



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

CÂNDIDO BEZERRA DE FIGUEIREDO NETO

**OS PRINCIPAIS BANCOS BRASILEIROS PODERIAM TER QUEBRADO APÓS O
RESULTADO ELEITORAL DE 2014?**

FORTALEZA
2015

CÂNDIDO BEZERRA DE FIGUEIREDO NETO

**OS PRINCIPAIS BANCOS BRASILEIROS PODERIAM TER QUEBRADO APÓS O
RESULTADO ELEITORAL DE 2014?**

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: Finanças e Seguros.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Rogério Faustino Matos

FORTALEZA

2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca de Pós Graduação em Economia - CAEN

-
- F489p Figueiredo Neto, Cândido Bezerra de
Os Principais bancos brasileiros poderiam ter quebrado após o resultado eleitoral de 2014 ? /
Cândido Bezerra de Figueiredo Neto. – 2015.
42f. il. color., enc. ; 30 cm.
- Dissertação (mestrado profissional) – Programa de Pós Graduação em Economia, CAEN,
Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2015.
Orientação: Prof. Dr. |Paulo Rogério Faustino Matos
1. Bancos 2 Value et risk 3 Eleições I. Título.

CÂNDIDO BEZERRA DE FIGUEIREDO NETO

**OS PRINCIPAIS BANCOS BRASILEIROS PODERIAM TER QUEBRADO APÓS O
RESULTADO ELEITORAL DE 2014?**

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: Finanças e Seguros.

Aprovada em: **30 de março de 2015.**

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

Prof. Dr. Nicolino Trompieri Neto
Universidade de Fortaleza – UNIFOR

A minha noiva, Nathalia, pelo apoio, carinho e incentivo na realização deste trabalho.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, por guiar meu caminho.

Aos meus pais, irmãos e familiares pelo apoio incondicional.

Aos meus colegas de curso pelo companheirismo durante todo o mestrado.

Aos funcionários e professores do CAEN – UFC por todo o suporte e orientação.

À minha noiva Nathalia por seu apoio e compreensão, bem como aos seus pais e irmão.

RESUMO

O cenário de incerteza no mercado de capitais brasileiro, durante o período eleitoral, contribuiu para a formação de clusters de volatilidade, que tornou difícil a precificação dos ativos negociados na bolsa brasileira. Neste contexto, esta pesquisa visa investigar se este cenário de incerteza poderia ter acarretado na quebra de algum dos maiores bancos brasileiros com capital aberto. As ações dos bancos analisados foram: Banco do Brasil ON, Bradesco PN e ItaúUnibanco PN. A Métrica para essa pesquisa foi a de *Value-at-Risk* (VaR). Dois desses modelos são ditos incondicionais no que se refere à variância: o VaR Gaussiano incondicional e o VaR *Best Fitting* incondicional. Os outros dois modelos são chamados de condicionais, assumindo que a volatilidade varia ao longo do tempo. A métrica que melhor representou as séries temporais através do *Backtesting* foi o VaR *Logistic* condicional. A partir da estimação do melhor modelo, identificou-se que os bancos não quebrariam, mas poderiam ter acumulado expressiva desvalorização.

Palavras-chave: Bancos. *Value-at-risk*. *Best Fitting*. Eleições.

ABSTRACT

The scenario of uncertainty in Brazilian capital market, during the election period, contributed to the formation of volatility clusters, that made it difficult to pricing of the securities traded on the Brazilian stock exchange. In this context, this research aims to investigate if this scenario of uncertainty could have led to the breakdown of some of the largest Brazilian banks with open market. The actions of the banks analyzed were: Bank of Brazil ON, Bradesco PN and ItaúUnibanco PN. The metric for this research was to Value-at-Risk (VaR). Two models that are said unconditional as regards the variance: unconditional Gaussian VaR and VaR Best Fitting unconditionally. The other two are called conditional models, assuming that the volatility varies over time. The best metric that represented the time series by Backtesting was conditional Logistic VaR. From the estimation of the best model, it was identified that the banks would not break, but could have accumulated significant devaluation.

Keywords: Banks. Value-at-Risk. Best Fitting. Elections.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Evolução do Retorno diário acumulado dos Bancos pesquisados.....	28
Figura 2 - Séries de retornos nominais líquidos das ações dos bancos pesquisados.....	29
Figura 3 - Séries de retorno com as estimações ARMA-GARCH. – VaR – <i>in sample</i>	33
Figura 4 - Séries de retorno com as estimações ARMA–GARCH. – VaR Logistic – <i>out of sample</i> . 28 de Outubro a 30 de Dezembro de 2014 (43 observações).....	36

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estatísticas descritivas e testes de estacionariedade, de normalidade e de heterocedasticidade.....	30
Tabela 2 - Identificação de Função de Distribuição de Probabilidade com melhor fitting.....	31
Tabela 3 - Estimação dos modelos ARMA-GARCH.....	32
Tabela 4 - Backtesting dos modelos de VaR (com 99% de confiança) dos retornos dos principais bancos brasileiros.....	35

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
2	SISTEMA BANCÁRIO BRASILEIRO	12
2.1	Contextualização histórica sobre o sistema bancário brasileiro.....	12
2.2	O sistema bancário brasileiro e a reação diante de crises mundiais.....	14
3	LITERATURA RELACIONADA	16
3.1	Literatura sobre risco no sistema bancário.....	16
3.2	Gestão de risco no sistema bancário.....	17
4	METODOLOGIA	20
4.1	Contextualização histórica.....	20
4.2	Propriedades e versões clássicas do VaR.....	21
4.3	Propriedades, versões clássicas e extensões do VaR.....	22
4.4	VaR utilizado.....	23
4.5	Validando o arcabouço: <i>backtesting</i>	25
5	EXERCÍCIO EMPÍRICO	28
5.1	Base de dados e estatísticas descritivas.....	28
5.2	Modelos ARMA-GARCH.....	31
5.3	Estimação do <i>Value-at-Risk</i> (VaR) e <i>Backtesting</i>	33
6	CONCLUSÃO	38
	REFERÊNCIAS	39

1 INTRODUÇÃO

Pode-se encontrar facilmente na literatura a relação entre incerteza e risco, assim, para Knight (1921) a definição de risco é apenas a incerteza qualificável. Já Holton (2004) defende a ideia de que são necessários dois ingredientes para o risco se configurar. O primeiro ingrediente é a incerteza sobre os prováveis resultados de um experimento, e o segundo é o fato de que os resultados obtidos precisam ser relevantes em termo de utilidade.

Estas definições nos ajudam a entender, ou pelo menos nos conduzem a um entendimento, sobre risco e incerteza, que será fundamental para compreendermos a volatilidade que o mercado de ações brasileiro sofreu durante o último período eleitoral. Este período foi marcado pela indefinição de qual modelo econômico e político iriam conduzir o país nos próximos quatro anos. Diversos foram os acontecimentos que deixaram os investidores inseguros, dificultando a precificação dos ativos. Dentre os acontecimentos pode-se citar: acusações diversas, escândalos envolvendo os principais candidatos, debates televisionados bastante agressivos e o trágico acidente aéreo envolvendo o candidato à presidência e ex-governador pernambucano Eduardo Campos.

Assim, este cenário de incerteza fez com que os valores atribuídos a diversas ações brasileiras fossem precificados a cada divulgação de resultado de pesquisa eleitoral. Essa indefinição terminou na madrugada do dia 26 para 27 de outubro de 2014, após serem computados quase que a totalidade das urnas, foi divulgado pelo Supremo Tribunal Eleitoral (STE) a vitória da atual presidente e candidata reeleita Dilma Rousseff.

Neste contexto, este trabalho visa responder se, no pior cenário possível, após a divulgação do resultado eleitoral, até o último dia do ano de 2014, os principais bancos brasileiros de capital aberto, Banco do Brasil (BB), Bradesco e ItaúUnibanco estariam sujeitos a quebrar. Para responder tal questão, essa pesquisa utilizará a técnica *Value at Risk* (VaR) associada as distribuições de probabilidade que melhor se adequam as séries diárias de retornos nominais dos bancos pesquisados, no período de janeiro de 2011 a 27 de outubro de 2014. Período este, que corresponde ao primeiro mandato da atual presidente, até o primeiro dia útil após a divulgação de sua reeleição.

Metodologicamente, Jorion (2010) argumenta sobre a conveniência da hipótese sobre a distribuição paramétrica normal. Entretanto, as séries de retorno analisadas violam as hipóteses de homocedasticidade e normalidade. Neste trabalho, propõe-se o uso tradicional da fórmula paramétrica do VaR, utilizando o valor crítico associado à melhor distribuição de probabilidade que se adequa ao retorno de cada ação.

Este artigo segue metodologicamente Matos et al. (2015), ao propor a utilização do VaR em uma especificação intitulada *Autorregressive Moving Average – Generalized Autorregressive Conditional Heterocedasticity (ARMA-GARCH) Best Fitting* univariada. Nesta modalidade de VaR condicional, o valor crítico que caracteriza o VaR será associado à distribuição que apresentar melhor *fitting* para cada série em questão.

A função de distribuição probabilística (fdp) que melhor se ajustou as séries foi a distribuição *Logistic*. Após a realização do *Backtesting*, essa distribuição foi validada, bem como o modelo VAR *Logistic* condicional que demonstrou ser o melhor ajustado para representar as séries em uma estimação fora da amostra. Foi possível perceber o comportamento dos preços das ações dos bancos pesquisados no pior cenário possível, resultados estes que serão expostos posteriormente.

Além deste primeiro capítulo, serão apresentadas mais cinco seções. No capítulo 2 será feita uma breve descrição sobre o mercado bancário brasileiro. No capítulo 3, será feita uma contextualização sobre a literatura relacionada. No capítulo 4, a metodologia adotada para a modelagem de risco será exposta no quinto capítulo, será possível observar as estatísticas descritivas básicas associadas as séries de dados, bem como os resultados obtidos com a modelagem VaR. No capítulo 6, as conclusões serão apresentadas.

2 SISTEMA BANCÁRIO BRASILEIRO

2.1 Contextualização histórica sobre o sistema bancário brasileiro

A fundação do Banco do Brasil, em 1808, foi um marco histórico do início do sistema financeiro nacional. Era atribuição do banco recém fundado a implantação de projetos de infraestrutura e atividades relacionadas as culturas agrícolas da época.

