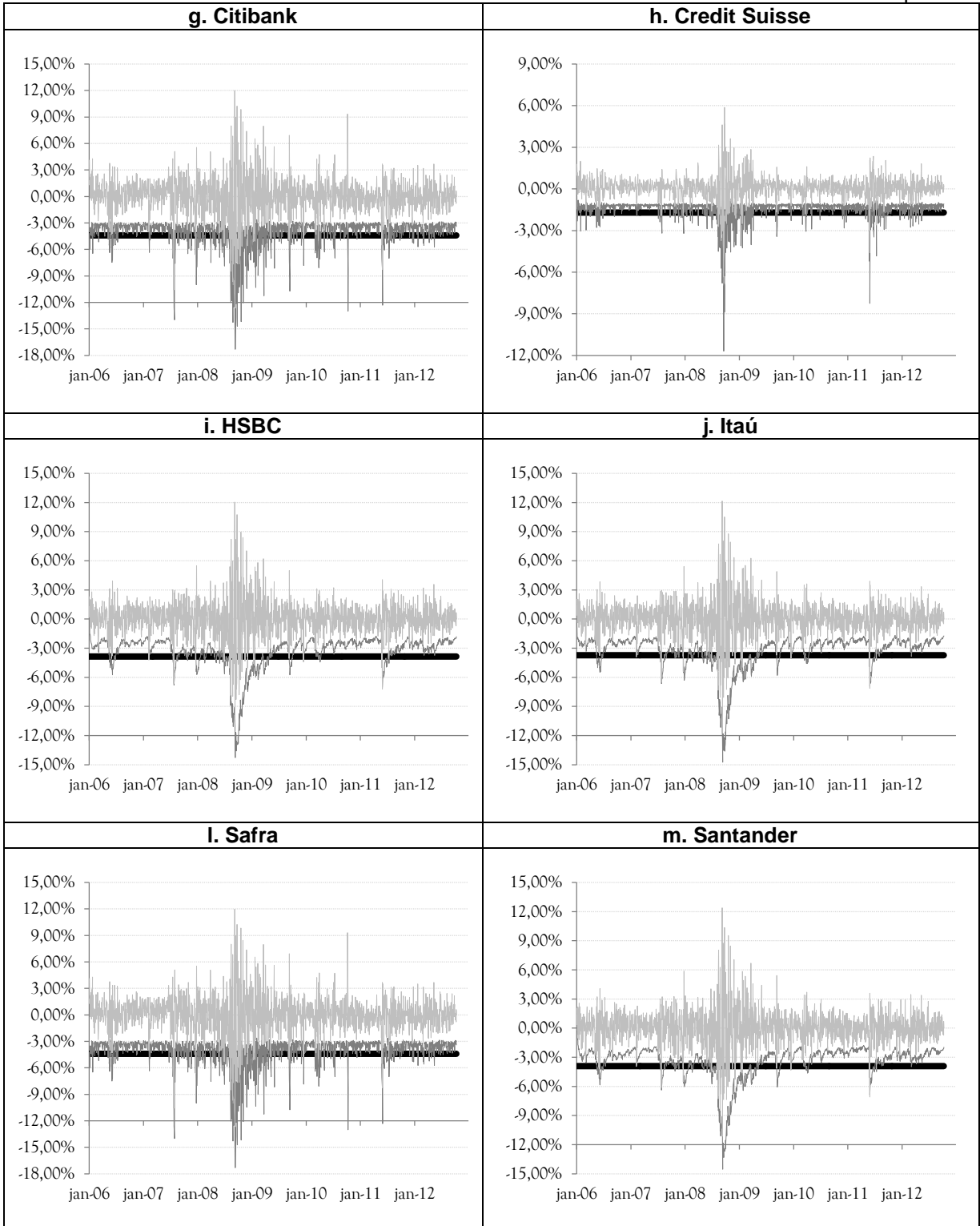
Figura 5 – Séries estimadas de VaR Absoluto, a 99% de nível de confiança para 01 dia, sob os métodos Gaussiano das séries de retornos nominais dos treze maiores bancos residentes no país



Continua

Continuação

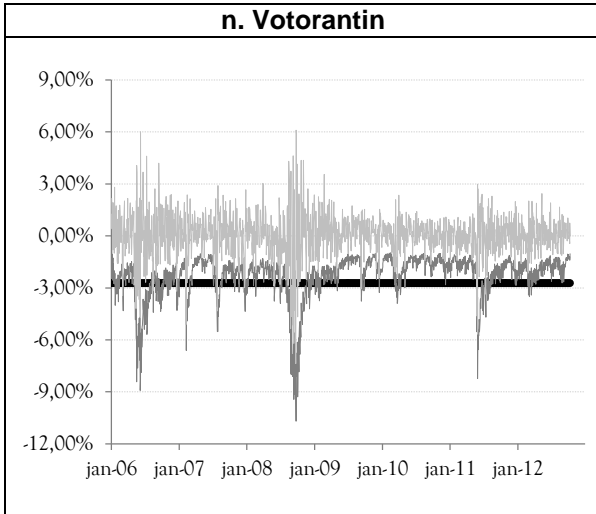
Figura 5 – Séries estimadas de VaR Absoluto, a 99% de nível de confiança para 01 dia, sob os métodos Gaussiano das séries de retornos nominais dos treze maiores bancos residentes no país



Continua

Conclusão

Figura 5 – Séries estimadas de VaR Absoluto, a 99% de nível de confiança para 01 dia, sob os métodos Gaussiano das séries de retornos nominais dos treze maiores bancos residentes no país

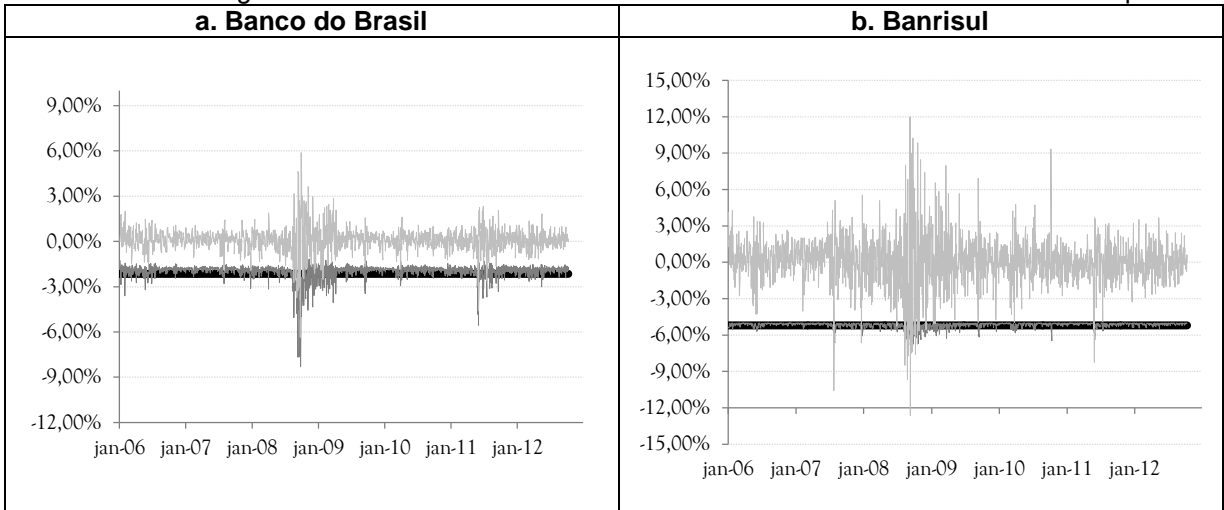


Fonte: Elaboração do autor

Nota: Procedimento realizado através de previsões *in-sample* para toda a amostra de 1756 observações, jan/06 a dez/12

■ Retorno Diário Líquido Nominal ■ VaR Gaussiano Incondicional
■ VaR Gaussiano Condicional

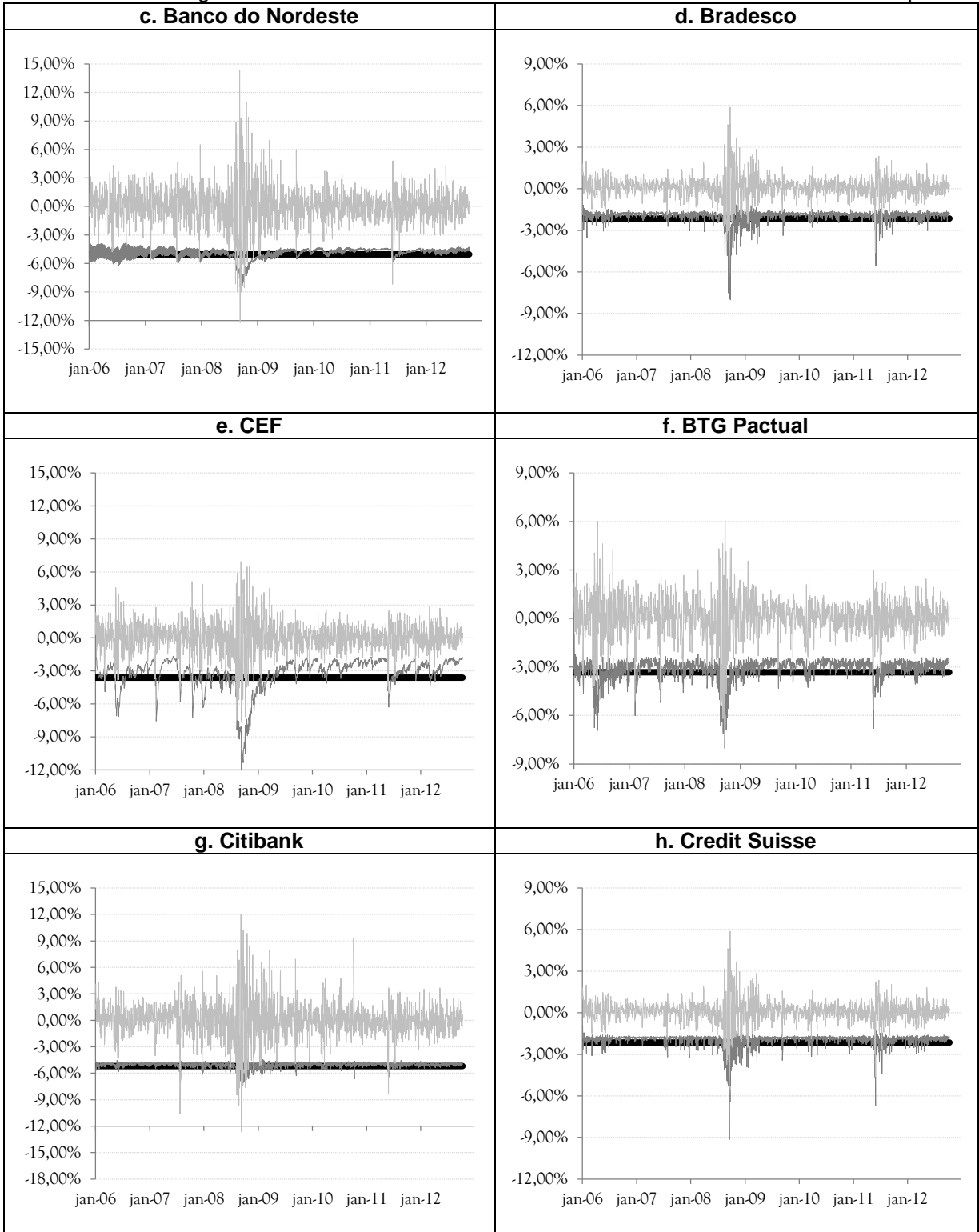
Figura 6 – Séries estimadas de VaR Absoluto, a 99% de nível de confiança para 01 dia, sob os métodos *Best Fitting* das séries de retornos nominais dos treze maiores bancos residentes no país



