



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ – UFC
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA,
CONTABILIDADE E SECRETARIADO EXECUTIVO - FEAAC
CURSO DE CIÊNCIAS ATUARIAIS**

JOSÉ WILSON SILVA NETO

**VALUE AT RISK – VAR: UM ESTUDO APLICADO A UMA
SEGURADORA BRASILEIRA**

**FORTALEZA
2015**

JOSÉ WILSON SILVA NETO

**VALUE AT RISK – VAR: UM ESTUDO APLICADO A UMA
SEGURADORA BRASILEIRA**

Monografia apresentada a Faculdade de Economia,
Administração, Atuária, Contabilidade e Secretariado
Executivo, como requisito parcial para obtenção do
grau de Bacharel em Ciências Atuariais

Orientador: Prof. Dr. Paulo Rogério Faustino Matos

**FORTALEZA
2015**

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

S582v Silva Neto, José Wilson.
Value at risk – var: um estudo aplicado a uma seguradora brasileira / José Wilson
Silva Neto - 2015.
32 f.: il.

Monografia (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Faculdade de Economia,
Administração, Atuária e Contabilidade, Curso de Ciências Atuariais, Fortaleza, 2015.
Orientação: Prof. Dr. Paulo Rogério Faustino Matos.

1.Risco (economia) 2.Seguros - Brasil I. Título

CDD 368.01

JOSÉ WILSON SILVA NETO

**VALUE AT RISK – VAR: UM ESTUDO APLICADO A UMA
SEGURADORA BRASILEIRA**

Monografia apresentada a Faculdade de Economia,
Administração, Atuária, Contabilidade e Secretariado
Executivo, como requisito parcial para obtenção do
grau de Bacharel em Ciências Atuariais

Orientador: Prof. Dr. Paulo Rogério Faustino Matos

Aprovada em: ____/____/____

Paulo Rogério Faustino Matos

Professor Orientador

Rui de Almeida Rocha

Membro da Banca Examinadora

Alane Siqueira Rocha

Membro da Banca Examinadora

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por me guiar me fortalecer em todos os momentos da minha vida.

Especialmente a minha mãe Érica Maria, por ser meu exemplo de vida, dedicação e sabedoria, pelo apoio e força dado para realizar esta grande etapa da minha vida.

A minha avó Terezinha, pelo incentivo e apoio e também a minha irmã Emanuelle.

A minha grande amiga e companheira Yarla Martins, que me incentivou nos momentos difíceis em concluir várias etapas da faculdade.

Aos meus amigos da Faculdade, Ricardo Esteves, Cicinato Furtado, Matheus Alves, Viviane Souza, Flávia Aguiar, Eudes Junior, Ronery Ekiton, Fabricio Freitas, Francisco Juanito, Marília e aos demais que me acompanharam nessa jornada e por me apoiarem em todos os momentos da faculdade.

Ao professor Paulo Matos por me incentivar e apoiar neste final de jornada e principalmente pela paciência e dedicação ao presente trabalho.

Aos meus amigos do trabalho Linhares Filho, Albertina Proença, Alexandre Paes, Larissa Carneiro, Lia Araruna, Daniele Oliveira, Emeline Lopes, Melissa Caldas, Camila Alves, Karine Saldanha, Suelma e os demais por me ajudarem, apoiarem e concederam a oportunidade de vivenciar bons momentos todos os dias, ampliando meus conhecimentos e me dando forças.

“ Rir muito e com frequência; ganhar o respeito de pessoas inteligentes e o afeto das crianças; merecer a consideração de críticos honestos e suportar a traição de falsos amigos; apreciar a beleza, encontrar o melhor nos outros; deixar o mundo um pouco melhor, seja por uma saudável criança, um canteiro de jardim ou uma redimida condição social; saber que ao menos uma vida respirou mais fácil porque você viveu. Isso é ter tido sucesso. ”