O Banco do Brasil foi organizado com funções de banco central misto, também exercia o papel de banco de depósitos, desconto e emissão. Além disso, era encarregado da venda de produtos privativos da administração e contratos reais. Esse duplo papel exercido pelo Banco do Brasil é colocado como um dos fatores que explica a longa demora até a criação de um banco central propriamente dito no país. Os anos mostraram ao Brasil que era necessário possuir um sistema capaz de acompanhar as evoluções econômicas que se observavam no mundo.

Entretanto, até 1945, não existia nenhuma organização institucional para o controle da oferta de moeda, sendo todas as funções de autoridade monetária exercidas pelo Banco do Brasil. Naquele ano, o governo do presidente Getúlio Vargas cria, em 2 de fevereiro, por meio do Decreto nº 7.293, a Superintendência da Moeda e do Crédito (Sumoc), que recebeu as funções imediatas de exercer o controle sobre o conturbado mercado financeiro e de combater a inflação que ameaçava o país, bem como preparar o cenário para a criação de um banco central em 1964 (Lima, 2012).

Em 1965, no ano seguinte à reforma bancaria, foi sancionada a Lei do Mercado de Capitais, visando aumentar o nível de poupança interna e dos investimentos no setor produtivo. Percebendo a falta de uma entidade para fiscalizar o mercado de capitais, foi criada a Comissão de Valores Mobiliários (CVM), em 1976, com o objetivo de disciplinar o mercado de capitais e estabelecer medidas para seu desenvolvimento. (Matias, 2012).

A partir da implantação do Plano Real, no início de julho de 1994, as reformas empreendidas na área financeira tiveram, segundo Puga (1999), a finalidade de fortalecer e reestruturar o sistema financeiro nacional. Tais reformas se tornaram essenciais com a estabilização da economia, em especial a perda de importante fonte de receita advinda das transferências inflacionárias. Até então, não havia um arcabouço institucional que prevenisse o sistema contra os riscos de uma crise financeira. A atuação do Banco Central para socorrer as instituições se dava mais em caráter emergencial, utilizando recursos da reserva monetária, que contava com parte da arrecadação do Imposto sobre Operações Financeiras (IOF). Em

agosto de 1994, em consonância com o Acordo da Basileia, o Banco Central editou a Resolução 2.099, estabelecendo limites mínimos de capital para a constituição de um banco, além de limites adicionais que variavam de acordo com o grau de risco dos ativos.

As medidas mais expressivas, no entanto, ficaram para o segundo semestre de 1995. Segundo Silva e Jorge Neto (2002), diante do quadro de agravamento da situação de algumas instituições e da instabilidade provocada pela intervenção no Banco Econômico, o governo adotou várias medidas para evitar uma situação crônica, tais como: estabelecimento de incentivos fiscais para a incorporação de instituições financeiras; Instituição do Programa de Estímulo à Reestruturação e ao Fortalecimento do Sistema Financeiro (PROER) (Resolução nº 2.208 de 03/11/95); regulamentação do Fundo Garantidor dos Créditos (FGC); Dificultou a constituição de novas instituições e criou o incentivo para o processo de fusão, incorporação e transferência de controle acionário.

As modificações na legislação também ocorreram no que diz respeito à permissão para ingresso de bancos estrangeiros. A Exposição nº 311 estabeleceu ser de interesse do país o aumento da participação de instituições estrangeiras no sistema financeiro, e a Resolução nº 2.212 do Conselho Monetário Nacional eliminou a exigência de que o capital mínimo para a implantação de um banco estrangeiro fosse o dobro daquele exigido para um nacional.

O sistema bancário nacional agora contava com bancos públicos, privados e estrangeiros. Este novo cenário provocou uma reestruturação no mercado, bancos de pequeno e médio porte que não se adequaram a nova concorrência, ou não se adequaram ao novo formato da economia começaram a apresentar-se insolventes, alguns foram adquiridos e outros fecharam. Um movimento de redução drástica fez com que o Banco Central intervisse, o que proporcionou a liquidação de 42 instituições.

Quando essa instabilidade começou a ameaçar instituições maiores, para evitar o risco de ocorrer uma crise sistêmica, o governo preocupou-se em encontrar compradores para essas instituições, utilizando os recursos do PROER. O governo também adotou, em agosto de 1996, o PROES com o objetivo de sanear o sistema público estadual, indicando que estes bancos deveriam se transformar em agências de fomento ou seriam privatizados.

Segundo Matias (2012), outra evolução importante do sistema ocorreu em 1996, uma vez que, foi criado o Comitê de Política Monetária, mais conhecido como Copom, que passou a existir para aumentar a transparência na definição da política monetária e evitar assimetrias através do sistema de metas para a inflação.

Com os avanços tecnológicos, foi regulamentado um o novo Sistema de Pagamento Brasileiro em 2001, que transferiu todo o risco de insolvência do sistema do

Banco Central para os participantes do mercado. Nesse modelo, foi instituído um sistema de transferência de grandes valores com liquidação bruta em tempo real, através do Sistema de Transferência de Recursos, em substituição ao regime de monitoramento das contas de reservas.

2.2 O sistema bancário brasileiro e a reação diante de crises mundiais

Após a crise do *subprime*, as instituições financeiras americanas mostraram a sua fragilidade, pois as mesmas foram suscetíveis a fraudes e ingerências de seus gestores. Estes acontecimentos provocaram uma crise de credibilidade no mercado financeiro, pois tais instituições distribuíam títulos de dívida imobiliária de alto risco como se fossem títulos de baixo risco de crédito. Em consequência disso, bancos de todo o mundo foram afetados, uma vez que, os mesmos adquiriram esses direitos creditórios dos bancos americanos e distribuíram para os seus clientes.

Os bancos brasileiros não foram diretamente afetados por tais títulos “podres”, uma vez que, a legislação brasileira não permite a compra destes instrumentos financeiros. No entanto, o Brasil foi afetado indiretamente pela escassez de crédito devido à crise de credibilidade mundial. Segundo Garcia (2011), a economia brasileira, principalmente o sistema financeiro, ultrapassou bem a crise financeira internacional.

O Governo do então presidente Luís Inácio Lula da Silva percebendo a diminuição no ritmo de crescimento da economia, e prevendo uma possível queda no consumo das famílias, fez uma aposta arriscada, em cadeia nacional de rádio e televisão, pediu que a família brasileira não parasse de consumir. O governo se comprometeu a aplicar diversas desonerações fiscais dentre elas a isenção e/ou redução do Imposto sobre produto Industrializados (IPI).

No setor bancário, o governo percebendo uma diminuição da oferta de crédito dos Bancos privados, que, neste momento, estavam receosos sobre os desdobramentos da crise internacional, utilizou-se dos bancos públicos para que estes continuassem a oferecer crédito e ampliar esta oferta em áreas onde até então não possuíam expertise. Foi o caso do Banco do Brasil, que demandado a ampliar a carteira de crédito para veículos, buscou no mercado a parceria com o Banco Votorantim, que possuía experiência e uma boa participação no mercado de empréstimos veiculares. Com estas ações, o Banco do Brasil respondeu a demanda do seu acionista majoritário e contando com diminuição da participação dos concorrentes privados, obteve ganhos expressivos.

Em outro âmbito, considerando as orientações do Comitê de supervisão bancária de Basileia, divulgadas em novembro de 2010, o Banco central Brasileiro (Bacen) publicou, em 17 de fevereiro de 2011, o comunicado nº 20.615, que divulga orientações preliminares e cronograma relativos à implementação, no Brasil, da estrutura de capital, alavancagem e de requerimentos de liquidez conhecidos como Basileia III, cuja implementação teve início em outubro de 2013.

3 LITERATURA RELACIONADA

3.1 Literatura sobre risco no sistema bancário

Dentre as diversas formas de risco que a literatura bancária apresenta, esta pesquisa tem uma abordagem especial para os riscos de Insolvência, que segundo Saunders (2007), é uma decorrência ou consequência de riscos excessivos de variação de taxas de juros, preços de mercado, crédito, operações fora do balanço, riscos tecnológicos, cambiais, soberanos e de liquidez. Tecnicamente a insolvência ocorre sempre que os recursos próprios ou internos da instituição financeira são insuficientes para cobrir perdas incorridas em função de um ou mais riscos descritos anteriormente.

Este risco deu origem a busca de mecanismos que protegessem principalmente os bancos de eventuais quebras oriundas de operações que estivessem em desacordo com a política de investimento e exposição das instituições. Situação esta que Jorion (2003) apresentou no caso *Barings*, onde um jovem operador de 28 anos, Nicholas Leeson, perdeu 1,3 bilhões com derivativos. A perda foi motivada pela grande exposição ao mercado de ações japonês por meio de contratos futuros. A falência do banco *Barings*, que era tido como um banco conservador, serviu de exemplo para as demais instituições financeiras.

O desastre revelou uma incrível falta de controle da instituição, pois Leeson controlava a mesa de operações e a retaguarda. A função de *back office* é de confirmar as operações e de verificar sua conformidade com as diretrizes operacionais. Em qualquer banco sério, os operadores transacionam com capital limitado e estão sujeitos à supervisão minuciosa de seus “limites de posição”. Para evitar conflitos de interesse, as funções operacionais e de retaguarda são claramente delineadas. Além disso, a maioria dos bancos possui unidade independente de administração de risco, que supervisiona os operadores.

Após diversos incidentes como o caso do condado de *Orange* e o caso *Daiwa*, diversos gestores buscaram mecanismos para proteger suas instituições, Jorion (2003) afirma que talvez a mais notável iniciativa do setor privado tenha sido desempenhada pelo J.P. Morgan, que, em outubro de 1994, apresentou o novo sistema *RiskMetrics*. Inicialmente, o sistema disponibilizava medidas de risco para 300 instrumentos financeiros em 14 países.

Em essência, os dados representavam uma matriz de variância/covariância de retornos que evolui ao longo do tempo. Para produzir seu próprio *Value-at-Risk* (VAR), os usuários precisam de um software para integrar o sistema *RiskMetrics* a suas próprias posições. O sistema foi disponibilizado gratuitamente com o interesse de promover maior

transparência dos riscos de mercado, além de disponibilizar ferramentas sofisticadas de administração de risco para outros usuários potenciais, especialmente aqueles que não conseguem reunir os recursos necessários ao desenvolvimento integral de tais sistemas.

Ao *RisckMetrics*, mais do que qualquer outra iniciativa, pode ser atribuído o incentivo ao aprofundamento da pesquisa sobre risco. Também, ajudou a impedir uma regulamentação desnecessária do mercado financeiro.