Continua

Continuação

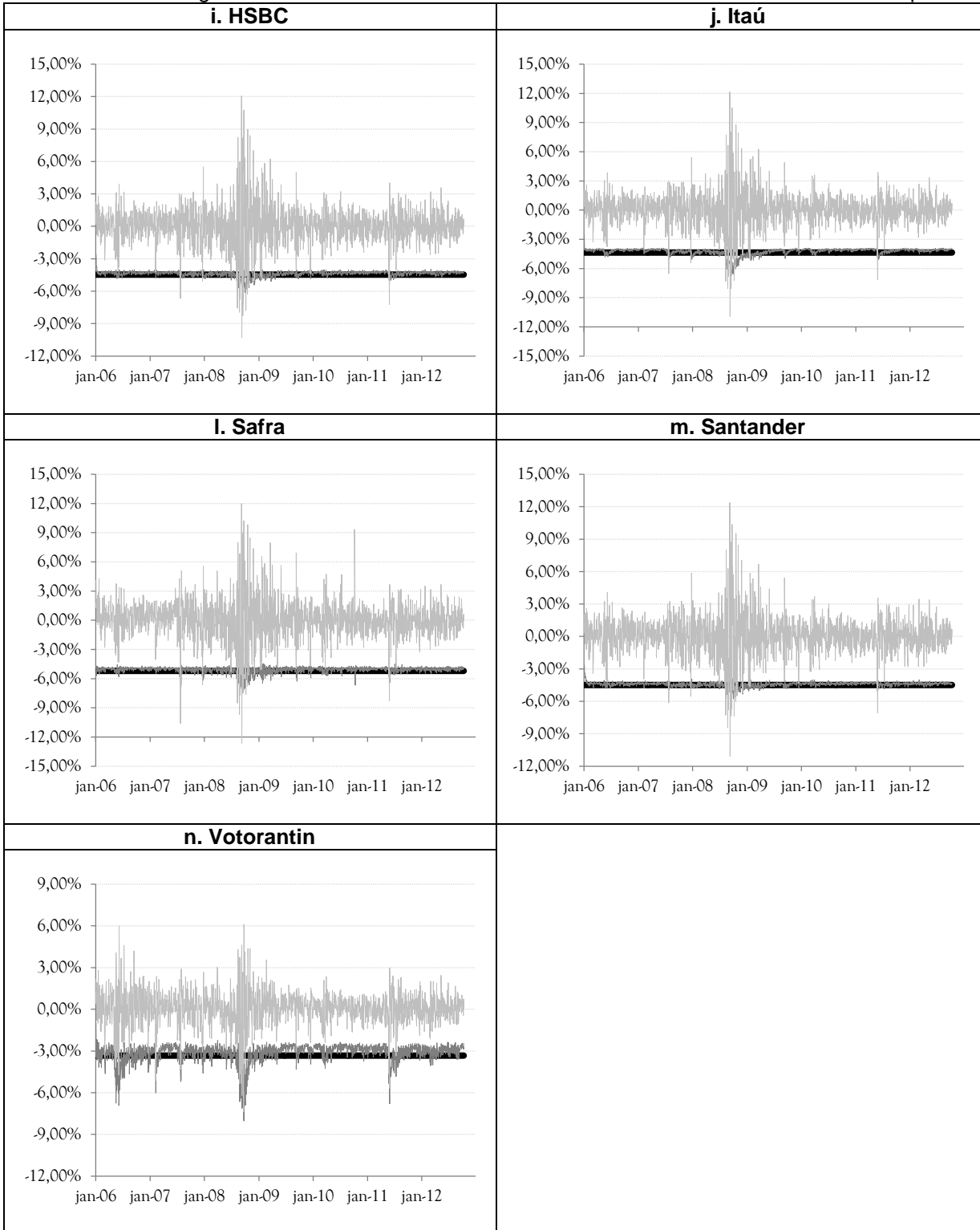
Figura 6 – Séries estimadas de VaR Absoluto, a 99% de nível de confiança para 01 dia, sob os métodos *Best Fitting* das séries de retornos nominais dos treze maiores bancos residentes no país



Continua

Conclusão

Figura 6 – Séries estimadas de VaR Absoluto, a 99% de nível de confiança para 01 dia, sob os métodos *Best Fitting* das séries de retornos nominais dos treze maiores bancos residentes no país



Fonte: Elaboração do autor

Nota: Procedimento realizado através de previsões *in-sample* para toda a amostra de 1756 observações, jan/06 a dez/12

Retorno Diário Líquido Nominal
 VaR *Best Fitting* Incondicional
 VaR *Best Fitting* Condicional

Tabela 7 – Backtesting das séries diárias estimadas de VaR, com 99% de confiança, dos retornos dos treze maiores bancos residentes no país

Banco	VaR - Tipo	Exceções em 1.756 obs. diárias			Teste de Kupiec ^a			Teste de Christoffersen ^b			Teste Conjunto de Kupiec e Christoffersen ^c		
		Nível Conf.	Nº	%	Estatística teste LR _{UC}	Vl. crítico $\chi^2(1)$	Resultado Teste ^f	Estatística teste LR _{ind}	Vl. crítico $\chi^2(1)$	Resultado Teste ^f	Estatística teste LR _{cc}	Vl. crítico $\chi^2(2)$	Resultado Teste ^f
BB	Gaussiano Incondicional	99%	31	1,76%	8,4	3,84	Rejeita	45,83	3,84	Rejeita	54,29	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Incondicional	99%	18	1,02%	0,011	3,84	Aceita	43,33	3,84	Rejeita	43,30	5,99	Rejeita
	Gaussiano Condicional	99%	20	1,13%	0,32	3,84	Aceita	0,00	3,84	Aceita	0,32	5,99	Aceita
	<i>Best Fitting</i> Condicional	99%	12	0,68%	2,001	3,84	Aceita	9,59	3,84	Rejeita	11,59	5,99	Rejeita
Banrisul	Gaussiano Incondicional	99%	32	1,82%	9,6	3,84	Rejeita	2,23	3,84	Aceita	11,8	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Incondicional	99%	20	1,13%	0,32	3,84	Aceita	1,47	3,84	Aceita	1,8	5,99	Aceita
	Gaussiano Condicional	99%	28	1,59%	5,31	3,84	Rejeita	635,3	3,84	Rejeita	640	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Condicional	99%	18	1,02%	0,01	3,84	Aceita	1,82	3,84	Aceita	1,83	5,99	Aceita
BNB	Gaussiano Incondicional	99%	31	1,76%	8,46	3,84	Rejeita	2,42	3,84	Aceita	10,88	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Incondicional	99%	20	1,13%	0,32	3,84	Aceita	1,47	3,84	Aceita	1,8	5,99	Aceita
	Gaussiano Condicional	99%	30	1,70%	7,34	3,84	Rejeita	0,00	3,84	Aceita	7,34	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Condicional	99%	17	0,96%	0,018	3,84	Aceita	0,00	3,84	Aceita	0,018	5,99	Aceita
Bradesco	Gaussiano Incondicional	99%	31	1,76%	8,4	3,84	Rejeita	45,8	3,84	Rejeita	54,2	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Incondicional	99%	18	1,02%	0,011	3,84	Aceita	43,33	3,84	Rejeita	43,3	5,99	Rejeita
	Gaussiano Condicional	99%	39	2,22%	19,62	3,84	Rejeita	799,3	3,84	Rejeita	818,9	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Condicional	99%	13	0,74%	1,31	3,84	Aceita	16,65	3,84	Rejeita	17,5	5,99	Rejeita
BTG	Gaussiano Incondicional	99%	34	1,90%	12,2	3,84	Rejeita	8,4	3,84	Rejeita	20,60	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Incondicional	99%	26	1,48%	3,57	3,84	Aceita	3,572	3,84	Aceita	7,14	5,99	Rejeita
	Gaussiano Condicional	99%	31	1,76%	8,46	3,84	Rejeita	0,00	3,84	Aceita	8,46	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Condicional	99%	11	0,63%	2,85	3,84	Aceita	0,00	3,84	Aceita	2,85	5,99	Aceita
CEF	Gaussiano Incondicional	99%	37	2,10%	16,4	3,84	Rejeita	31,7	3,84	Rejeita	48,6	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Incondicional	99%	23	1,31%	1,55	3,84	Aceita	20,79	3,84	Rejeita	22,34	5,99	Rejeita
	Gaussiano Condicional	99%	32	1,82%	9,6	3,84	Rejeita	0	3,84	Aceita	9,6	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Condicional	99%	11	0,63%	2,80	3,84	Aceita	0,00	3,84	Aceita	2,80	5,99	Aceita
Citibank	Gaussiano Incondicional	99%	32	1,82%	9,60	3,84	Rejeita	2,23	3,84	Aceita	11,8	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Incondicional	99%	20	1,13%	0,32	3,84	Aceita	1,47	3,84	Aceita	1,8	5,99	Aceita
	Gaussiano Condicional	99%	32	1,82%	9,60	3,84	Rejeita	0,26	3,84	Aceita	9,9	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Condicional	99%	18	1,02%	0,01	3,84	Aceita	1,82	3,84	Aceita	1,83	5,99	Aceita
Credit Suisse	Gaussiano Incondicional	99%	31	1,76%	8	3,84	Rejeita	45,8	3,84	Rejeita	54,2	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Incondicional	99%	18	1,02%	0,011	3,84	Aceita	43,3	3,84	Rejeita	43,3	5,99	Rejeita
	Gaussiano Condicional	99%	29	1,65%	6,29	3,84	Rejeita	0	3,84	Aceita	6,2	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Condicional	99%	12	0,68%	2,001	3,84	Aceita	0	3,84	Aceita	2,01	5,99	Aceita

Continua

Tabela 7 – Backtesting das séries diárias estimadas de VaR, com 99% de confiança, dos retornos dos treze maiores bancos residentes no país