Ralph Waldon Emerson

RESUMO

Como uma das empresas seguradoras brasileiras reage em crises econômicas? Entidades seguradoras detêm um papel importantíssimo na sociedade como fator de segurança das empresas, dado isso como em um período turbulento na economia, ou até mesmo uma crise econômica mundial que venha afetar a bolsa de valores, as entidades seguradoras não devem ter um grande impacto pois elas são os guardiãs da economia protegendo empresas de perdas. Não é comum no cenário mundial entidades seguradoras passando por crises financeiras internas, problemas de solvência e entrando em processo de falência, essas empresas possuem as melhores ferramentas disponíveis no mercado para previsão e análise de risco entre outros. Dado isso, como a Porto Seguro se comportou na crise econômica de 2008? Analisando este período ela poderia ter entrado em processo de falência? No presente estudo utilizou-se de uma das metodologias de gerenciamento de risco utilizada no mundo por muitos analistas de mercado e financistas para gerir suas carteiras: o Value at Risk – VaR. Analisando, modelando e estimando os piores cenários possíveis dentro em uma série temporal heterocedástica, não normal e estacionária, com modelos auto regressivos, médias móveis e GARCH unidos para o processo de modelagem adequada a série e assim conseguir estimar o pior cenário que se pode imaginar. A seguradora passou pelo período sem declarar falência, mas segundo o estudo realizado, a empresa poderia ter um pior desempenho, mostrando assim que há uma vulnerabilidade da empresa em crises financeiras.

PALAVRAS-CHAVE: Value at Risk; Mercado Segurador; VaR Condicional Logistic

ABSTRACT

How one of the insurers reacts in economic crisis? Insurers have an important role in society as an insurance factor of companies, in other words, insurers are the safer companies. Therefore, in the middle of a turbulent period in economy, or even in worldwide economic crisis that affects stock exchange, the insurers shouldn't be affected, because they're guardians of economy, protecting them from losses. It's not common, in world scene, to see insurer companies going through internal economical crises, solvency problems or going to bankruptcy, because they have the best marketing tools to predict and analyze risks. Thus, how Porto Seguro reacted to economical crises in 2008? Analyzing this period, could she go into bankruptcy. In this research, we will use one of the methodologies of risk management, used for a lot of marketing analysts and financiers to manage their portfolios, called Value at Risk – VaR. Our aim is analyze, model and estimate the worst possible scenes in a heteroscedasticity temporal serie, no normal and stationary, with autoregressive models, moving averages and GARCH. Porto Seguro past through for this period without declaring bankruptcy, but according to our research, the company could have a bad performance, showing company vulnerability.

KEYWORDS: Value at Risk; Insurance Market; VaR Conditional Logistic

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Arrecadação de prêmios (R\$ Bilhões) e Penetração no PIB do mercado (%)	12
Gráfico 2 – Estrutura de regulação do mercado segurador	13
Gráfico 3 – Estrutura societária da Porto Seguro	15
Gráfico 4 – Variação anual das ações e índice Ibovespa	16
Gráfico 5 – Quebras estruturais pelo teste de Chow	17
Gráfico 6 – Retorno bruto acumulado	18
Gráfico 7 – Preço diário das ações PSSA3.ON	23
Gráfico 8 – Retorno diário das ações	24
Gráfico 9 – VaR gaussiano incondicional e condicional	26
Gráfico 10 – VaR de logistic incondicional e condicional	26
Gráfico 11 – VaR gaussiano do período estudado	27
Gráfico 12 – VaR gaussiano do período estudado	27
Gráfico 13 – Predição do pior cenário	30

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Participação no mercado por segmento	16
Tabela 2 – Estatísticas Descritivas	24
Tabela 3 – Estatísticas do melhor <i>fitting</i>	25
Tabela 4 – Região de rejeição do teste de Kupiec	28
Tabela 5 – Modelos de <i>Backtesting</i>	29

SUMÁRIO

Lista de Gráficos	7
Lista de Tabelas	8
1 Introdução.....	10
2 Contexto das empresas de seguro no Brasil.....	12
2.1 Mercado Segurador.....	12
2.2 O Contexto da empresa.....	13
2.3 Composição e Mercado da Companhia	14
2.4 A Série Temporal das Ações da Porto Seguro.....	16
3 Metodologia de aplicação do VaR	19
3.1 Contexto Histórico.....	19
3.2 VaR utilizado	20
3.3 Utilização do <i>Backtesting</i>	22
4 Exercício Empírico.....	23
4.1 Base de Dados e Estatísticas Descritivas	23
4.2 Estimação do VaR	26
4.3 <i>Backtesting</i>	28
4.4 Estimando o pior cenário	29
5 Considerações Finais.....	31
Bibliografia.....	32