3.2 Gestão de risco no sistema bancário

Com a finalidade de fortalecer a solidez e a estabilidade do sistema bancário internacional, em 15 de julho de 1988, foi concluído o Acordo de Basileia, acordo firmado pelos bancos centrais do G-10, que representou um marco na regulamentação financeira dos bancos comerciais. Segundo Jorion (2003), a ideia era exigir padrões mínimos de capital e criar condições homogêneas de concorrência entre bancos internacionais por meio da harmonização das regulamentações globais.

Em julho de 1988, após intenso processo de discussão, foi celebrado o Acordo de Basileia, que definiu mecanismos para mensuração do risco de crédito e estabeleceu a exigência de capital mínimo para suportar riscos. Atualmente, este acordo é conhecido como Basileia I.

O Acordo de Basileia de 1988 definiu três conceitos, a saber:

- ✓ Capital regulatório: montante de capital próprio alocado para a cobertura de riscos, considerando os parâmetros definidos pelo regulador;
- ✓ Fatores de ponderação de risco dos ativos: a exposição a Risco de Crédito dos ativos (dentro e fora do balanço) é ponderada por diferentes pesos estabelecidos, considerando, principalmente, o perfil do tomador;
- ✓ Índice Mínimo de Capital para Cobertura do Risco de Crédito (Índice de Basileia ou Razão BIS): quociente entre o capital regulatório e os ativos (dentro e fora do balanço) ponderados pelo risco. Se o valor apurado for igual ou superior a 8%, o nível de capital do banco está adequado para a cobertura de Risco de Crédito.

O avanço obtido com Basileia I, em termos de marco regulatório e de exigência de capital, para suportar o Risco de Crédito, foi inegável. Entretanto, algumas críticas surgiram, tornando-se necessário o aprimoramento daquele documento no âmbito do Comitê de

Basileia. Entre os ajustes, destacou-se a necessidade de alocação de capital para cobertura de Riscos de Mercado.

Assim, em janeiro de 1996, foi publicado adendo ao Basileia I, chamado de Emenda de Risco de Mercado, cujos aspectos relevantes são: Ampliação dos controles sobre riscos incorridos pelos bancos; Extensão dos requisitos para a definição do capital mínimo (ou regulatório), incorporando o Risco de Mercado; Possibilidade de utilização de modelos internos na mensuração de riscos, desde que aprovados pelo regulador local.

Desde a criação do Comitê de Basileia, em 1974, a regulamentação bancária vem apresentando avanços significativos. Assim, em junho de 2004, o Comitê divulgou o Novo Acordo de Capital, comumente conhecido por Basileia II, com os seguintes objetivos: Promover a estabilidade financeira; Fortalecer a estrutura de capital das instituições; Favorecer a adoção das melhores práticas de gestão de riscos; Estimular maior transparência e disciplina de mercado.

Basileia II propõe um enfoque mais flexível para exigência de capital e mais abrangente com relação ao fortalecimento da supervisão bancária e ao estímulo para maior transparência na divulgação das informações ao mercado, baseado em três grandes premissas:

- ✓ Pilar I – fortalecimento da estrutura de capitais das instituições;
- ✓ Pilar II – estímulo à adoção das melhores práticas de gestão de riscos;
- ✓ Pilar III – redução da assimetria de informação e favorecimento da disciplina de mercado. Agências de adequação de capital, o Acordo de Basileia estabelece limites sobre assunção excessiva de riscos, ou restrições para grandes riscos.

Desde o final de 2008, o comitê de Basileia tem divulgado informações a respeito da identificação dos problemas nos mercados financeiros mundiais e com as propostas de mudança na regulação existente. Ao longo dos meses, as normas foram aprimoradas e o *Bank for International Settlements* (BIS) apresentou no final de 2009 com revisão em abril de 2010 as características deste novo acordo, conhecido como Basileia III.

Segundo BIS (2010), este novo acordo visa fortalecer as instituições bancárias individuais, regulação chamada micro prudencial, com foco nas empresas, a qual ajudará a elevar a resiliência das firmas bancárias em períodos de estresse.

O pacote de reformas também prevê um foco macro prudencial, que podem ser construídos por todo o setor bancário para evitar disseminação de riscos ao longo do tempo. Obviamente que ambos os enfoques, macro e micro prudencial, estão correlacionados, à medida que a resiliência das instituições individuais também fortalecem o todo.

Existem críticas relacionadas ao Lançamento do Basileia III, que se referem a pressa como o BIS divulgou as medidas na tentativa de dar uma resposta rápida a crise de 2008. Para alguns analistas, este novo acordo não representou de fato uma mudança significativa dos instrumentos já existentes, diferente da transição de Basileia I para Basileia II, onde diversas orientações avançaram na melhoria da governança e controle das instituições financeiras.

4 METODOLOGIA

4.1 Contextualização histórica

Segundo Bernstein (1996), o uso de arcabouços estatísticos visando uma postura ativa na gestão do risco em operações financeiras diversas pode ser apontado como um dos marcos, juntamente com a tecnologia, o capitalismo e a maturidade democrática, por exemplo, capazes de caracterizar a evolução da sociedade ao longo do tempo.

Esta vertente do estudo financeiro – apesar de consistir essencialmente em aplicações da teoria básica de probabilidade com ênfase nas famílias de função de distribuição de probabilidade em tempo contínuo, como a normal sugerida por Moivre (1730) – não é das mais antigas ou clássicas, se comparada com os modelos de apreçamento *a la random walk* desenvolvido por Cardano (1565), ou se comparada aos estudos demográficos voltados para fins atuários desenvolvidos pelos matemáticos britânicos já no século XVIII. Na realidade, costuma se associar a moderna teoria de gestão de risco aos relatórios rotineiros elaborados pelo banco J. P Morgan, e mais especificamente ao conceito estabelecido em 1994, em que determinada tesouraria deste banco estaria sujeita a uma perda cujo limite superior seria de aproximadamente US\$ 15 milhões no dia seguinte, em valores da época, inferência esta realizada um nível de confiança de 95%. Surgia assim um conceito tido como um dos mais didáticos, úteis e acessíveis aos acadêmicos e às pessoas do mercado financeiros e empresarial, como um todo.

Interessante como o mercado financeiro se mostrou aparentemente lento, vis-à-vis a academia, ao lidar com a gestão de risco de uma forma mais uniformizada, o que se dá somente após as décadas de 70 e 80, ambas marcadas por desastres, como os reportados pelo Chase Manhattan Bank de US\$ 300 milhões, dentre outros. Antes da década de 70, seria compreensível, pois a atividade bancária padecia de um excesso de simplicidade, convivendo com longos períodos de estabilidade e assim elevados níveis de previsibilidade. Assim, somente após o conceito de Valor em Risco, ou *Value at risk*, VaR, sugerido pelo J. P Morgan em 1994, o mercado pareceu reagir, incorporando a necessidade de se ter um comportamento ativo, dinâmico, uniformizado e objetivo diante de cenários turbulentos.

Em época bastante próxima, mais especificamente em 1988, os órgãos internacionais convergem para estabelecimento de marcos regulatórios, de normativos e de mecanismos visando gerir os riscos bancários. O que se observa, então na sequência é uma preocupação crescente no amadurecimento desses mecanismos, dessas normas e das métricas

usadas na mensuração e gestão dos diversos tipos de risco inerentes á atividade bancária, como o risco legal, operacional, de mercado, dentre outros. Na prática, tem-se portanto a implementação de acordos de Basileia, a partir de 1992, já estando sendo posto em prática segundo uma agenda bem gradual o acordo de Basileia III.

Um dos pilares deste tipo de acordo internacional que consegue estabilizar minimamente e reduzir os impactos de oscilações nas tesourarias das instituições que compõem o sistema financeiro lida diretamente com a métrica estatística de mensuração do risco a ser usada e como ela implica na gestão das tesourarias em si, sendo úteis, por exemplo na definição dos limites de provisão bancária.

4.2 Propriedades e versões clássicas do VaR

Neste contexto em que se evidencia a necessidade de se gerir o risco bancário, o VaR surge como métrica universal de mensuração de risco, primeiro em razão do prestígio da instituição em questão que a sugere e segundo, obviamente dadas as características da métrica proposta, não exatamente no sentido mais técnico como sugerido em Artzner *et al.* (1999), mas no sentido conceitual ao satisfazer algumas das racionalidades desejadas por ser uma métrica não de oscilação bilateral, como o desvio padrão, mas sim de perda extrema, logo, unilateral.

Em comparação a métricas mais refinadas de risco, o VaR capta uma risco total extremo e não um risco sistêmico como o mensurado pelo beta de mercado oriundo do *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), não usufruindo da propriedade de ser uma métrica relativa a um *benchmark*, mas tão somente levando em consideração os momentos do próprio ativo em questão. Assim como o *drawdown* de uma série temporal de um determinado ativo financeiro, o VaR visa portanto, mensurar uma perda associada a cenários extremamente negativos.

Em suas versões mais simples, o VaR pode ser associado ao resultado que ocorre com uma determinada probabilidade acumulada a partir de um histograma, versão não paramétrica, ou ainda pode ser obtido via simulações históricas. Em suas versões mais comumente usadas, dispõ-se de um arcabouço paramétrico, o qual se baseia em premissas, sendo recorrente o uso de três hipóteses, descritas a seguir, as quais infelizmente não são válidas.

O VaR gaussiano incondicional recorre à premissa de que não se deve rejeitar a hipótese nula de que a variável aleatória em questão, ou seja, o retorno líquido do ativo

financeiro, segue uma distribuição normal de probabilidade incondicional. Simples e pragmático, assim, se não fosse bastante falho. A premissa da normalidade, implícita, mas não exatamente necessária na formulação original do CAPM, e usada mesmo em modelos assimétricos mais recentes, como Grossman (1989) e Grossman e Stiglitz (1980) parece muito natural e conveniente, ao menos analiticamente. No entanto, aspectos simples como o suporte da normal contemplando a reta dos reais, incluindo os reais negativos inferiores a -100% e o fato de que sendo o retorno real, os ganhos acumulados fruto do produto não seguirão a mesma distribuição, sugerem ser esta uma escolha mal sucedida. Ainda mais forte e relevante é o fato de que as distribuições que costumam se ajustar melhor aos histogramas dos retornos usualmente acomodam a evidência da leptocurtose, ou seja, caudas pesadas com curtose superior a 3, da normal, ou mesmo infinita. Outro aspecto consiste na assimetria não bem capturada pela distribuição normal. A literatura sobre essas violações das premissas gaussianas, ao menos aparente, é extensa e as soluções paramétricas sugeridas igualmente amplas, como se observa em Levy (1925), Fama (1965), Mandelbrot (1963), Samuelson (1976), dentre tantos outros.