Banco	VaR - Tipo	Exceções em 1.756 obs. diárias			Teste de Kupiec ^a			Teste de Christoffersen ^b			Teste Conjunto de Kupiec e Christoffersen ^c		
		Nível Conf.	Nº	%	Estatística teste LR _{uc}	VI. crítico $\chi^2(1)$	Resultado Teste ^f	Estatística teste LR _{ind}	VI. crítico $\chi^2(1)$	Resultado Teste ^f	Estatística teste LR _{cc}	VI. crítico $\chi^2(2)$	Resultado Teste ^f
HSBC	Gaussiano Incondicional	99%	33	1,87%	10,8	3,84	Rejeita	8,89	3,84	Rejeita	19,70	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Incondicional	99%	23	1,31%	1,55	3,84	Aceita	4,43	3,84	Rejeita	5,98	5,99	Aceita
	Gaussiano Condicional	99%	27	1,53%	4,4	3,84	Rejeita	0,00	3,84	Aceita	4,40	5,99	Aceita
	<i>Best Fitting</i> Condicional	99%	20	1,13%	0,32	3,84	Aceita	1,47	3,84	Aceita	1,80	5,99	Aceita
Itaú	Gaussiano Incondicional	99%	33	1,87%	10,89	3,84	Rejeita	8,89	3,84	Rejeita	19,78	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Incondicional	99%	19	1,08%	0,11	3,84	Aceita	1,64	3,84	Aceita	1,75	5,99	Aceita
	Gaussiano Condicional	99%	26	1,48%	3,57	3,84	Aceita	0	3,84	Aceita	3,57	5,99	Aceita
	<i>Best Fitting</i> Condicional	99%	14	0,79%	0,78	3,84	Aceita	0,00	3,84	Aceita	0,78	5,99	Aceita
Safra	Gaussiano Incondicional	99%	32	1,82%	9,64	3,84	Rejeita	2,23	3,84	Aceita	11,8	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Incondicional	99%	20	1,13%	0,32	3,84	Aceita	1,47	3,84	Aceita	1,8	5,99	Aceita
	Gaussiano Condicional	99%	32	1,82%	9,64	3,84	Rejeita	0,26	3,84	Aceita	9,9	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Condicional	99%	18	1,02%	0,01	3,84	Aceita	1,82	3,84	Aceita	1,83	5,99	Aceita
Santander	Gaussiano Incondicional	99%	32	1,82%	9,6	3,84	Rejeita	2,23	3,84	Aceita	11,8	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Incondicional	99%	20	1,13%	0,32	3,84	Aceita	1,47	3,84	Aceita	1,8	5,99	Aceita
	Gaussiano Condicional	99%	25	1,42%	2,81	3,84	Aceita	0	3,84	Aceita	2,81	5,99	Aceita
	<i>Best Fitting</i> Condicional	99%	20	1,13%	0,32	3,84	Aceita	1,47	3,84	Aceita	1,8	5,99	Aceita
Votorantin	Gaussiano Incondicional	99%	37	2,10%	16,4	3,84	Rejeita	31,6	3,84	Rejeita	48,16	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Incondicional	99%	23	1,31%	1,55	3,84	Aceita	20,7	3,84	Rejeita	22,34	5,99	Rejeita
	Gaussiano Condicional	99%	32	1,82%	9,64	3,84	Rejeita	0,00	3,84	Aceita	9,64	5,99	Rejeita
	<i>Best Fitting</i> Condicional	99%	11	0,62%	2,85	3,84	Aceita	0,00	3,84	Aceita	2,85	5,99	Aceita

Fonte: Elaboração do autor

Nota: (*) Procedimento realizado após a realização das previsões *in-sample*, utilizando-se toda a amostra de 1756 observações. / ^a Teste de cobertura incondicional, proposto por Kupiec (1995), com região de confiança de aproximadamente 95%, 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. / ^b Teste de cobertura condicional (independência), proposto por Christoffersen (1998), com região de confiança de aproximadamente 95%, 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. / ^c Teste conjunto de cobertura incondicional e condicional (independência), com região de confiança de aproximadamente 95%, 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. Aceita-se o modelo quando a estatística de teste é menor que o valor crítico, Caso contrário, rejeita-se.

4.5 Gráficos de Balzer

Nesta parte do estudo, são apresentados os resultados das performances dos trezes bancos residentes no país. Os gráficos de Balzer serão utilizados para analisar a evolução temporal do banco vis-à-vis outro, diariamente. Vicente (2009) comenta:

A análise de Balzer é uma técnica gráfica bastante simples que mostra a evolução de um fundo de investimento e seu *benchmark*. O gráfico de Balzer representa uma relação entre risco e retorno. O eixo x representa a diferença entre as volatilidades do fundo e do benchmark. Já no eixo y estão as diferenças entre os retornos médios em um dado período.

Utilizou-se como critério para análise do risco o *VaR Best Fitting* Condicional. Foram feitas todas as combinações possíveis dos bancos tomados dois a dois. No total foram 78 embates. Os Gráficos de Balzer estão expostos na figura 9. Cada ponto representa um dia no período analisado. O gráfico mostra ainda, o quadrante onde cada um dos bancos comparados apresenta melhores desempenhos que o seu concorrente. O vencedor do confronto é o banco que apresenta maiores percentuais de diferença positiva de retorno e de diferença negativa de risco em relação ao seu adversário.

O primeiro confronto é entre o banco BNB e o Banco do Brasil. O objetivo do BNB é obter maiores retornos e conseqüentemente menores riscos. Observa-se, contudo, que em apenas 1% das observações verificou-se diferenças negativas de VaR e em 47%, menos da metade das observações, verificou-se diferenças positivas de retorno. Portanto, pode-se concluir que o Banco do Brasil venceu o embate. Os destaques ficaram com: Bradesco, com 12 confrontos e 12 vitórias, seguido do Banco do Brasil e Credit Suisse com 10 vitórias cada. Essas três instituições demonstraram excelentes resultados no que diz respeito ao menor risco e maior retorno.

Numa posição intermediária encontram-se: CEF e BTG Pactual, ambos com 8 embates positivos, seguido do Votorantin com 07 (sete). Já o Itaú terminou com 50% de aproveitamento. Com resultados ruins aparecem os bancos: HSBC, Santander, BNB, Citibank, Banrisul e SAFRA.

Partindo para a análise de gestão, constatou-se que entre os bancos públicos o que teve melhor desempenho foi o Banco do Brasil. O pior ficou com o

Banrisul. Já entre os bancos privados, destaques para Credit Suisse, Bradesco e Votorantin. O destaque negativo entre os privados ficou para o Safra.

Ao final, após um total de 78 embates e sob a ótica de Balzer, percebe-se uma forte participação dos bancos privados nos resultados da pesquisa. Entre as primeiras colocações, quatro bancos privados obtiveram boas performances. Já entre as (04) instituições públicas apenas (02) delas terminaram seus confrontos nas primeiras colocações.

Nas tabelas 11 e 12, a seguir, são apresentados os resultados e os resumo dos embates, enquanto que no Anexo são demonstrados os gráficos de Balzer.

Tabela 8 – Embates entre as instituições financeiras

BANCO	-	BB	CITI	Banrisul	Credit Suisse	Bradesco	ITAÚ	BTG	CEF	HSBC	Safrá	Votorantin	Santander
BNB	Dif Neg												
	VaR	1,00%	75,00%	80,00%	1,00%	1,00%	2,00%	8,00%	2,00%	6,00%	74,00%	2,00%	10,00%
	Dif Pos												
	Ret	47,00%	55,00%	55,00%	47,00%	47,00%	49,00%	48,00%	48,00%	51,00%	57,00%	48,00%	50,00%
Vencedor	BB	BNB	BNB	Credit Suisse	Bradesco	ITAÚ	BTG	CEF	Empate	BNB	Votorantin	Santander	
Bradesco	Dif Neg												
	VaR	61,00%	100,00%	99,00%	52,00%	-	99,00%	96,00%	98,00%	99,00%	99,00%	98,00%	99,00%
	Dif Pos												
	Ret	50,00%	52,00%	53,00%	100,00%	-	52,00%	53,00%	52,00%	53,00%	53,00%	51,00%	52,00%
Vencedor	Bradesco	Bradesco	Bradesco	Bradesco	-	Bradesco	Bradesco	Bradesco	Bradesco	Bradesco	Bradesco	Bradesco	
Votorantin	Dif Neg												
	VaR	2,00%	99,00%	98,00%	2,00%	-	97,00%	40,00%	1,00%	97,00%	98,00%	-	96,00%
	Dif Pos												
	Ret	49,00%	52,00%	52,00%	49,00%	-	52,00%	50,00%	0,00%	52,00%	54,00%	-	52,00%
Vencedor	BB	Votorantin	Votorantin	Credit Suisse	-	Votorantin	BTG	CEF	Votorantin	Votorantin	-	Votorantin	
CEF	Dif Neg												
	VaR	37,00%	98,00%	98,00%	2,00%	-	97,00%	40,00%	-	97,00%	98,00%	-	96,00%
	Dif Pos												
	Ret	48,00%	52,00%	52,00%	48,00%	-	51,00%	51,00%	-	51,00%	53,00%	-	52,00%
Vencedor	BB	CEF	CEF	Credit Suisse	-	CEF	Empate	-	CEF	CEF	-	CEF	
BTG	Dif Neg												
	VaR	5,00%	92,00%	92,00%	3,00%	-	87,00%	-	-	88,00%	91,00%	-	87,00%
	Dif Pos												
	Ret	48,00%	50,00%	51,00%	48,00%	-	50,00%	-	-	52,00%	52,00%	-	52,00%
Vencedor	BB	BTG	BTG	Credit Suisse	-	BTG	-	-	BTG	BTG	-	BTG	
BB	Dif Neg												
	VaR	-	98,00%	99,00%	44,00%	-	98,00%	-	-	98,00%	99,00%	-	98,00%
	Dif Pos												
	Ret	-	53,00%	52,00%	51,00%	-	53,00%	-	-	53,00%	53,00%	-	52,00%
Vencedor	-	BB	BB	Empate	-	BB	-	-	BB	BB	-	BB	
ITAÚ	Dif Neg												
	VaR	-	98,00%	99,00%	1,00%	-	-	-	-	83,00%	98,00%	-	85,00%
	Dif Pos												
	Ret	-	53,00%	53,00%	47,00%	-	-	-	-	51,00%	55,00%	-	50,00%
Vencedor	-	ITAÚ	ITAÚ	Credit Suisse	-	-	-	-	ITAÚ	ITAÚ	-	ITAÚ	

Continua

Tabela 8 – Embates entre as instituições financeiras

BANCO	-	BB	CITI	Banrisul	Credit Suisse	Bradesco	ITAÚ	BTG	CEF	HSBC	Safr	Votorantin	Santander
Santander	Dif Neg VaR	-	99,00%	100,00%	2,00%	-	-	-	-	17,00%	99,00%	-	-
	Dif Pos Ret	-	55,00%	54,00%	47,00%	-	-	-	-	50,00%	56,00%	-	-
	Vencedor	-	Santander	Santander	Credit Suisse	-	-	-	-	HSBC	Santander	-	-
CITIBANK	Dif Neg VaR	-	-	70,00%	1,00%	-	-	-	-	1,00%	99,00%	-	-
	Dif Pos Ret	-	-	50,00%	47,00%	-	-	-	-	48,00%	100,00%	-	-
	Vencedor	-	-	CITIBANK	Credit Suisse	-	-	-	-	HSBC	CITIBANK	-	-
Banrisul	Dif Neg VaR	-	-	-	1,00%	-	-	-	-	1,00%	30,00%	-	-
	Dif Pos Ret	-	-	-	47,00%	-	-	-	-	49,00%	100,00%	-	-
	Vencedor	-	-	-	Credit Suisse	-	-	-	-	HSBC	Empate	-	-
Credit Suisse	Dif Neg VaR	-	-	-	-	-	-	-	-	98,00%	98,00%	-	-
	Dif Pos Ret	-	-	-	-	-	-	-	-	53,00%	54,00%	-	-
	Vencedor	-	-	-	-	-	-	-	-	Credit Suisse	Credit Suisse	-	-
HSBC	Dif Neg VaR	-	-	-	-	-	-	-	-	-	98,00%	-	-
	Dif Pos Ret	-	-	-	-	-	-	-	-	-	53,00%	-	-
	Vencedor	-	-	-	-	-	-	-	-	-	HSBC	-	-

Fonte: Elaboração do autor

Nota: Diferenças negativas de VaR representam o percentual de vezes em que os valores em risco do Banco 1 são inferiores aos do Banco 2. Diferenças positivas de retorno representam o percentual de vezes em que os retornos do Banco 1 são superiores aos do Banco 2. Período: 2006-2012 – 1756 observações.