Um passo importante nesta vertente da ciência de gestão de risco consiste em inferir sobre a adequação ou não da normalidade incondicional dos retornos em questão, através de testes como Jarque-Bera (1981) e na sequência lidar com essa questão de se buscar um *fitting* funcional mais adequado. Outro passo é lidar com a questão condicional dos momentos, especificamente, a média e o desvio padrão, ambos oriundos diretamente como parâmetros da normal e portanto, necessários no cálculo do VaR gaussiano incondicional.

4.3 Propriedades, versões clássicas e extensões do VaR

Ceramente, quando o *RiskMetrics* (1994) definiu o VaR como uma métrica única e simples sobre qual risco determinada carteira está sujeito, assumindo normalidade nos retornos e modelando sua volatilidade não mais somente com o desvio padrão, mas como um alisamento exponencial,¹ a ciência evoluiu e conseguiu agregar aos procedimentos do mercado financeiro, ao ponto de que esta métrica fora largamente utilizada, de forma que o Comitê de Basileia a estabeleceu como padrão para cálculos de risco, tornando-se o VaR um arcabouço legal em seus países signatários.

¹ O termo EWMA utilizado pelo *RiskMetrics* corresponde a *Exponential Weighted Moving Average*. Para mais detalhes ver Laubsch e Ulmer (1999).

A questão porém, inerente à evolução da ciência está na necessidade se acomodar melhor as violações básicas características das séries de retorno líquido dos ativos financeiros. Acreditar que os mesmos sejam Independentes e identicamente distribuídos (IID) em alguma de suas versões, mais forte ou fraca, não deveria pressupor que a distribuição idêntica e constante seja necessariamente uma normal, até por que, o que se observa em diversas amostras de retnos ao longo do tempo é a existência de heterocedasticidade associada à leptocurtose, inviabilizando o uso do Var gaussiano incondicional.

Neste contexto, West e Cho (1995) demonstram que para curtos horizontes de tempo, modelos que seguem a família de arcabouços *Generalized Autoregressive Heteroskedasticity* (GARCH) desenvolvidos inicialmente por Engle (1982) e generalizado por Bollerslev (1986), são mais precisos e adequados para predizer a volatilidade, que simplesmente o desvio padrão constante ou mesmo se comparado a outros arcabouços de volatilidade condicional.

Danielsson e de Vries (1998) mostram a importância de incorporá-lo, portanto, ao VaR. Um segundo passo nesta literatura é dado por Lee e Lee (2009) e Rippel e Jánský (2011) em estudos quase paralelos que sugerem a inovação com uso da modelagem *Autoregressive Moving Average* (ARMA) para os movimentos em nível do retorno do ativo associada ao uso do GARCH para a volatilidade, originando assim a família de VaR ARMA-GARCH. Esta extensão bem sucedida e vastamente seguida em aplicações empíricas, como Capielo, Engle e Sheppard (2006), padece ainda de um mesmo problema: a não adequação da função de distribuição da probabilidade.

Na realidade, outra vertente visa lidar com isso, incorporando os benefícios estatísticos em se modelar corretamente o *fitting* através de distribuições não normais, como em Hull e White (1998) ou especificamente via distribuições como a hiperbólica secante em Vaughan (2002) e Klein e Fischer (2003).

4.4 VaR utilizado

Jorion (2010) argumenta metodologicamente sobre a hipótese de utilização da distribuição paramétrica normal. Porém, as séries de retorno analisadas violam gravemente essa hipótese, assim como a hipótese de homocedasticidade e ausência de leptocurtose. Visando agregar os aprendizados de duas das vertentes mais bem-sucedidas em termos de extensão do VaR paramétrico gaussiano, este artigo segue metodologicamente Matos et al. (2015), ao propor a utilização do VaR em uma especificação intitulada *Autorregressive*

Moving Average – Generalized Autorr’egressive Conditional Heterocedasticity (ARMA-GARCH) *Best Fitting* uni variada. Nesta modalidade de VaR condicional, o valor crítico que caracteriza o VaR será associado à distribuição que apresentar melhor *fitting* para cada série em questão, e será *time-varying*, ou seja, irá incorporar os efeitos da média e da volatilidade, ambas condicionais, obtidas pelo arcabouço ARMA-GARCH mais bem especificado, exatamente nessa distribuição de probabilidade específica do retorno financeiro.

A questão toda se resume inicialmente a identificar a melhor especificação para o ARMA utilizado na modelagem do retorno em nível, somente, baseado em critério de informação de Schwarz, e na sequência utilizar esta especificação na equação da média em um GARCH, cuja especificação atenda ao melhor critério de Schwarz e não recaia em violações indesejáveis para este tipo de modelo, como parâmetros explosivos. Ambas as modelagens são escolhidas considerando a parcimônia, sendo utilizadas todas as especificações até a segunda defasagem, sempre.

O segundo passo consiste em encontrar a relação quantílica, análoga ao caso de uma normal, por exemplo, em que se possa fazer a premissa de que determinados parâmetros da distribuição sejam *time-varying* de tal forma que se possa acomodar a evidência de que a média e a volatilidade são ambas condicionalmente *time-varying* também.

Tomando como exemplo a distribuição gaussiana, a relação do VaR incondicional a um determinado nível de confiança, $c(\%)$, usualmente 95% ou 99%, é dada simplesmente por:

$$VaR^{G,I}(c\%) = \mu - \alpha_{c(\%)}\sigma, \quad (1)$$

onde, μ consiste no parâmetro que é a média populacional, σ é o parâmetro que mensura o desvio padrão populacional, $\alpha_{c(\%)}$ é o alfa crítico característico em uma normal padrão, que assume o valor de 2,32630 para uma probabilidade acumulada de 1% e 1,64485 para uma probabilidade acumulada de 5%, por exemplo.

Esta relação é tão somente a função quantílica da normal, ou seja, a inversa da função de distribuição acumulada associada a uma probabilidade unilateral, 5% ou 1%, a qual está relacionada ao nível de confiança segundo a relação dada por $1 - c(\%)$. Nesta relação, observe que a inserção dos momentos *time-varying* é trivial, uma vez que a média e o desvio padrão, ambos agora não mais amostrais, mas sim obtidos pela modelagem ARMA-GRACH, dados respectivamente por μ_t e σ_t , substituirão os parâmetros populacionais constantes, sendo obtida a seguinte relação para o do VaR ARMA-GARCH *Gaussiano* univariado:

$$VaR^{G,C}(c\%) = \mu_t - \alpha_{c\%}\sigma_t \quad (2)$$

A questão passa a ser então obter a relação análoga a este VaR Gaussiano condicional, porém incorporando a informação de que a distribuição mais adequada em termos de *fitting* não é a normal. Neste caso, a busca por esta distribuição precisa da imposição de uma certa limitação no *range* de famílias de distribuição contínua, pois somente podem ser usadas as distribuições em que o desvio padrão e a média sejam dados por funções univariadas bijetivas, ou seja, tendo como argumento apenas um dos parâmetros da respectiva distribuição. Em suma, é preciso que se identifique exatamente qual parâmetro será *time-varying* para que a média também seja, sendo o mesmo válido para a fórmula do desvio padrão. Caso contrário, a evidência de que a média e o desvio são ambos *time-varying* não tem contrapartida exata na premissa de que parâmetros da distribuição exatamente serão também *time-varying*. Ou melhor, assumindo que a média é condicional, mas a mesma depende dois ou mais parâmetros da distribuição em questão, como fazer a bijeção necessária para que se substitua na fórmula da função quantílica o parâmetro pela média? Como exemplo, na função Dagun (4p), bastante adequada para retornos de bancos no Brasil, a função do desvio padrão tem como argumentos todos os 4 parâmetros da distribuição, os quais aparecem também na função quantílica, sendo impossível estabelecer uma relação desta inversa da acumulada e o desvio padrão, a ser substituído pelo desvio padrão condicional.

Isto se deve, por que na maioria das distribuições de probabilidade, os parâmetros não são exatamente dados pela média e pelo desvio, como na normal. Logo, é preciso que se obtenha uma bijeção, tal que, os parâmetros passam a ser função da média e do desvio, respectivamente, de forma que a inversa da função acumulada possa ser expressa pela média e pelo desvio padrão e por fim, os mesmos possam ser inseridos como *time-varying*. Como exemplo, a função de distribuição de probabilidade Laplace, cujos parâmetros são μ e λ , em que o desvio padrão é dado por $\sigma = \sqrt{2}/\lambda$.

O objetivo final consiste, portanto, em obter duas relações a um mesmo nível de confiança $c\%$, ambas baseadas em uma distribuição de probabilidade com *fitting* adequado, uma considerando a quantílica paramétrica, VaR *Best Fitting* Incondicional univariado, $VaR^{BF,I}(c\%)$, dado por:

$$VaR^{BF,I}(c\%) = F_{BF}^{-1}(1 - c|\Theta), \quad (3)$$

enquanto o VaR ARMA-GARCH *Best Fitting* condicional univariado será dado pela quantílica, mas não mais como função do próprio vetor de parâmetros, mas tendo como argumentos média e desvio padrão *time-varying*, seguindo a relação.

$$VaR^{BF,c}(c\%) = F_{BF}^{-1}(1 - c|\mu_t, \sigma_t) \quad (4)$$

Assim, sobre as distribuições de probabilidade, o ranking em termos de *fitting* será elaborado baseado no teste de aderência de Anderson e Darling (1952), seguindo Prause (1999) e Brito e Neto (2007), por exemplo, trabalhos em que este teste foi usado para ajustar distribuições a bancos alemães e para índices de segmentos do mercado de crédito brasileiro, respectivamente. Este teste é uma variação mais sensível, do teste Kolmogorov e Smirnov, por isso mais adequado para distribuições com caudas pesadas.

4.5 Validando o arcabouço: *backtesting*

Por fim, para cada especificação de VaR aqui utilizada, são realizadas previsões um passo a frente *in sample* para cada uma das séries de retorno, para que possam ser comparadas entre si. Para comparar as séries utilizou-se dos métodos de *Backtesting* de Basileia, de Lopez (1999), Kupiec (1995), Christoffersen (1998) e conjunto Kupiec e Christoffersen (1998), cada um, com suas características, irá contribuir em verificar se os efeitos de interligação financeira incorporados ao VaR influem no cálculo do risco e em qual magnitude. Em detalhes, tem-se uma breve descrição dos testes usados:

- i) Teste de Basileia: Teste padrão pelo acordo de Basileia, baseado em uma quantidade de violações do VaR, onde caso o número de violações seja maior que o esperado, o modelo está reprovado. Nesse teste não se consideram nenhuma informação sobre o tamanho da violação ou se elas apresentam padrões de cluster.
- ii) Teste de Lopez: Teste proposto por Lopez (1999) tem finalidade de ranquear modelos, no entanto não possui estatística formal para aprovar ou reprovar um modelo de VaR. Mensura o tamanho das perdas através de uma função de perdas, o que permite comparar diversos diferentes de VaR.
- iii) Teste de Kupiec: Teste baseado na frequência de perdas que excedem o VaR, tem a finalidade de verificar estatisticamente se a frequência de perdas do modelo está de acordo com a distribuição estatística esperada.