Tabela 9 – Retrospecto Risco/Retorno dos embates entre as Instituições financeiras

BNB X BANCOS PÚBLICOS	BNB X BANCOS PRIVADOS	BNB	Retrospecto RISCO	Retrospecto RETORNO
3 Confrontos 2 Derrotas 1 Vitória -	9 Confrontos 2 Vitórias 1 Empate 6 Derrotas	12 Confrontos 8 Derrotas 1 Empate 3 Vitórias	25,00% - - -	33,33% - - -
Bradesco X BANCOS PÚBLICOS	Bradesco X BANCOS PRIVADOS	Bradesco	Retrospecto RISCO	Retrospecto RETORNO
- 4 Confrontos 4 Vitórias	- 8 Confrontos 8 Vitórias	12 Confrontos 12 Vitórias -	100,00% - -	91,67% - -
Votorantin X BANCOS PÚBLICOS	Votorantin X BANCOS PRIVADOS	Votorantin	Retrospecto RISCO	Retrospecto RETORNO
4 Confrontos 2 Derrotas 2 Vitórias	8 Confrontos 5 Vitórias 3 Derrotas	12 Confrontos 5 Derrotas 7 Vitórias	58,33% - -	58,33% - -
CEF X BANCOS PÚBLICOS	CEF X BANCOS PRIVADOS	CEF	Retrospecto RISCO	Retrospecto RETORNO
3 Confrontos 2 Vitórias 1 Derrota	9 Confrontos 6 Vitórias 2 Derrotas 1 Empate	12 Confrontos 8 Vitórias 3 Derrotas 1 Empate	75,00% - -	58,33% - -
BTG X BANCOS PÚBLICOS	BTG X BANCOS PRIVADOS	BTG	Retrospecto RISCO	Retrospecto RETORNO
4 Confrontos 1 Derrota 2 Vitórias 1 Empate	8 Confrontos 6 Vitórias 2 Derrotas -	12 Confrontos 8 Vitórias 3 Derrotas 1 Empate	66,67% - -	58,33% - -
BB X BANCOS PÚBLICOS	BB X BANCOS PRIVADOS	BB	Retrospecto RISCO	Retrospecto RETORNO
3 Confrontos 3 Vitórias - -	9 Confrontos 1 Derrota 7 Vitórias 1 Empate	12 Confrontos 10 Vitórias 1 Derrota 1 Empate	83,33% - -	91,67% - -
ITAÚ X BANCOS PÚBLICOS	ITAÚ X BANCOS PRIVADOS	ITAÚ	Retrospecto RISCO	Retrospecto RETORNO
4 Confrontos 2 Vitórias 2 Derrotas	8 Confrontos 4 Vitórias 4 Derrotas	12 Confrontos 6 Vitórias 6 Derrotas	50,00% - -	41,67% - -
Santander X BANCOS PÚBLICOS	Santander X BANCOS PRIVADOS	Santander	Retrospecto RISCO	Retrospecto RETORNO
4 Confrontos 2 Vitória 2 Derrotas -	8 Confrontos 6 Derrotas 2 Vitórias -	12 Confrontos 8 Derrotas 4 Vitórias -	33,33% - -	25,00% - -
CITI X BANCOS PÚBLICOS	CITI X BANCOS PRIVADOS	CITI	Retrospecto RISCO	Retrospecto RETORNO
4 Confrontos 3 Derrotas 1 Vitória	8 Confrontos 1 VITORIA 7 Derrotas	12 Confrontos 10 Derrotas 2 Vitórias	8,33% - -	8,33% - -
Banrisul X BANCOS PÚBLICOS	BANROSUL X BANCOS PRIVADOS	Banrisul	Retrospecto RISCO	Retrospecto RETORNO
3 Confrontos 3 Derrotas -	9 Confrontos 8 Derrotas 1 Empate	12 Confrontos 1 Empate 11 Derrotas	0,00% - -	8,33% - -

Continua

Conclusão

Tabela 9 – Retrospecto Risco/Retorno dos embates entre as Instituições financeiras

Credit Suisse X BANCOS PÚBLICOS	Credit Suisse X BANCOS PRIVADOS	Credit Suisse	Retrospecto RISCO	Retrospecto RETORNO
4 Confrontos	8 Confrontos	12 Confrontos	91,67%	83,33%
3 Vitórias	7 Vitórias	10 Vitórias	-	-
1 Empate	1 Derrota	1 Derrota	-	-
-	-	1 Empate	-	-
HSBC X BANCOS PÚBLICOS	HSBC X BANCOS PRIVADOS	HSBC	Retrospecto RISCO	Retrospecto RETORNO
4 Confrontos	8 Confrontos	12 Confrontos	41,67%	25,00%
2 Derrotas	3 Vitórias	7 Derrotas	-	-
1 Empate	5 Derrotas	1 Empate	-	-
1 Vitória	-	4 Vitórias	-	-
Safra X BANCOS PÚBLICOS	Safra X BANCOS PRIVADOS	Safra	Retrospecto RISCO	Retrospecto RETORNO
4 Confrontos	8 Confrontos	12 Confrontos	16,67%	0,00%
3 Derrotas	8 Derrotas	11 Derrotas	-	-
1 Empate	-	1 Empate	-	-

Fonte Elaboração do autor

Nota: Período: 2006-2012 – 1756 observações.

Tabela 10 – Ranking das Treze Maiores Instituições Residentes no Brasil

Instituição	Confrontos	Vitória	Derrota	Empate	Desempenho	Ranking
BNB	12	3	8	1	0,25%	10º
BRADESCO	12	12	-	-	100,00%	1º
BB	12	10	1	1	83,33%	2º
HSBC	12	4	7	1	33,33%	8º
BANRISUL	12	-	11	1	0,00%	12º
CEF	12	8	3	1	66,67%	4º
SAFRA	12	-	11	1	0,00%	12º
BTG	12	8	3	1	66,67%	4º
CREDIT SUISSE	12	10	1	1	83,33%	2º
VOTORANTIN	12	7	5	-	58,33%	6º
ITAÚ	12	6	6	-	50,00%	7º
CITIBANK	12	2	10	-	16,67%	11º
SANTANDER	12	4	8	-	33,33%	8º

Fonte Elaboração do autor

Nota: Período: 2006-2012 – 1756 observações.

5 CONCLUSÕES

Esse estudo buscou verificar os riscos de mercado dos fundos de investimentos dos treze maiores bancos residentes no Brasil, durante o período de jan/06 a dez/12.

A intenção do estudo foi fornecer uma compreensão a respeito do risco de mercado, focando nas concepções adotadas na metodologia de cálculo do VaR.

Esse modelo, apesar de ser o mais adotado, vários autores contestam algumas de suas premissas.

Após a análise dos *Value-at-Risk* das treze tesourarias, evidencia-se ser ineficaz o uso desta técnica em sua versão clássica. Faz-se necessário ajustar a modelagem idiossincrática das séries de retorno desses bancos, recorrendo às distribuições de probabilidade que melhor se ajustam a volatilidade.

Em termos de volatilidade das séries de retorno, os modelos que permitem variação ao longo do tempo, obtiveram bons resultados nos testes, aqui, realizados.

Dos 52 testes de validação apenas 9 deles não apresentaram bons ajustes, como por exemplo o Var Gaussiano Incondicional do Banrisul e do Var Gaussiano Incondicional da Caixa Econômica.

Na análise de *performance*, realizada com o auxílio dos gráficos de Balzer, promoveu-se embates entre as instituições financeiras. Ao fim dos confrontos, constataram-se excelentes resultados dos bancos privados frente aos bancos públicos.

Verificou-se também que os bancos Bradesco, Banco do Brasil e Credit Suisse obtiveram um maior aproveitamento no retrospecto geral Risco x Retorno, ambos com (100%; 92%), (83,3%; 91%) e (91,6%; 83,3%) respectivamente.

Das treze tesourarias analisadas, chama a atenção os bancos Safra e Banrisul. Os mesmos revelaram-se, portanto, os que possuem maiores riscos e menores retornos, levando-se em conta o período examinado.

Adicionalmente, pressupõe-se também nesse estudo, a comparação do desempenho das instituições nacionais com as estrangeiras no tocante aos fundos de ações. Pode-se perceber que, com a entrada dos estrangeiros no mercado bancário brasileiro, os bancos nacionais se viram obrigados a mudar suas posturas e passaram a atuar de bancos tradicionais a bancos modernos competindo fortemente

com os estrangeiros. Essa acirrada concorrência foi observada nesta pesquisa. Nota-se, ainda hoje, uma vasta participação dos bancos nacionais no tocante à fundos de investimentos no Brasil.

Entre os bancos estrangeiros o destaque positivo ficou com o Credit Suisse. O Citibank ficou em último lugar entre os estrangeiros. Já entre os nacionais, o Bradesco continua com a melhor *performance*. Por fim, o Safra apresentou o pior resultado entre as instituições locais.

Com relação ao foco da pesquisa, que era o cálculo do *Value-at-Risk*, podemos constatar que o VaR pode ser utilizado como uma das ferramentas de parâmetro para mensuração de perdas esperadas.

Creio que para que haja um bom gerenciamento do risco de mercado numa instituição financeira, é necessário que se desenvolva um acompanhamento eficaz nas performances dos fundos de investimentos.

Acrescento, uma vez mais, que a estratégia de administração do risco de uma empresa deve está integrada com uma estratégia corporativa da empresa como um todo. A gestão do risco deve se tornar parte integrante de todas as decisões de uma instituição.

O mercado de fundos de investimentos em ações é muito competitivo e ao mesmo tempo arriscado. Para uma decisão de investimento, os investidores, devem levar em consideração diversos fatores. As medidas de risco e retorno possuem extrema importância e receberam ênfase na análise do presente trabalho. Entretanto, cabe ao investidor analisar outras variáveis que impactam diretamente em seus investimentos, como por exemplo: aplicação inicial e a taxa de administração.

Por fim, com objetivo de ampliar e dá continuidade ao presente trabalho, fica a sugestão de utilização de outra técnica conhecida como CVaR – *Conditional Value-at-Risk* cujo objetivo dela é dá uma resposta de quanto vai ser a perda caso as perdas máximas esperadas forem excedidas, ou seja, pode servir como mais uma ferramenta complementar nas tomadas de decisão dos bancos e também dos investidores.

Outra sugestão para trabalhos futuros é calcular séries de probabilidades dinâmicas para as minhas séries de retorno, cujo objetivo é investigar quais serão as melhores distribuições ao longo do período de análise.

REFERÊNCIAS

- ABRAHAM, Patrícia Vieira. **A relevância dos fundos de investimento em ações no mercado de capitais brasileiro 1994 – 2009**. 2010. 85f. Monografia (Curso de Graduação em Ciências Econômicas) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2010.
- ALARCON, C. M. **Avaliação de Modelos de Value at Risk para Ações**. 2005. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas - SP, 2005.
- ALEXANDER, C. **Modelos de Mercado: Um Guia para a Análise de Informações Financeiras**. São Paulo: Bolsa de Mercadorias & Futuro, 2005.
- ALVES JR., A. J. **Fundos mútuos de investimentos no Brasil: a expansão da indústria nos anos 90 e as perspectivas para o futuro**. Relatório CEPAL/IPEA, Brasília, 2004.
- ANDERSON, T.; DARLING, D. Asymptotic theory of certain goodness of fit criteria based on stochastic processes. **Annals of Mathematical Statistics**, v. 23, p. 193–212, 1952.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DAS ENTIDADES DOS MERCADOS FINANCEIROS E DE CAPITAIS - ANBIMA. Disponível em: <<http://anbima.gov.br/fundosdeinvestimentos>>. Acesso em: ago. 2013.
- BALI, T. G. An Extreme Value Approach to Estimating Volatility and Value at Risk. **The Journal of Business**, v. 76, n. 1, p. 83-86, 2003.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Legislação Brasileira sobre Risco e Maiores bancos do país e consolidado por Patrimônio Líquido**. Disponível em: <<http://www.bacen.gov.br>>. Acesso em: jul. 2013.
- BERKOWITZ, J.; O'BRIEN, J. How Accurate are Value-at-Risk Models at Commercial Banks? **The Journal of Finance**, v. 5, p. 583-602, 2002.
- BOLLERSLEV, T. General is edau to regressive conditional heteroscedasticity. **Journal of Econometrics**, v. 31, p. 307-327, 1986.
- BOLSA DE VALORES DE SÃO PAULO – BOVESPA. **Ibovespa**. Disponível em: <<http://bovespa.com.br>>. Acesso em: ago. 2013.
- BRITO, G.; NETO, A. Modelo de risco para carteiras de créditos Corporativos. **Revista de Administração**, v. 43, n. 2, p. 63-274, 2008.
- CAMPBELL, S. A Review of Backtesting and Backtesting Procedure. **Finance and Economics Discussion Series**, Divisions of Research & Statistics and Monetary Affairs, Federal Reserve Board, Washington D.C., 2005.

CARREIRA, Hélder Henrique da Costa. **Como a corrupção influencia os influxos de investimento directo estrangeiro**: Efeito da corrupção no país receptor e investidor. 2011. 114f. Dissertação (Mestrado em Negócios Internacionais) – Escola Superior de Tecnologia e Gestão, Instituto Politécnico de Leiria, Leiria, 2011.

CASSETTARI, A. Sobre o cálculo do “value at risk” usando distribuições hiperbólicas. **Revista de Administração**, v. 36, p. 103-116, 2001.

CHRISTOFFERSEN, P. Evaluating Interval Forecasts. **International Economic Review**, v. 39, p. 841-862, 1998.

COMISSÃO DE VALORES MOBILIÁRIOS – CVM. **Instrução Normativa nº 409 de 2004**. Disponível em: <<http://cvm.gov.br>>. Acesso em: mai. 2013.

CORNISH, E.; FISHER, R. Moments and cumulants in the specification of distributions. **Revue de l'Institut International de Statistique**, v. 5, p. 307-320, 1937.

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

CRUZ, F. R. **Modelagem condicional específica da gestão de risco de mercado nos BRIC**. 2013. 54 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Economia) – Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2013.

DAMODARAN, A. **Gestão Estratégica do Risco**: uma referência para a tomada de riscos empresariais. 1. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

DE LA ROCQUE, E. A Vedete do Controle de Riscos. **Revista Bovespa**, v. 47, p. 50-52, 1997.

DICKEY, D.; WAYNE, F. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. **Econometrica**, v. 49, p. 1057-1072, 1979.

DUARTE JÚNIOR, Antonio Marcos. **Gestão de riscos para fundos de investimentos**. São Paulo: Editora Pearson, 2005.

_____. Análise da Performance de Investimentos. **Unibanco Global Risk Management**, 2005.

EID JUNIOR, W.; ROCHMAN, R. Fundos de investimentos ativos e passivos no Brasil. Comparando e determinando seus desempenhos. *In*: ENCONTRO DA ANPAD, 30., 2006, Salvador. **Anais...** Salvador: ANPAD, 2006.

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

EIEWS. “Eviews 3.0 Help System”, manual de ajuda ao usuário do software Eviews 3.0, versão de 1998.

FAMA, E. The Behavior of Stock Market Prices. **Journal of Business**, v. 38, p. 34-105, 1965.

FORTUNA, E. **Mercado Financeiro – Produtos e Serviços**. 15. ed. rev. e atualizada, Rio de Janeiro: Qualitymark, 2002.

GAGLIANONE, W. P.; LIMA, L. R.; LINTON, O. Evaluating Value-at-Risk models via quantile regressions. **Ensaios Econômicos EPGE**, Rio de Janeiro: Fundação Getúlio Vargas, n. 679, 2008.

GALDI, F.; PEREIRA, L. Valor em risco (VaR) utilizando modelos de previsão de volatilidade: EWMA, GARCH e volatilidade estocástica. **Brazilian Business Review**, v. 4, p. 74-95, 2007.

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

HULL, J.; WHITE, A. Value at risk when daily changes in market variables are not normally distributed. **Journal of Derivatives**, v. 5, p. 9-19, 1998.

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.

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.

KARMAKAR, M. Modeling Conditional Volatility of the Indian Stock Markets. **Vikalpa**, v. 30, p. 21-37, 2005.

KOLMOGOROV, A. Sulla determinazione empirica di una legge di distribuzione. **G. Ist. Ital. Attuari**, v. 4, p. 83-91, 1933.

KUPIEC, P. Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Management Models. **Journal of Derivatives**, v. 3, p. 73-84, 1995.

LIMA, Luciana. **Mais uma agência internacional melhora classificação de risco do país**. Noticiário: Agência Brasil - (29 de maio de 2008). Disponível em: <www.agenciabrasil.com.br>.

MADUREIRA, P. T. V. **Fundos de investimentos: uma análise comparativa entre marcação a mercado e método histórico para avaliação dos ativos de renda fixa**. 2004. 32 f. Monografia (Curso de Graduação em Economia) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2004.

MOLLICA, M. A. **Uma avaliação de modelos de Value-at-Risk: comparação entre métodos tradicionais e modelos de variância condicional**. 1999. 92 f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1999.

MORALLES, H.; NETO, A. (2010). Distribuição de Probabilidade e Value-At-Risk (VaR) Paramétrico: examinando a suposição de Normalidade para grandes carteiras e ativos individuais num contexto de estabilidade econômica. *In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO*, 30., 2010, São Carlos. **Anais...** São Carlos: ABEPRO, 2010.

MORETTI, R. M. **A Eficiência da Teoria de Administração de Portfólio de Markowitz, considerando Custos de Transação para o Mercado de Ações Brasileiro de julho de 1999 a junho de 2003**. 2004. 184 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Economia) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2004.

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

OLIVEIRA, A. O. **Avaliação Técnica de modelo de mensuração de risco de mercado** - Uma aplicação prática para portfólio de renda variável. 2004. 140 f. Dissertação (Mestrado em Gestão Econômica de Negócios) – Departamento de Economia, Universidade de Brasília, Brasília, 2004.

OLIVEIRA, G.; PACHECO, M. **Mercado Financeiro: objetivo e profissional**. São Paulo: Ed. Fundamento, 2005.

PENNA, C; MATOS, P.; BALBINA, A. **Fundos de investimentos em ações no Brasil: Incentivos, gestão e convergência**. Working paper, NCF–CAEN/UFC, Nº 1, 2013.

PERRON, P.; NG, S. Useful Modifications to Some Unit Root Tests with Dependent Errors and Their Local Asymptotic Properties. **Review of Economic Studies**, v. 63, p. 435-63, 1996.

PESSOA, Fernanda Salles de O. **Gestão de risco setorial no mercado de ações brasileiro**. 2013. 55 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Economia) – Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2013.

SANTOS, J. O. dos; COELHO, P. A. Análise da relação risco e retorno em carteiras compostas por índices de bolsa de valores de países desenvolvidos e de países emergentes integrantes do bloco econômico BRIC. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 21, p. 23-37, 2010.

SILVA, W. V.; TARDELLI, M.; ROCHA, D. T. da; MAIA, M. Aplicação da métrica Valueat 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**, v. 34, p. 19-32, 2010.

SMIRNOV, N. Tables for estimating the goodness of fit of empirical distributions. **Annals of Mathematical Statistics**, v. 19, p. 279-281, 1948.

SOBRINHO, J. Estratégias de gestão de fundos de investimentos em ações: análise da performance de fundos de gestão ativa no período de 1996 a 2000. *In*: SEMINÁRIOS DE ADMINISTRAÇÃO, 6., 2003, São Paulo. **Anais...** São Paulo: FEA/USP, 2003.

SOBRINHO, Nelson F. S. **Extração da volatilidade do Ibovespa**. Artigo técnico, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2001.

SOUZA, L. A. R. **Valor em Risco em Épocas de Crise**. 1999. 122 f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1999.

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

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

THUPAYAGALE, P. Evaluation of GARCH-based models in value-at-risk estimation: Evidence from emerging equity markets. **Investment Analysts Journal**, v. 72, p. 13-29, 2010.

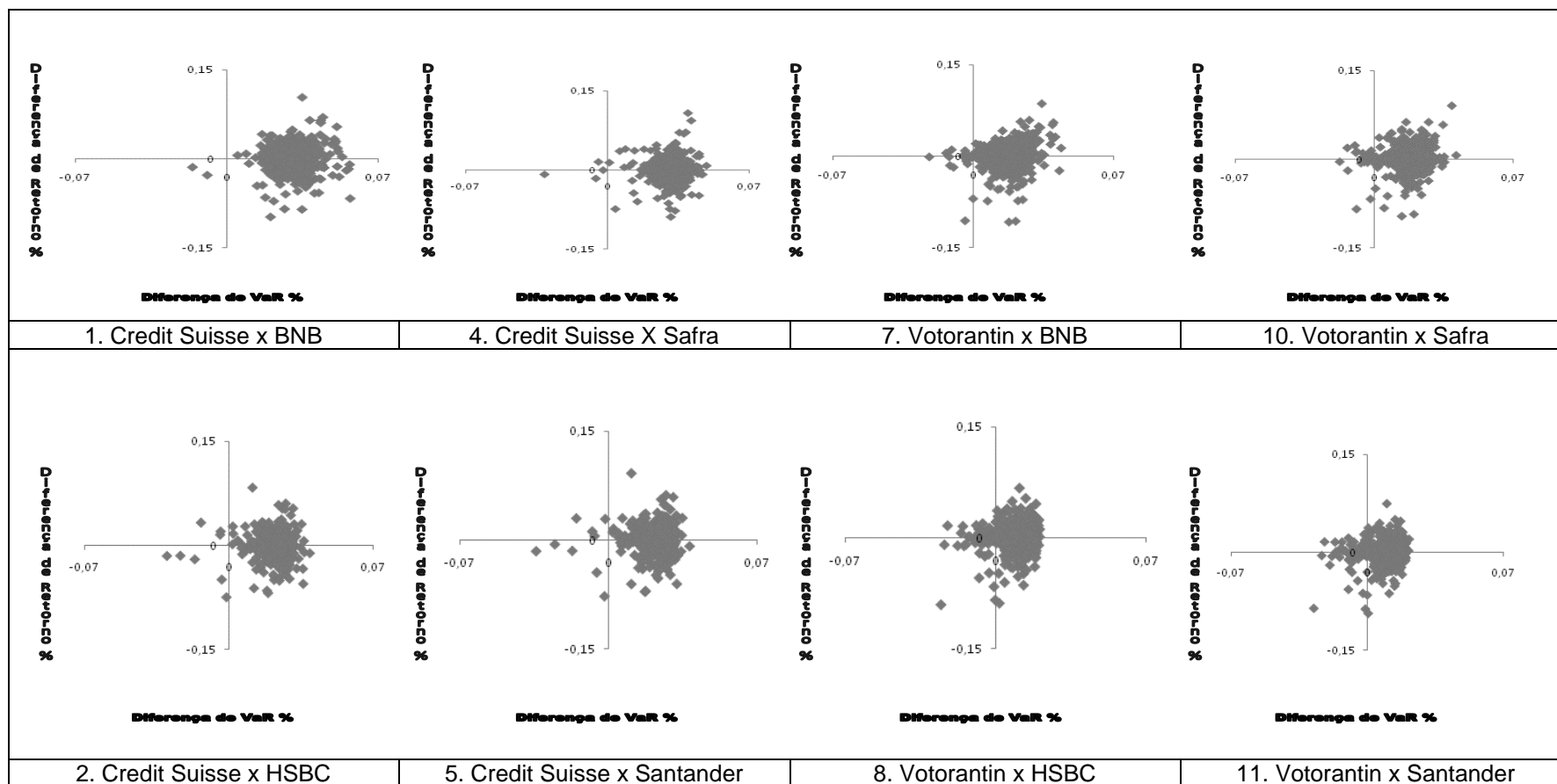
TODOROVA, D. **Avaliação da performance de modelos de VaR em Mercados Emergentes**: uma aplicação aos Mercados da Bulgária e da Roménia. 2009. 93 f. Dissertação (Mestrado em Finanças) – Departamento de Finanças, Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa, 2009.