- iv) Teste de Christoffersen: Teste sobre a condicionalidade das perdas que excedem VaR, onde espera-se que sejam incondicionais, com finalidade de atestar estatisticamente se essas perdas são incondicionais ou seguem uma distribuição estatística.
- v) Teste Conjunto de Kupiec e Christoffersen: Junção dos testes iii e iv, testando simultaneamente a frequência e condicionalidade das perdas que excedem o VaR, assim tendo finalidade de verificar se as perdas excedentes do VaR possuem a frequência correta e é incondicional, conforme o esperado.

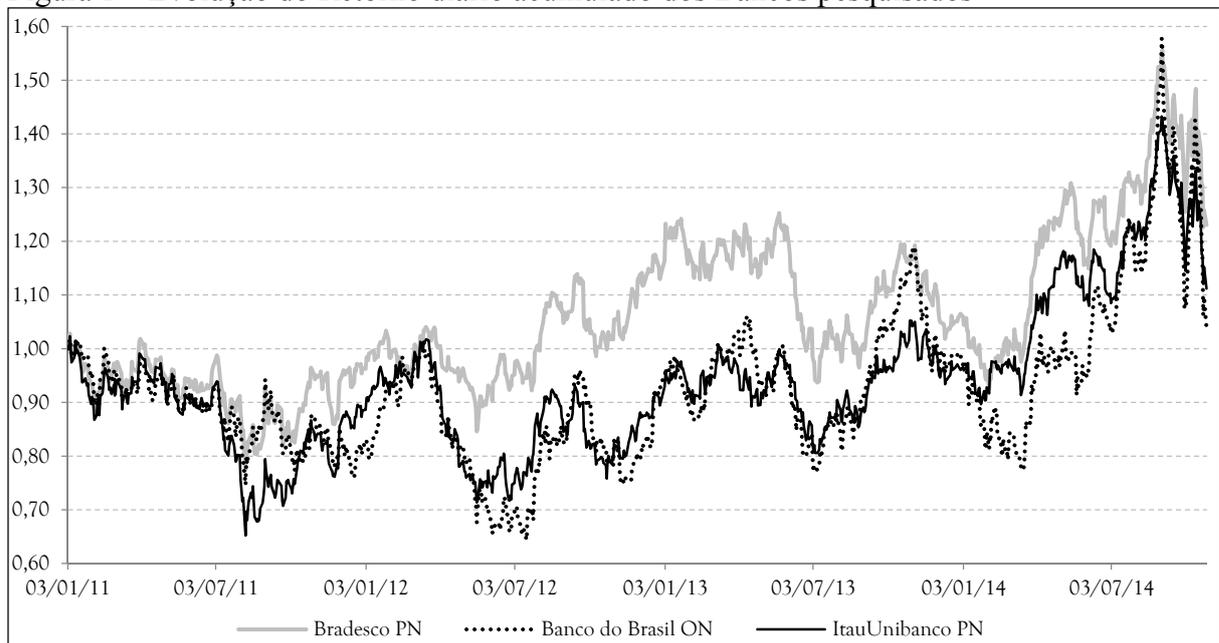
Mais especificamente, quando modelos de VaR não conseguem prever o risco de forma apurada, eles perdem sua utilidade, conforme diz Jorion (2010). Para verificar o desempenho desses modelos são empregados testes de aderência (*Backtesting*), de forma a examinar se as perdas previstas pelo VaR estão condizentes com a realidade da série de dados. O *Backtesting* possui importância sob duas perspectivas, a de Gestão de Risco e a Estatística, conforme Campbell (2005) que demonstra diversos tipos de metodologias de testes e como todas possuem fraquezas em seus métodos, devendo, portanto, aplicar mais de uma para um diagnóstico mais próximo a realidade.

5 EXERCÍCIO EMPÍRICO

5.1 Base de dados e estatísticas descritivas

Neste trabalho, foi utilizada a série histórica do preço de ações dos três maiores bancos brasileiros, no período de janeiro de 2011 a 27 de outubro de 2014, totalizando 947 observações. A Figura 1 reporta a evolução acumulada dos ganhos líquidos diários destas três ações.

Figura 1 – Evolução do Retorno diário acumulado dos Bancos pesquisados



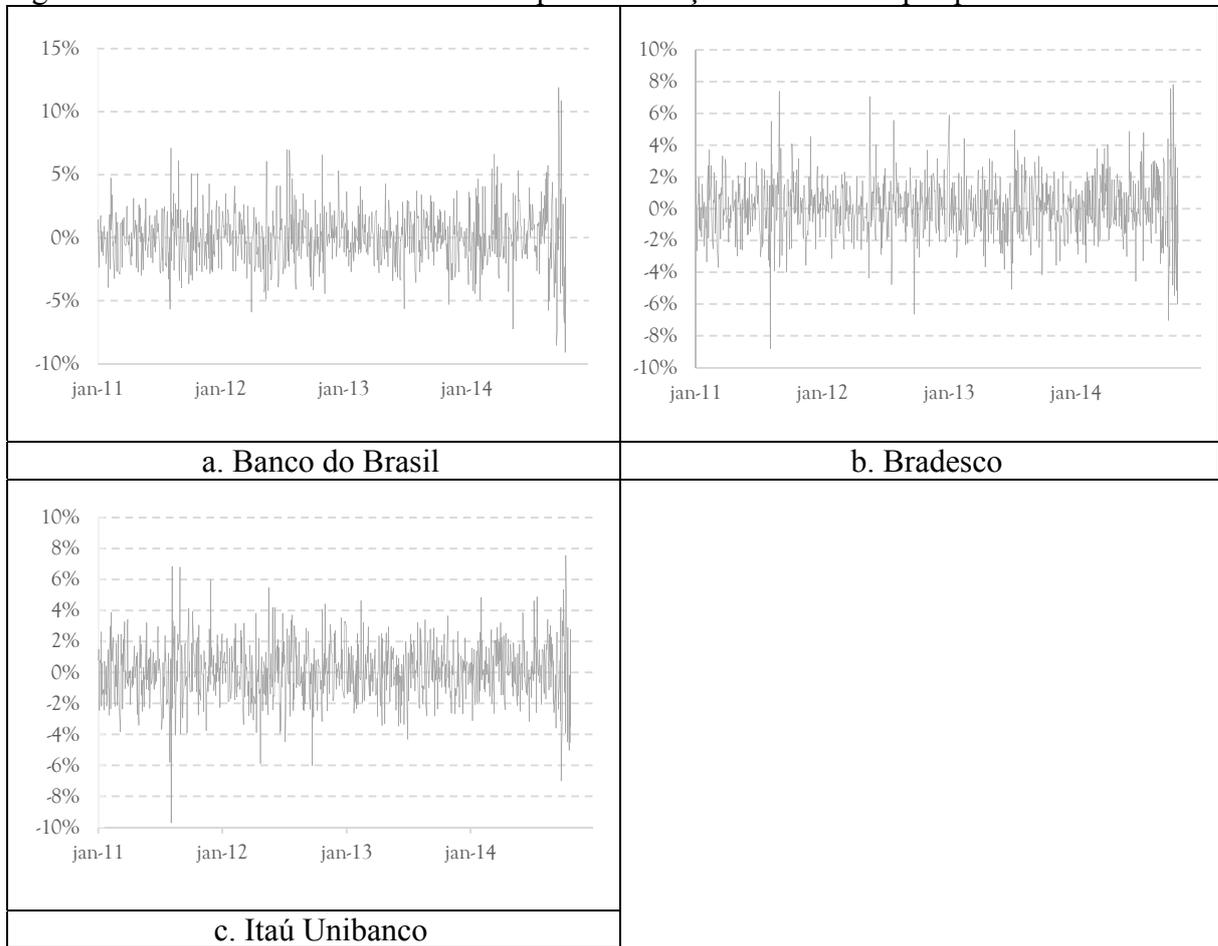
Fonte: Economática.

Nota: Retorno Bruto nominal diário acumulado: obtido a partir da série temporal de cotação de fechamento (*end-of-day*) durante o período de janeiro de 2011 a 27 de Outubro de 2014, 947 observações.

A partir da análise da Figura 1, pode se perceber um descolamento do retorno bruto nominal diário acumulado da ação Bradesco preferencial (PN) em relação ao Banco do Brasil Ordinária (ON) e Itau-Unibanco preferencial (PN), durante os anos de 2012 e 2013. Comportamento este que deixa de ser significativo no início do ano eleitoral, quando o comportamento das séries converge. Pode-se perceber que no primeiro semestre de 2013 a série dá início a uma tendência de queda até o início de 2014. Neste momento, observamos uma forte reversão de tendência, possivelmente, motivada pela expectativa do mercado na derrota da atual presidente nas eleições desse ano. Tendência essa que se manteve positiva até próximo ao início do período da campanha eleitoral. Durante a campanha, podemos também observar que não existia uma definição clara sobre o comportamento das ações analisadas, assumindo, de fato, uma tendência baixista apenas nas vésperas da definição eleitoral.

A análise da Figura 2, a qual reporta a evolução dos retornos líquidos diários, sugere haver *clusters* de volatilidade em todas as ações dos bancos analisados, evidência empírica comum no mercado financeiro. Há comportamentos extremos de volatilidade no segundo semestre de 2011, mais acentuado para o Itaú-Unibanco, ao longo do período com um todo e principalmente no final da janela de tempo, próximo às eleições presidenciais brasileiras, sugerindo tanto que uma modelagem condicional de isco que incorpore a possível heterocedasticidade seja importante, como a possibilidade de cenários extremamente negativos no final e 2014 que pudesse ou não vir a comprometer o valor de mercado destas instituições bancárias.

Figura 2 – Séries de retornos nominais líquidos das ações dos bancos pesquisados



Fonte: Economática

Nota: Series Originais de Retorno Líquido nominal diário obtido a partir da série temporal de cotação de fechamento (*end-of-day*) durante o período de janeiro de 2011 a 27 de Outubro de 2014, 947 observações.

A Tabela 1 apresenta as principais estatísticas descritivas das ações descritas nas figuras anteriores.

Ao longo do período amostral, o papel Bradesco (PN) apresentou o maior retorno líquido acumulado de 23%, com um desvio padrão de 1,8%. Desvio este semelhante ao do

ItaúUnibanco que obteve um ganho líquido acumulado próximo de 11%. O menor ganho líquido acumulado foi apresentado pelo Banco do Brasil (ON) no valor de 3% com um desvio padrão de 2,2%.

Tabela 1 – Estatísticas descritivas e testes de estacionariedade, de normalidade e de heterocedasticidade ^a

Métricas/Índices	Bradesco PN	Banco do Brasil ON	Itaú Unibanco PN
Métricas associadas ao ganho			
Média	0,038%	0,027%	0,028%
Ganho Líquido Acumulado	23,04%	3,86%	11,18%
Métricas associadas ao risco			
Desvio Padrão	0,018	0,022	0,018
Downside risk	0,019	0,016	0,017
3° e 4° momentos			
Assimetria	0,038	0,245	-0,018
Curtose	2,180	2,439	1,585
Teste de Normalidade^b			
Jarque-Bera	184,776	240,555	97,381
Prob.	0,000	0,000	0,000
Heterocedasticidade^c			
F-statistic	14,022	17,207	23,556
Prob.	0,000	0,000	0,000
Estacionariedade^d			
Phillips-Perron test statistic	-30,916	-27,479	-30,328
Prob.	0,000	0,000	0,000

Fonte: Elaboração do autor

Nota: ^a Painel contendo séries temporais diárias de retornos nominais líquidos dos maiores bancos Brasileiros listados na bolsa de valores de São Paulo – BOVESPA, durante o primeiro mandato da presidente Dilma Rousseff (2011-2014). (947 obs.). ^b 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. ^c 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 em todas as séries. ^d Teste de raiz unitária de Philips-Perron, sob a hipótese nula de que existe raiz unitaria na série.

Analisando os resultados reportados nesta tabela, tem-se uma motivação em termos técnicos para a busca de uma modelagem estatística que acomode tais violações, uma vez que além de ser possível evidenciar a estacionariedade de todas as séries, observa-se que as hipóteses nulas de normalidade, segundo o teste de Jarque-Bera (1981) e de homocedasticidade, seguindo o teste ARCH-LM são rejeitadas a 1% de significância.

Não seria exatamente surpreendente que a distribuição normal não se mostrasse tão bem no ranking de *fitting*, reportado na Tabela 2. Observa-se que no ranking agregado, considerando mais de 50 distribuições contínuas que compõem o banco de dados do *Easyfit*, a normal ocupou lugares como o 12° e o 16°, sendo as melhores distribuições identificadas a Johnson SU para o Banco do Brasil e para o Bradesco e a Dagun (4p) para o Itaú-Unibanco.

No entanto, dentre o subconjunto das distribuições em que se pode estabelecer a bijeção necessária para que a função quantílica tenha a média e o desvio padrão *time varying* como argumentos, observa-se que função *Logistic*, a qual ocupa da quinta à sétima colocação no ranking geral, é a que se apresenta com *fitting* mais adequado. Outras distribuições que satisfazem essa condição e que apresentam *fitting* adequado para índices setoriais e ações no mercado de capitais brasileiro são a Laplace, a Hiperbólica secante, dentre outras.

Ainda de acordo com esta tabela, é possível observar o VaR *Best Fitting* Incondicional univariado com 99% de confiança, além das estimações dos parâmetros da distribuição *Logistic*. Nesta distribuição, a média é dada diretamente pelo parâmetro μ e o desvio padrão depende apenas do parâmetro s , através da relação $\sigma = s\pi/\sqrt{3}$. Assim, a adaptação da relação [4] para o caso da distribuição *Logistic* é dada por:

$$VaR^{BF,C}(99\%) = \mu_t - \sigma_t \ln\left(\frac{1}{1 - 99\%} - 1\right) \quad (5)$$

Tabela 2 – Identificação de Função de Distribuição de Probabilidade com melhor *fitting*^a

Ação	Função de Distribuição de Probabilidade (fdp) com melhor <i>fitting</i> ^b	Estatística (Teste de Anderson-Darling)	Parâmetros estimados	Valor crítico (1%)	Ranking (global) da fdp com melhor <i>fitting</i> ^c	Ranking (global) da fdp normal ^c
BBAS3	Logistic	0,6351	$s = 0,01189$; $\mu = 2,7184 \text{ E-}4$	-5,436%	7°	16°
BBDC4	Logistic	0,3353	$s = 0,00979$; $\mu = 3,7650 \text{ E-}4$	-4,461%	6°	12°
ITUB4	Logistic	0,2594	$s = 0,01006$; $\mu = 2,7825 \text{ E-}4$	-4,593%	5°	12°

Fonte: Elaboração do autor

Nota: ^a Ranking elaborado pelo software *EasyFit*, através do teste de Anderson-Darling, visando medir a compatibilidade de uma amostra aleatória com uma função de distribuição de probabilidade teórica. ^b A identificação da fdp com melhor *fitting* se dá dentre as distribuições em tempo contínuo que possuam média e desvio padrão, ambos como função bijetiva de um único parâmetro da distribuição. ^c Ranking elaborado pelo mesmo software, considerando-se todas as distribuições em tempo contínuo, sem nenhuma restrição imposta ao comportamento funcional do desvio padrão, nem da média.

5.2 Modelos ARMA-GARCH

Na Tabela 3, reportam-se os modelos ARMA-GARCH estimados, onde os resultados apontam, em todos os modelos estimados, que se rejeita a hipótese nula de que os coeficientes angulares das equações estimadas são conjuntamente estatisticamente insignificantes, a um nível de 99% de confiança.

Tabela 3 – Estimação dos modelos ARMA-GARCH^{a,b}

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

Ação	Modelo	Estimação dos parâmetros (p-valor entre parênteses)	Log verosim.	Crit. de inf. Akaike	Crit. de inf. Schwarz	Estat. (p-valor)
BB	AR(1) GARCH(1,1)	$Y_t = 0,000798 + 0,13067 y_{t-1}$ <p>(0,2565) (0,0002)</p> $\sigma_t^2 = 0,0000121 + 0,0673282 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,909186 \sigma_{t-1}^2$ <p>(0,1253) (0,0034) (0,0000)</p>	2349,75	-4,9519	-4,9263	0,0000
Bradesco	ARMA(2,2) GARCH(1,1)	$Y_t = 0,000396 - 0,396689 y_{t-1} - 0,439492 y_{t-2} + 0,419277 \varepsilon_{t-1} + 0,440243 \varepsilon_{t-2}$ <p>(0,4800) (0,2707) (0,2315) (0,2476) (0,2277)</p> $\sigma_t^2 = 0,0000156 + 0,057864 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,893711 \sigma_{t-1}^2$ <p>(0,2320) (0,0371) (0,0000)</p>	2499,84	-5,2737	-5,2326	0,0000
Itaú	ARMA(2,2) GARCH(2,2)	$Y_t = 0,000651 - 0,208347 y_{t-1} - 0,937335 y_{t-2} + 0,217654 \varepsilon_{t-1} + 0,917132 \varepsilon_{t-2}$ <p>(0,2397) (0,0000) (0,0000) (0,0000) (0,0002)</p> $\sigma_t^2 = 0,0000312 + 0,037078 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,080733 \varepsilon_{t-2}^2 - 0,056698 \sigma_{t-1}^2$ <p>(0,1129) (0,2213) (0,0239) (0,3326)</p>	2475,62	-5,2182	-5,2182	0,0000

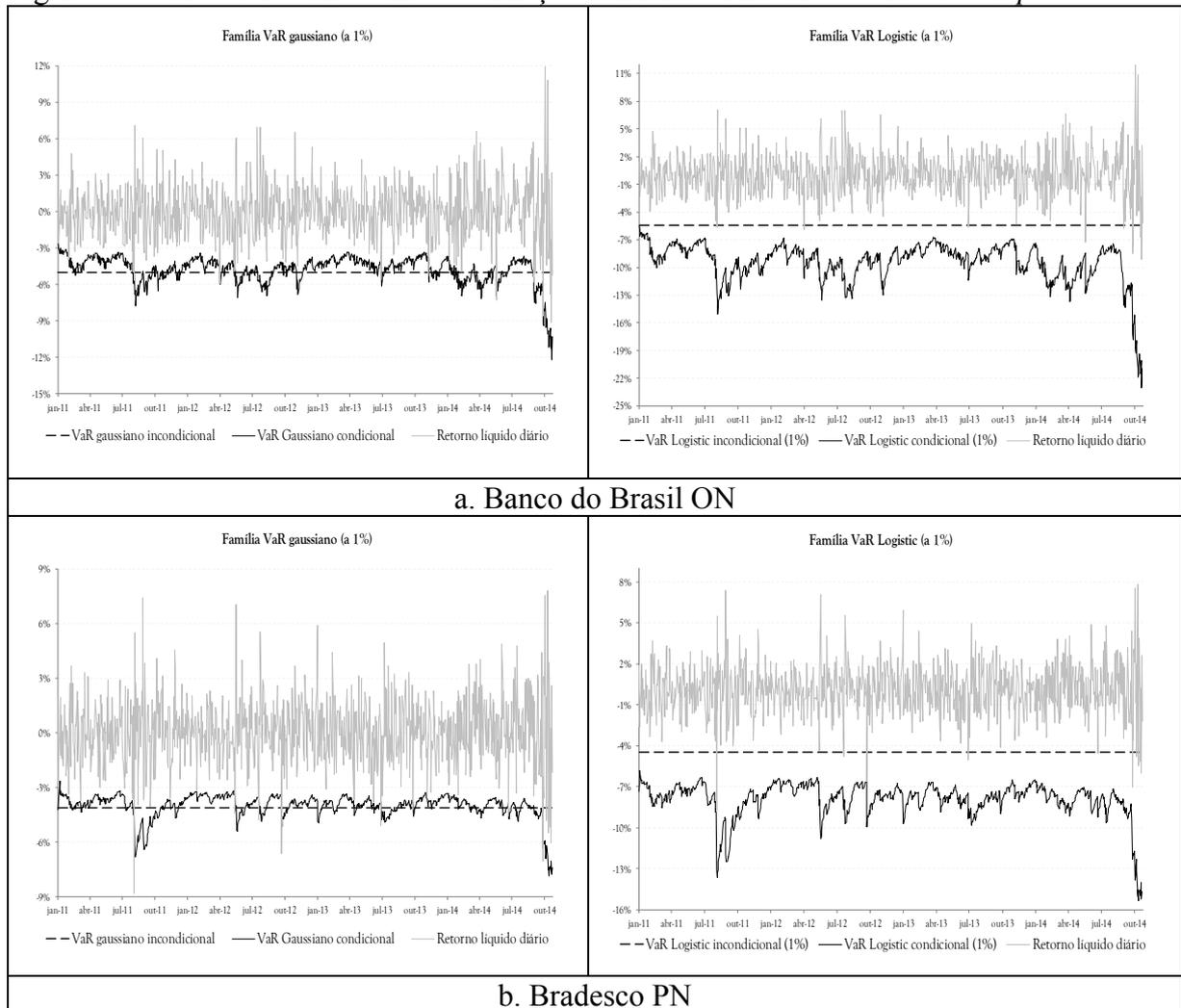
Fonte: Elaboração do autor

Nota:^a Modelos ARMA estimados via MQO, utilizando-se o coeficiente de Newey-West para heterocedasticidade. ^b Modelos ARMA-GARCH estimados via ARCH, com distribuição de erros normal (gaussiana), utilizando-se o coeficiente de covariância de Bollerslev-Wooldridge para heterocedasticidade.