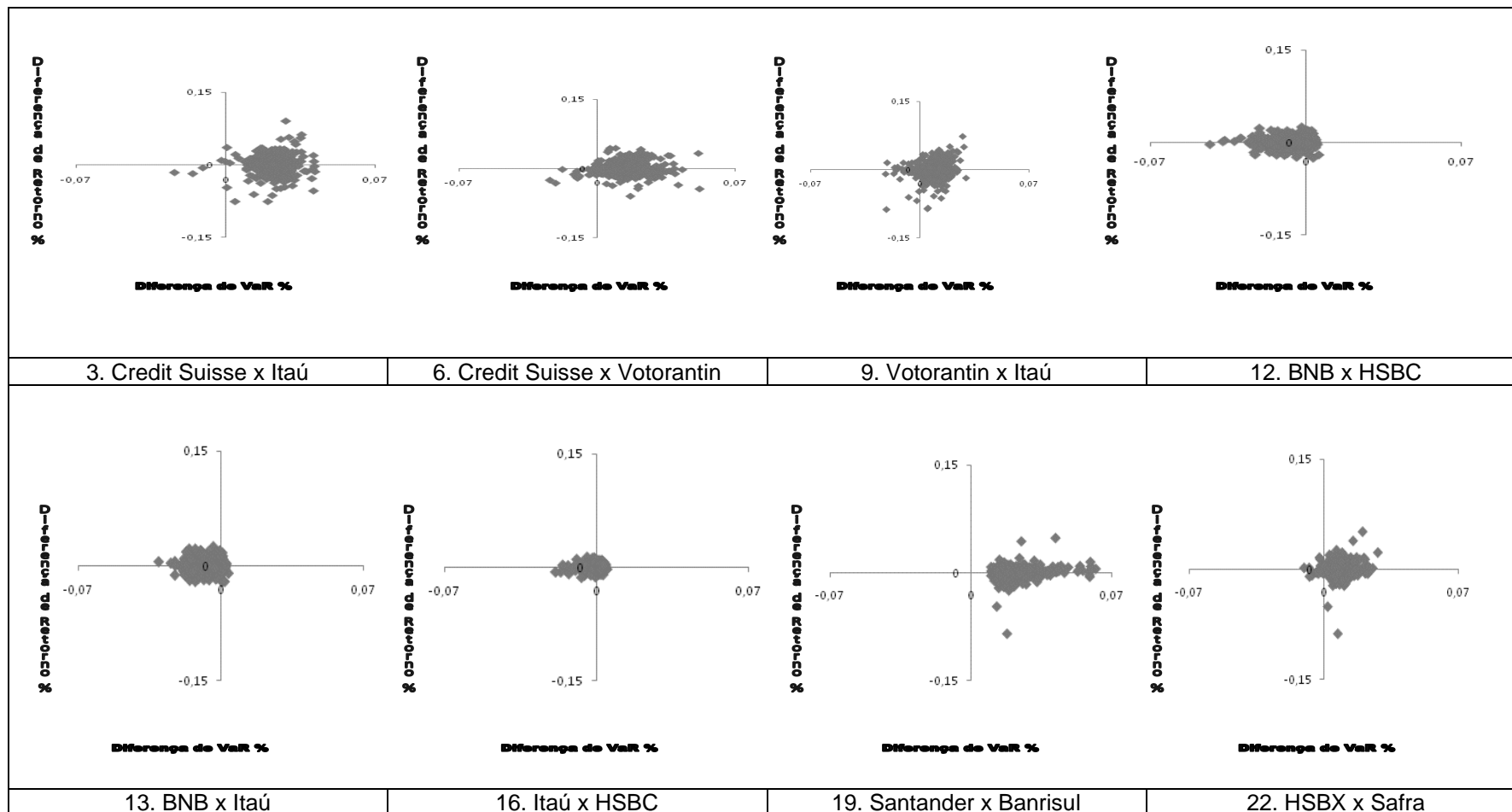
TSAY, R. **Analysis of financial time series**. 3 ed. Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons Inc, 2010.

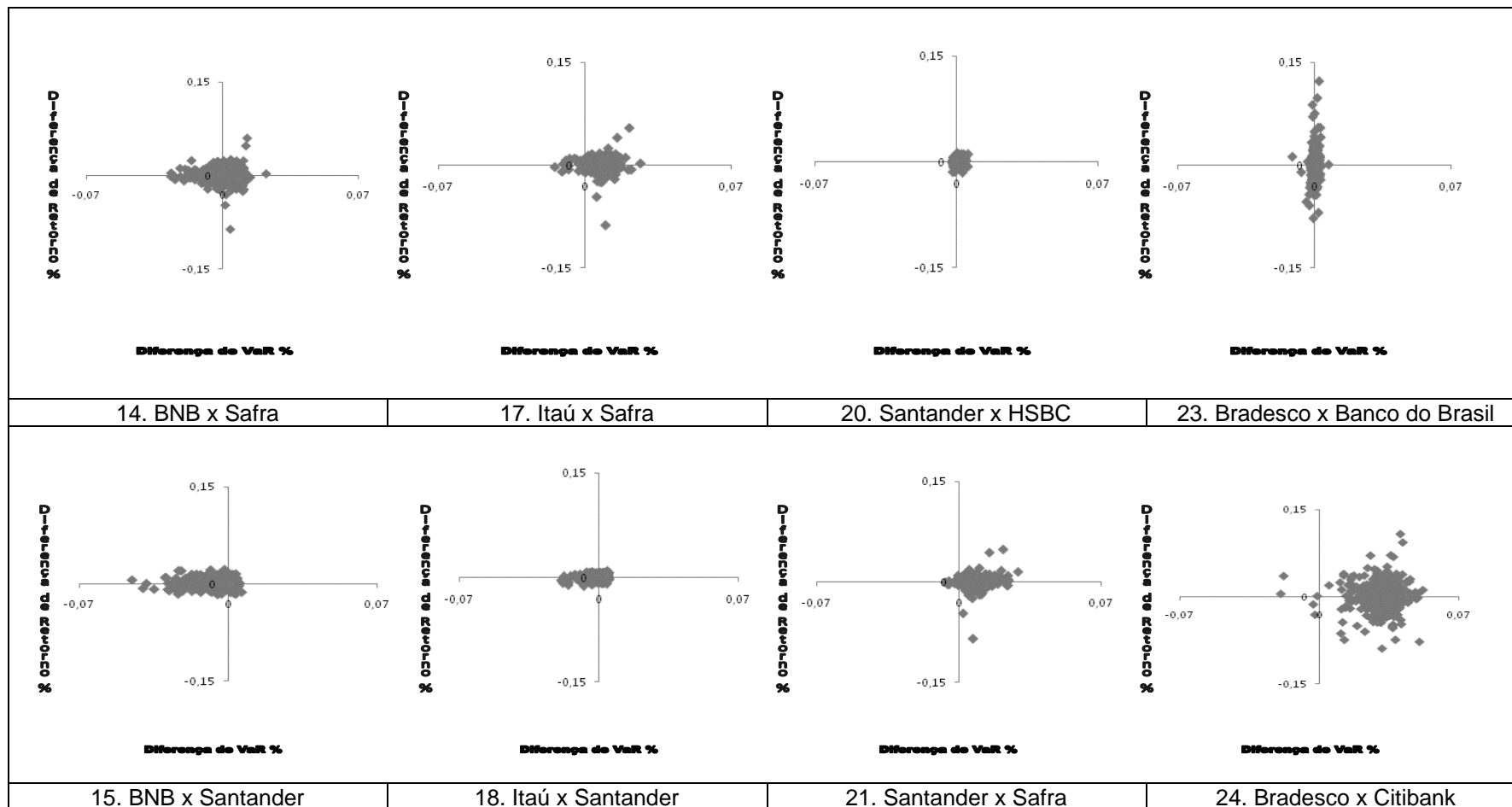
VENKATARAMAN, S. Value at risk for a mixture of normal distributions: the use of quasi Bayesian estimation techniques. **Economic Perspectives**, Federal Reserve Bank of Chicago, p. 2-13, 1997.