5.3 Estimação do *Value-at-Risk* (VaR) e *Backtesting*

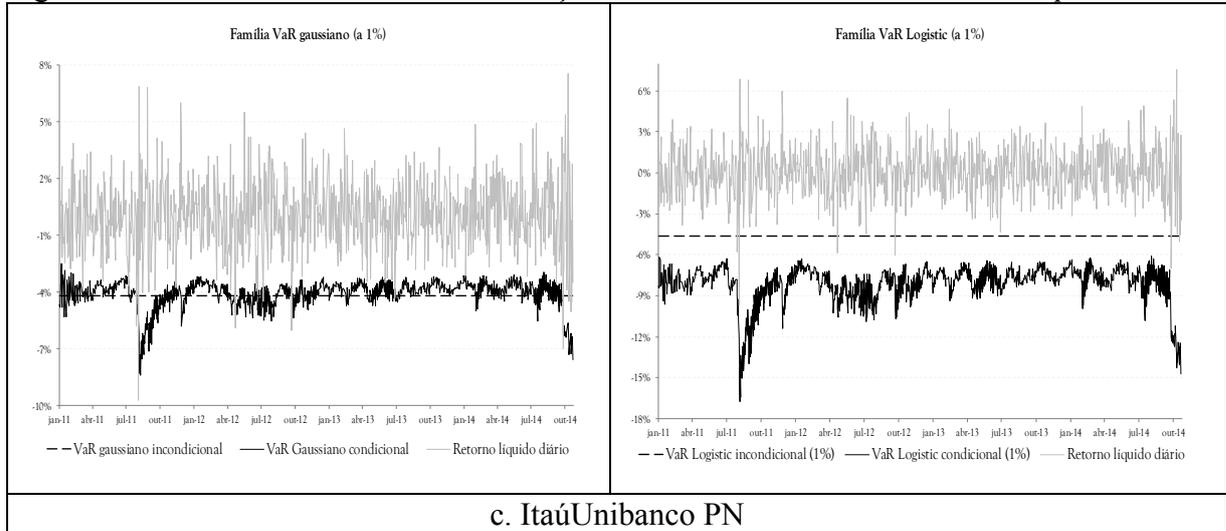
A Figura 3 apresenta a evolução temporal das séries VaR dentro da amostra (*in sample*) para os três bancos analisados durante o período de 28 de outubro até o dia 30 de dezembro de 2014 (43 observações). Para cada banco, é apresentado os VaR Gaussiano e VaR Logistic condicional e incondicional, com nível de confiança de 99%.

Figura 3 – Séries de retorno com as estimações ARMA-GARCH. – VaR – *in sample*



Continua

Figura 3 – Séries de retorno com as estimações ARMA-GARCH. – VaR – *in sample*



Fonte: Elaboração do autor

O VaR gaussiano incondicional apresentou a maior quantidade de exceções ou “furos” em todos os bancos, na sequência 13, 12 e 10 para Banco do Brasil, Bradesco e ItaúUnibanco, respectivamente. O Modelo VaR gaussiano condicional apresentou proporcionalmente 10, 9 e 8 exceções. O Modelo VaR Logistic incondicional apresentou seguindo a sequência 10, 10 e 6 violações, já o Modelo de VaR Logistic condicional apresentou apenas 2 exceções para a série do Bradesco e nenhuma violação nos demais bancos. Na Tabela 4, é apresentado o backtesting, pode-se observar a quantidade e o percentual de exceções diárias para cada um dos quatro modelos de VaR para cada banco analisado, bem como os testes de Kupiec, Christoffersen e Kupiec–Christoffersen. Entretanto, por conta das restrições da fórmula, caso não sejam apresentadas violações dois dias seguidos na série de dados, torna-se impossível realizar o cálculo da estatística de teste. Assim, não é possível chegar a conclusão baseado nele.

Tabela 4 – Backtesting dos modelos de VaR (com 99% de confiança) dos retornos dos principais bancos brasileiros ^{a,b}

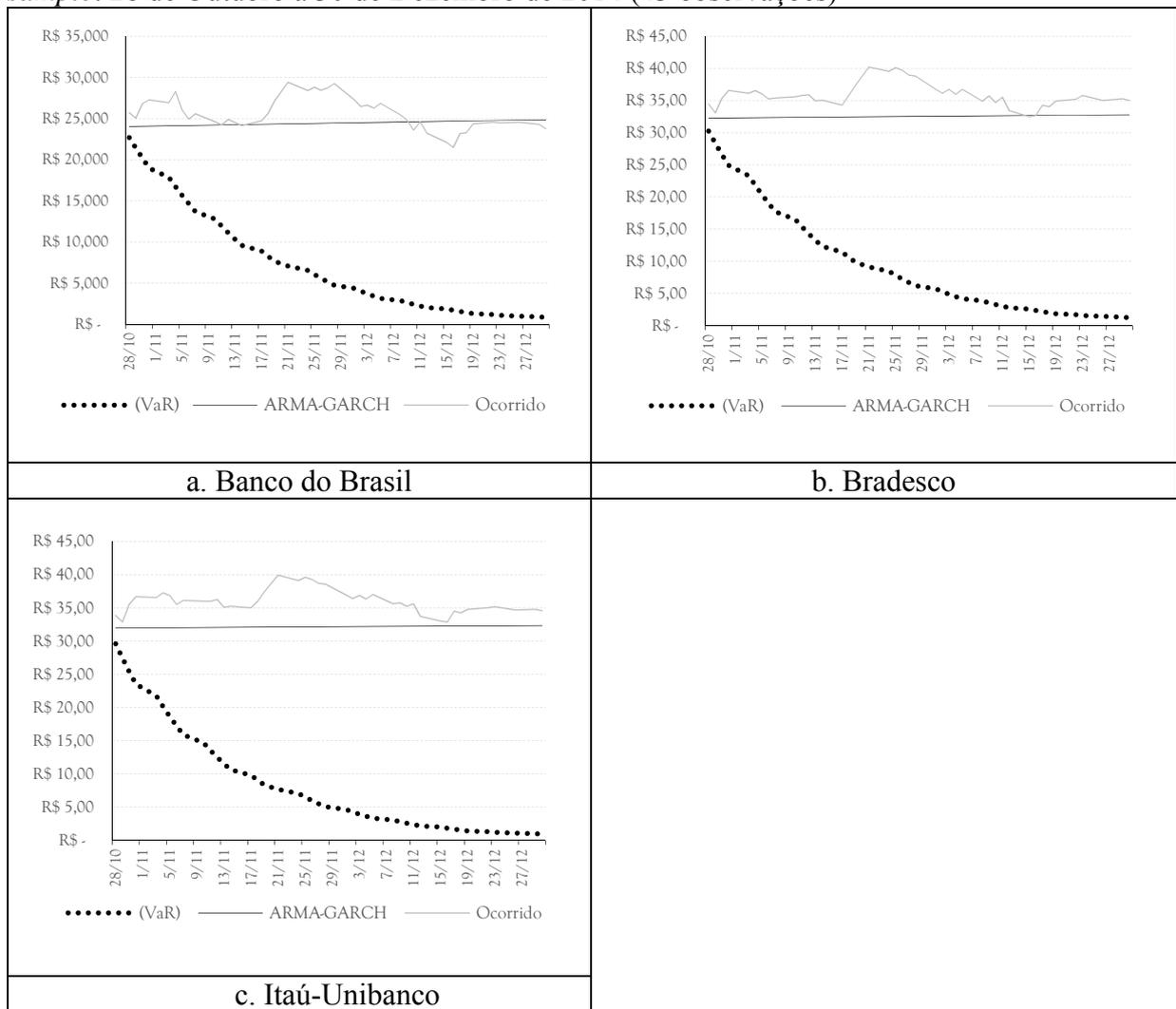
Ação	VaR		Exceções diárias		Teste de Kupiec ^c			Teste de Christoffersen ^d			Teste Conjunto de Kupiec e Christoffersen ^e			
	Tipo	Nível Conf.	Nº	%	Estat. Teste LR _{uc}	VL crítico X ² (1)	Resultado Teste ^f	Estat. Teste LR _{nd}	VL crítico X ² (1)	Resultado Teste ^f	Estat. Teste LR _{cc}	VL crítico X ² (2)	Resultado Teste ^f	
BB	VaR Gaussiano incondicional		99%	13	1.373%	1.190	6.63	Aceitar	-6,977	6.63	Aceitar	-5.787	9.21	Aceitar
	VaR Gaussiano condicional		99%	10	1.056%	0.029	6.63	Aceitar	-4.413	6.63	Aceitar	-4.384	9.21	Aceitar
	Var Logistic incondicional		99%	10	1.056%	0.029	6.63	Aceitar	-5.914	6.63	Aceitar	-5.885	9.21	Aceitar
	Var Logistic condicional		99%	0	0.000%	n/c	6.63	Rejeitar	n/c	6.63	n/c	n/c	9.21	n/c
Bradesco	VaR Gaussiano incondicional		99%	12	1.270%	0.640	6.63	Aceitar	n/c	6.63	n/c	n/c	9.21	n/c
	VaR Gaussiano condicional		99%	9	0.952%	0.022	6.63	Aceitar	-4.24	6.63	Aceitar	-4.218	9.21	Aceitar
	Var Logistic incondicional		99%	10	1.058%	0.032	6.63	Aceitar	n/c	6.63	n/c	n/c	9.21	n/c
	Var Logistic condicional		99%	2	0.212%	8.748	6.63	Rejeitar	-0.03	6.63	Aceitar	8.715	9.21	Aceitar
Itaú	VaR Gaussiano incondicional		99%	10	1.058%	0.032	6.63	Aceitar	0.000	6.63	Aceitar	0.032	9.21	Aceitar
	VaR Gaussiano condicional		99%	8	0.847%	0.223	6.63	Aceitar	-4.039	6.63	Aceitar	-3.802	9.21	Aceitar
	Var Logistic incondicional		99%	6	0.635%	1.462	6.63	Aceitar	0.000	6.63	Aceitar	1.462	9.21	Aceitar
	Var Logistic condicional		99%	0	0.000%	n/c	6.63	n/c	n/c	6.63	n/n	n/c	9.21	n/c