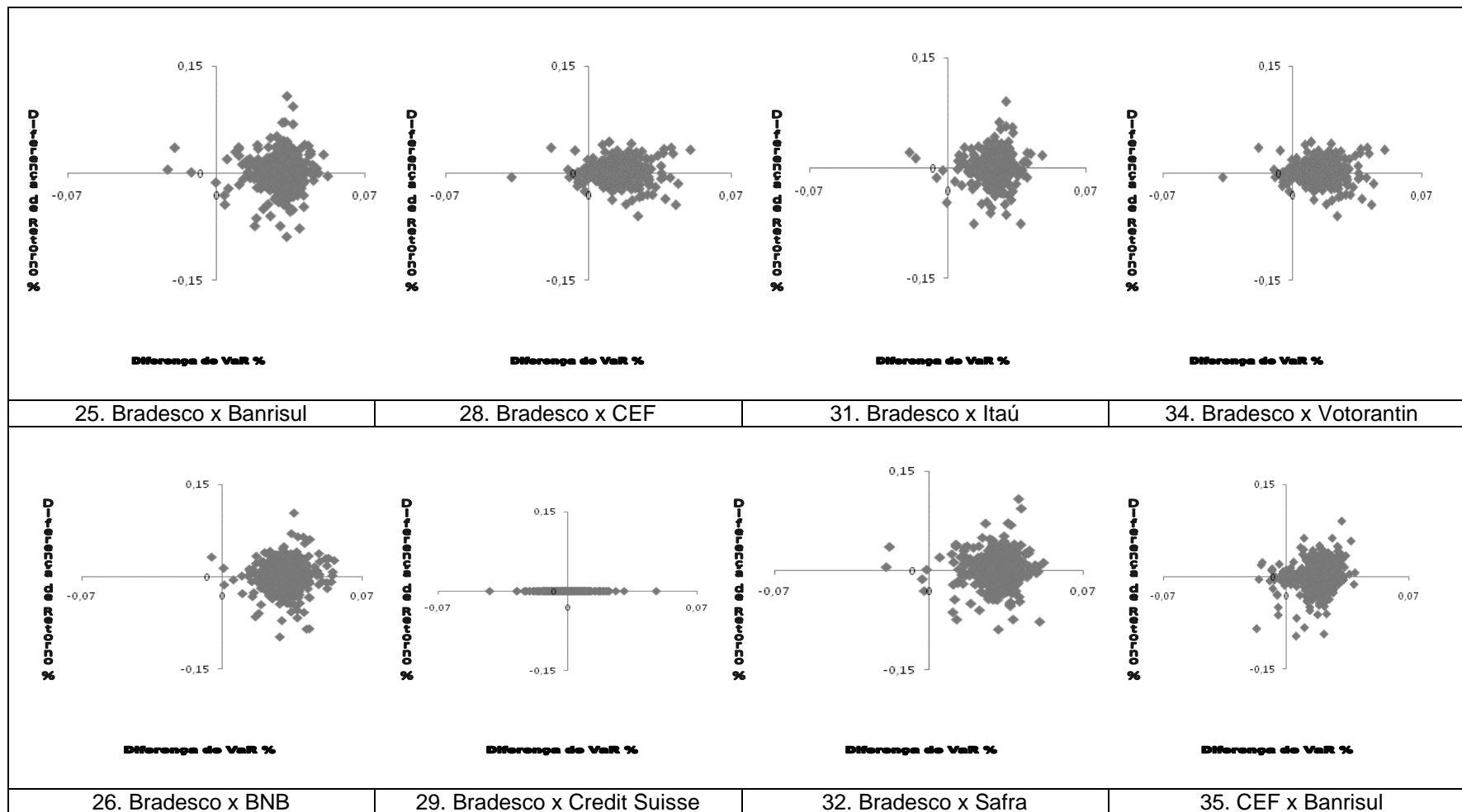
ANEXO

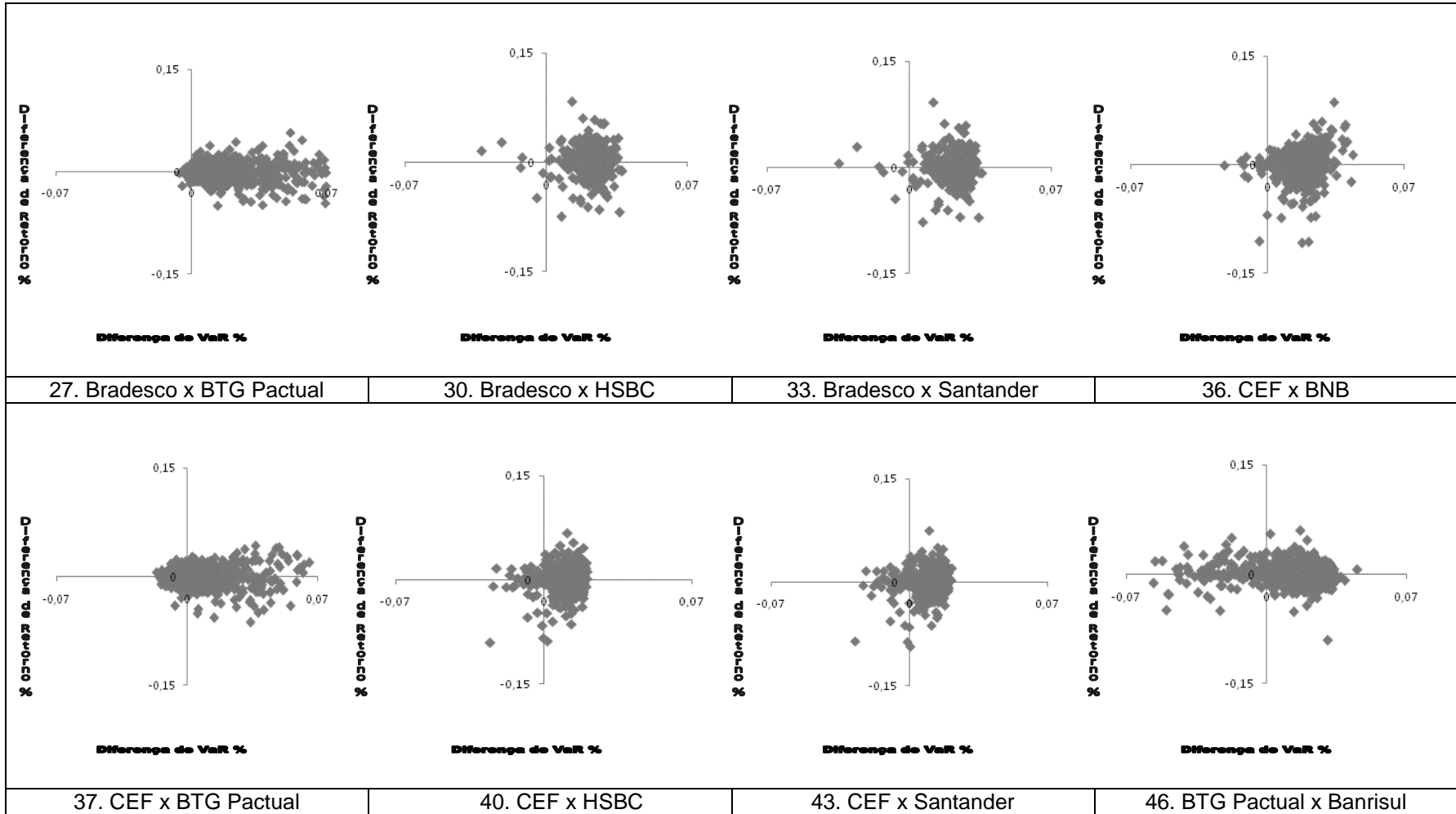
Gráficos de Balzer relativos aos treze maiores bancos residentes no Brasil tomados dois a dois^a