Fonte: Elaboração do autor

Nota: ^a Procedimento realizado após a realização das previsões in-sample, utilizando-se toda a amostra de 947 observações para o Banco do Brasil e 945 observações para Bradesco e Itaú. ^b Teste de cobertura incondicional, proposto por Kupiec (1995), com região de confiança de aproximadamente 99%, definida por uma razão de log-verossimilhança que possui distribuição assintótica qui-quadrada com um grau de liberdade, sob a hipótese nula de que o nível de confiança do VAR é a verdadeira probabilidade de perdas. ^c Teste de cobertura condicional (independência), proposto por Christoffersen (1998), com região de confiança de aproximadamente 99%, definida por uma razão de log-verossimilhança que possui distribuição assintótica qui-quadrada com um grau de liberdade, sob a hipótese nula de que as exceções são serialmente independentes. ^d Teste conjunto de cobertura incondicional e condicional (independência), com região de confiança de aproximadamente 99%, definida por uma razão de log-verossimilhança que possui distribuição assintótica qui-quadrada com dois graus de liberdade, sob a hipótese nula de que o nível de confiança do VAR é a verdadeira probabilidade de perdas e de que as exceções são serialmente independentes. ^e Aceita-se o modelo quando a estatística de teste é menor que o valor crítico, caso contrário, rejeita-se.

Para todos os itens da Figura 3, conseguiu-se perceber a grande volatilidade no final da amostra, reafirmando o momento de instabilidade devido a indefinição eleitoral. Podemos observar que o Var Gaussiano condicional acompanha mais de perto o retorno líquido diário, entretanto, mais sujeito a violações que o VaR Logistic condicional, que apresenta poucas exceções diárias. Situação favorável ao modelo que utiliza a fdp Logistic, a não ser pelo fato, de que essa distribuição pode estar sendo bastante conservadora e pessimista no dimensionamento do pior cenário possível para as séries de retorno analisadas.

Figura 4 – Séries de retorno com as estimações ARMA–GARCH. – VaR Logistic – *out of sample*. 28 de Outubro a 30 de Dezembro de 2014 (43 observações)



Fonte: Elaboração do autor

Dentre às métricas apresentadas, o VaR Logistic condicional, demonstrou ser o melhor, se levarmos em conta a menor quantidade de violações que o modelo apresentou durante o período dentro da amostra. A partir desta escolha, foi possível estimar o ARMA–

GARCH para fora da amostra, até o final de 2014. Pode se observar na Figura 4, as séries de preços previstos baseadas nas estimações, cujos resultados foram reportados na Tabela 3.

Em todos os itens da Figura 4, visualizamos o quanto esta estimação foi assertiva, inclusive apresentando valores bem próximos nos últimos dias da série. No item “a” da Figura 4, o valor projetado foi igual ao observado durante alguns dias próximo ao final da amostra. Foi observado também, que se o pior cenário acontece-se de forma seguida e acumulada, os bancos, com 99% de certeza, não chegariam ao valor zero, até a última data de dezembro. Esse valor provavelmente, só seria alcançado se aplicássemos na pesquisa um período longo, próximo ao infinito.

Podemos concluir com a pesquisa, que em um cenário extremamente pessimista, as ações dos bancos estariam sendo cotadas no dia 30 de dezembro de 2014, nos valores de R\$0,81 para o Banco do Brasil (ON), R\$1,22 para o Bradesco (PN) e R\$0,92 para o ItaúUnibanco (PN).

6 CONCLUSÃO

Os Principais bancos brasileiros continuam sólidos e atuantes em nossa economia, entretanto, o estudo nos ajudou a entender que mesmo essa solidez e o valor atribuído as ações destes bancos podem ser afetados por um cenário desfavorável, oriundo de uma crise internacional ou até mesmo por um processo eleitoral bastante disputado.

Após os experimentos, identificou-se que o melhor modelo que representa os bancos analisados durante o primeiro mandato da presidente Dilma Rousseff foi o VaR *Logistic* condicional. A partir deste resultado, foi identificado que os bancos não quebrariam, entretanto, no pior cenário possível, poderiam estar valendo em média até 3% do valor registrado em 27 de outubro de 2014. Este valor de fato não significa a quebra de tais bancos, uma vez que, o conceito de quebra é o valor de zero, entretanto, seria um valor desastroso para qualquer empresa.

É válido ressaltar a contribuição que a utilização de um VaR *Best fitting* traz para a assertividade desse trabalho, uma vez que, o modelo de Var Gaussiano tradicional, que é amplamente utilizado pelo mercado, não necessariamente consegue representar a melhor modelagem de risco de séries de retorno, uma vez que a Gaussianidade e homocedasticidade são diversas vezes rejeitadas. Assim, é necessário adaptar o arcabouço visando modelar a idiosincrasia estatística da série temporal das ações, recorrendo a valores críticos associados à distribuição de probabilidade mais adequada, além da modelagem da evolução condicional de risco.

É importante salientar que este trabalho não teve o objetivo de fazer juízo de valor sobre a reeleição da então presidente, e sim, demonstrar, que após um período de extrema volatilidade observado durante as eleições de 2014, poderia sim, ter levado os principais bancos brasileiros a expressivas quedas de seu valor de mercado.

REFERÊNCIAS

- 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.
- ARTZNER, P.; DELBAEN, F.; EBER, J. M.; HEATH, D. Coherent Measures of Risk. **Mathematical Finance**, v. 9, p. 203-228, 1998.
- BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS - BIS. **Basel III: A Global regulatory framework for more resilient banks and banking systems**. Basel: Bank for International Settlements, 2010.
- BERNSTEIN, P. L. **Against the Gods: The Remarkable Story of Risk**. New Jersey: John Wiley and Sons, 1996.
- BOLLERSLEV, T. Generalised autoregressive conditional heteroscedasticity. **Journal of Econometrics**, v. 31, p. 307-327, 1986.
- BRITO, G.; NETO, A. Modelo de risco para carteiras de créditos Corporativos. **Revista de Administração**, v. 43, n. 2, p. 63-274, 2007.
- CAPPIELLO, L.; ENGLE, R.; SHEPPARD, K. Asymmetric Dynamics in the Correlations of Global Equity and Bond Returns. **Journal of Financial Econometrics, Society for Financial Econometrics**, v. 4, n. 4, p. 537-572, 2006.
- CARDANO, G. **Liber de Ludo Aleae** (The book of games of chance), 1565.
- CHRISTOFFERSEN, P. Evaluating Interval Forecasts. **International Economic Review**, v. 39, p. 841-862, 1998.
- DANÍELSSON, J.; DE VRIES, C. **Value-at-Risk and Extreme Returns**. Discussion Papers 98-017/2, Tinbergen Institute, 1998.
- ENGLE, R. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. **Econometrica**, v. 50, p. 987-1007, 1982.
- FAMA, E. The Behavior of Stock Market Prices. **Journal of Business**, v. 38, p. 34-105, 1965.
- GARCIA, Márcio G. P. **O sistema Financeiro e a Economia Brasileira Durante a grande Crise de 2008**. Rio de Janeiro: AMBIMA, 2011.
- GROSSMAN, S. **The informational role of prices**. Cambridge: The MIT Press, 1989.
- GROSSMAN, S.; STIGLITZ, J. On the impossibility of informationally efficient markets. **American Economic Review**, v. 70, p. 393-408, 1980.
- HOLTON, G. Defining Risk. **Financial Analysts Journal**, v. 60, p. 19-25, 2004.

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.

JARQUE, C.; BERA, A. Efficient Tests For Normality, Homoscedasticity And Serial Independence Of Regression Residuals: Monte Carlo Evidence. **Economics Letters**, v. 7, p. 313-318, 1981.

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.

KNIGHT, F. **Risk, Uncertainty and Profit**. New York: Hart, Schaffner, and Marx, 1921.

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

LAUBSCH, A. J.; ULMER, A. Risk management: a practical guide. 1.ed. New York: RiskMetrics Group, 1999.

LEE, S.; LEE, T. Value-at-risk forecasting based on Gaussian mixture ARMA–GARCH model. **Journal of Statistical Computation and Simulation**, v. 81, n. 9, 2009.

LEVY, P. **Calcul des probabilités**. Paris: Gauthier-Villiers, 1925.

LIMA, José Eduardo de Carvalho. **Os impactos da crise financeira de 2008 nas ações das instituições brasileiras**. 2012. 72 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Economia) – Curso de Pós-Graduação em Economia – CAEN, Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2012.

LOPEZ, J. Methods for Evaluating Value-at-Risk Models. **Economic Review**, San Francisco, v. 2, p. 3-17, 1999.

MANDELBROT, B. The Variation of Certain Speculative Prices. **Journal of Business**, v. 36, p. 394-419, 1963.

MATIAS, Gregório Pinto. **Análise de convergência dos retornos das ações de empresas do setor financeiro brasileiro**. 2012. 46 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Economia) – Curso de Pós-Graduação em Economia – CAEN, Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2012.

MATOS, P.; CRUZ, R.; MACEDO, A.; JUCÁ, I. **BRIC's risk management: who is who based on a conditional best fitting approach VaR**, Working Paper, CAEN-UFC, 2015.

MOIVRE, A. **Miscellanea analytica de seriebus et quadraturis**. Londres: J. Tonson & J. Watts, 1730.

PHILLIPS, P.; PERRON, P. Testing For Unit Root In Time Series Regression. **BiométriKa**, v. 75, p. 335-346, 1988.

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

SAMUELSON, P. Limited liability, short selling, bounded utility and infinite variance stable distributions. **Journal of Financial an Quantitative Analysis**, p. 485-503, 1976.

SILVA, T. L.; JORGE NETO, P.M. Economia de escala e eficiência nos bancos brasileiros após o plano real. **Estudos Econômicos**, v. 32, p. 577-619, 2002.