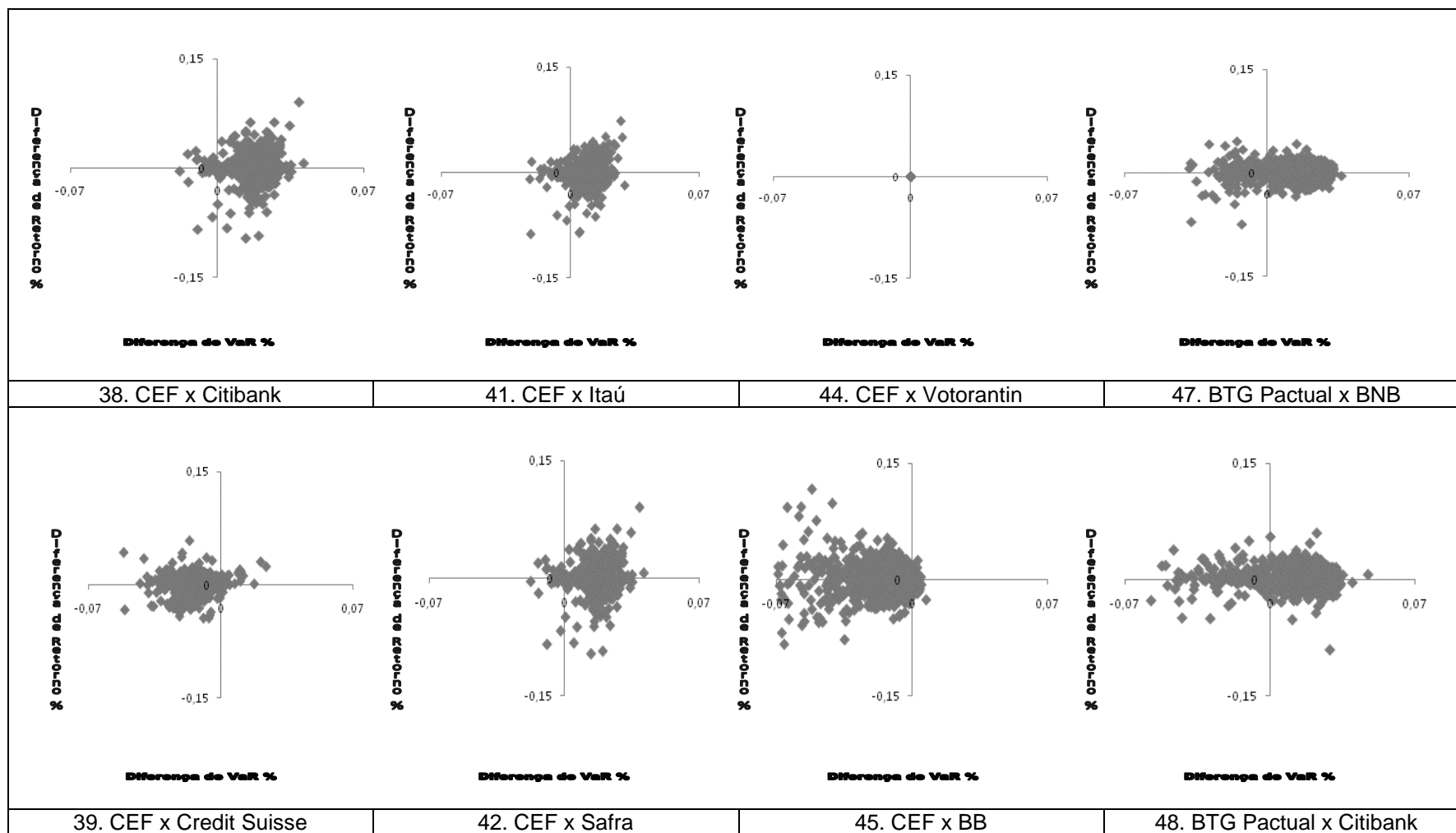


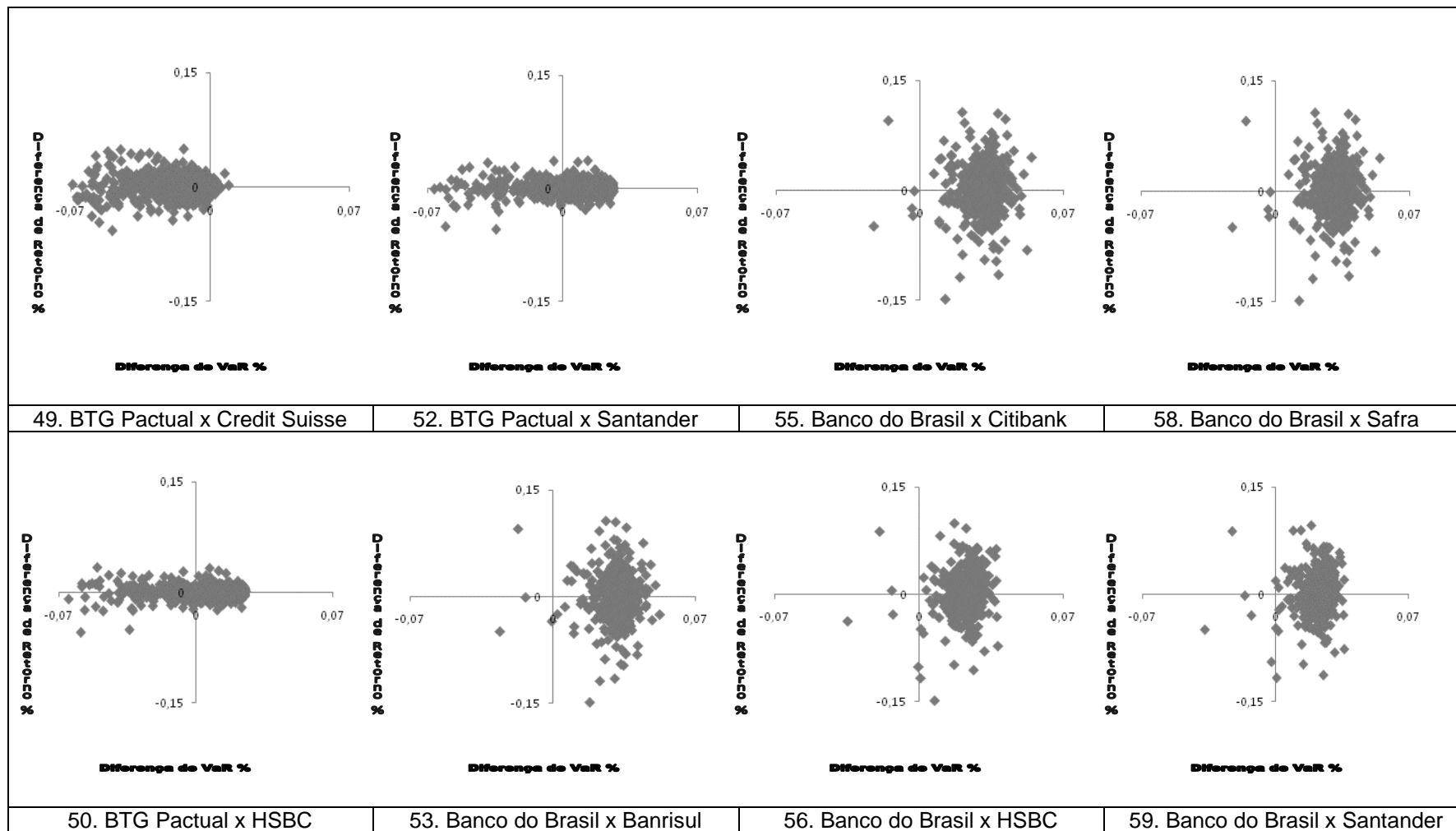


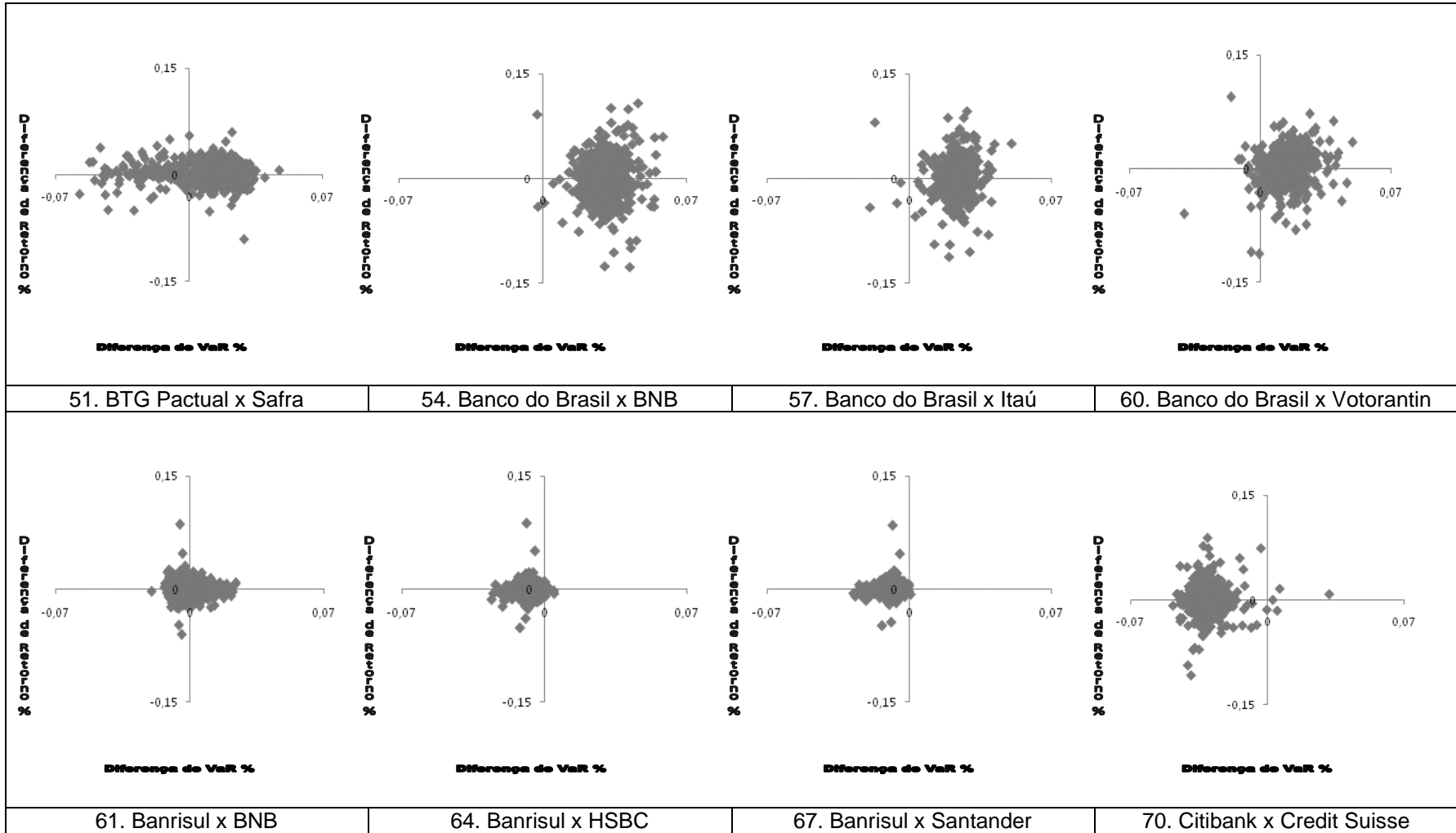


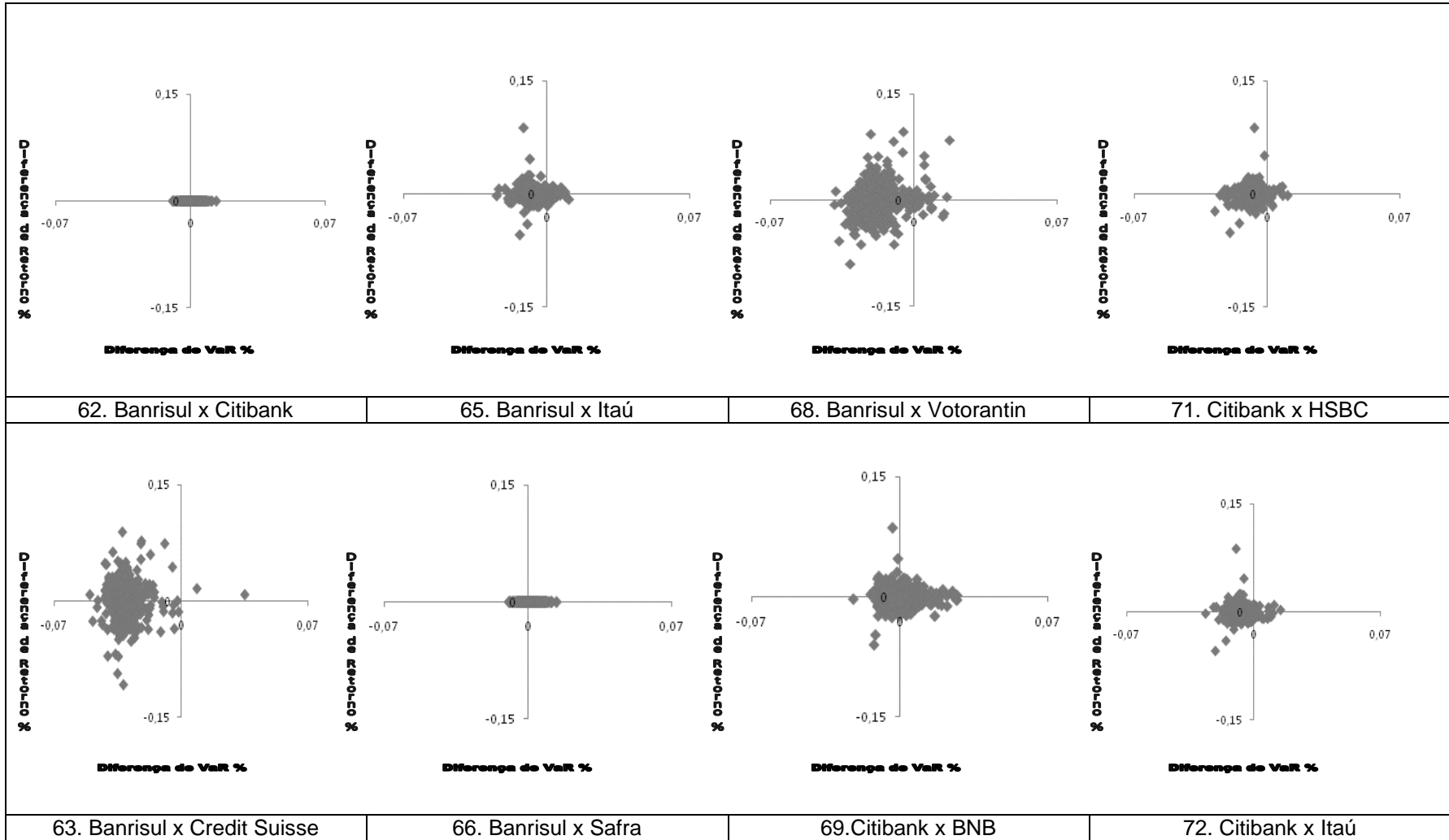


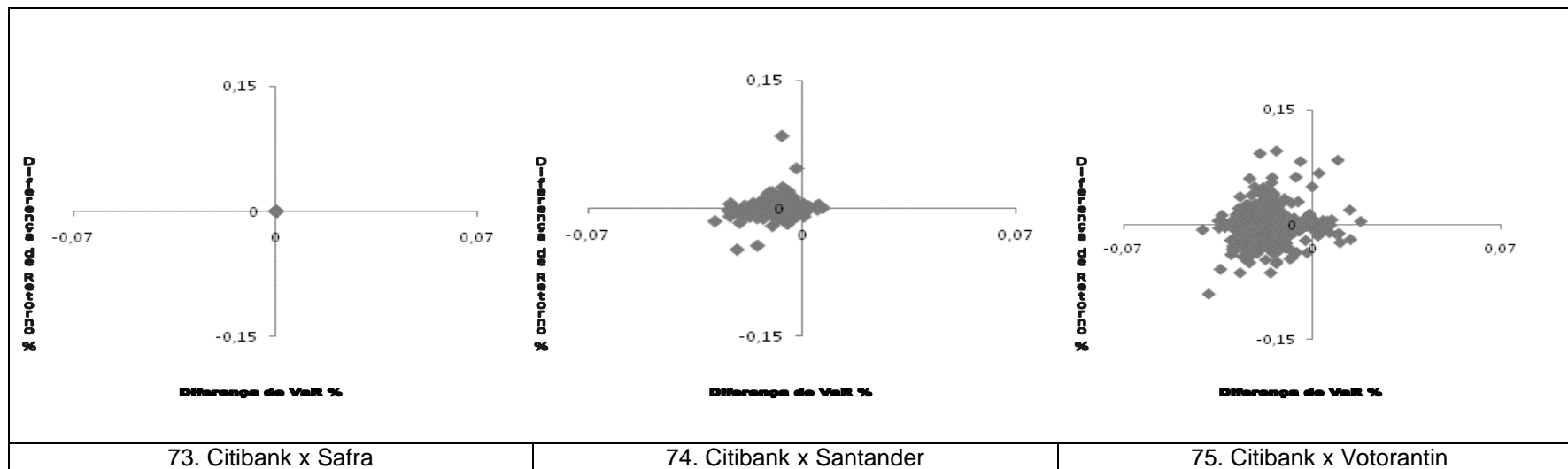












^a Diferença de Retornos: retornos diários líquidos nominais do primeiro banco menos o do segundo banco – 1756 observações, Jan/06- Dez/12. ^b Diferença de VaR: VaR Best Fitting Condicional diário a 99% de confiança do primeiro banco menos o do segundo banco – 1756 observações, de Jan/06 a Dez/12