1 INTRODUÇÃO

O que se pode falar de crise? Bem, afirma-se que “Crise é algo que ninguém controla. Crise é algo que todos temem. Em economia representa a culminação de erros em série, a tragédia que poderia ser evitada, mas não foi.” (ALVES, 2015, p. 6), ao longo da história existem sucessivas crises econômicas desde o século XIII, na era dos senhores feudais, já existia o sistema bancário, afirma-se que houve uma bolha de empréstimos, que estourou em 1294, criada pelo rei Eduardo I para construção de castelos e financiar o exército real, eram feitos através de contratos futuros em cima de carregamentos de lã, segundo Alves (2015). A primeira crise do capitalismo não difere da anterior, o cultivo das tulipas na Holanda no século 16, ganhou uma enorme força devido à grande demanda, em 1635 muitos investidores locais e de outros países especularam gerando lucros através de promessas futuras com a venda de sementes. Mas em 1637, os preços começaram a baixar por causa do grande cultivo, fazendo com que o valor de mercado das empresas caísse gerando falências, desemprego e quebra de investidores que negociavam com empresas, assegura Alves (2015).

Entre essas crises tivemos ocorrências em comum às promessas futuras de alta liquidação, que geraram uma enorme bolha sem nenhum gerenciamento de risco observado para a crise gerada. No século XVIII, a crise do crédito em 1772 ocorrida na Escócia afetou Inglaterra e América do Norte, causou a falência do maior conglomerado financeiro da época, Neal, James, Fordyce e Down, principal financiadora da Companhia das Índias Orientais. Um dos sócios se envolveu em práticas especulativas, acumulando muitos prejuízos, quando descobertos, uma grande desconfiança por partes dos clientes causando a falência da companhia e outras muitas empresas inglesas, acarretando uma grande crise de liquidez no país. Na mesma época a economia açucareira brasileira começa a entrar em decadência após a ocupação de novas terras e aumento das importações defende Alcoforado (2003). Já Furtado (2005) alega tal fato: “Encerrada a etapa militar, tem início a baixa nos preços do açúcar provocada pela perda do monopólio. Na segunda metade do século a rentabilidade da colônia baixou substancialmente, tanto para o comércio como para o erário lusitano”. Um dos maiores marcos de crise financeira no mundo foi o pânico de 1873, principiada pela falência da financeira Jay Cooker and Company em 18 de setembro de 1873 em conjunto com a Bolsa de Valores de Viena na Áustria, as decorrências de promessas futuras de grandes lucros na construção de ferrovias geraram tal crise onde 18 mil empresas faliram, gerando desemprego em massa.

Em seguida tivemos a pior crise econômica da história do Brasil, chamada de Encilhamento que após a proclamação da república pretendia mudar a situação do país e industrializar o Brasil. Rui Barbosa em 1890 tomou uma série de medidas que receberam o nome de encilhamento e umas das principais medidas foi estabelecer a emissão de crédito nos bancos baseados em lastros constituídos pela dívida pública brasileira. Os bancos emprestavam dinheiro com pouca burocracia, ou seja, com muito dinheiro circulando e pouca fiscalização, surgiram várias empresas fantasmas que só existiam no papel: também pode-se dizer que muitas empresas abriam, mas não conseguiam dar continuidade e quebravam em pouco tempo. Com excesso de papel moeda na economia a inflação aumentou e sem fiscalização nenhuma do governo para conter. Em resumo o encilhamento deu um surto inflacionário e pouco industrializou o país (ALVES, 2015).

Dado esses marcos históricos na economia, é interessante observar como não havia uma ferramenta de gerenciamento de risco a ser desenvolvida, anos depois destes marcos históricos, surgiu uma ferramenta chamada *Value at Risk* – VaR, criada por um banco em 1994. A ferramenta é considerada como uma ótima medida para mensuração do risco. Matos e Bezerra (2015) afirmam em comparação a métricas mais refinadas de risco. O VaR apreende um risco total extremo e não um risco sistêmico como mensurado pelo beta de mercado procedente do *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), não usufruindo do próprio ativo. Assim como o *drawdown* de uma série temporal de um determinado ativo financeiro, o VaR visa mensurar uma perda adjunta a cenários extremamente negativos.

Com isso, a seguinte estrutura neste estudo tem um breve comentário sobre o mercado segurador brasileiro e contextualização da empresa: a metodologia VaR e sua aplicação, a validação do modelo VaR através de *Backtesting* e por fim verificar qual pior cenário possível nos seus retornos dado período de turbulência.

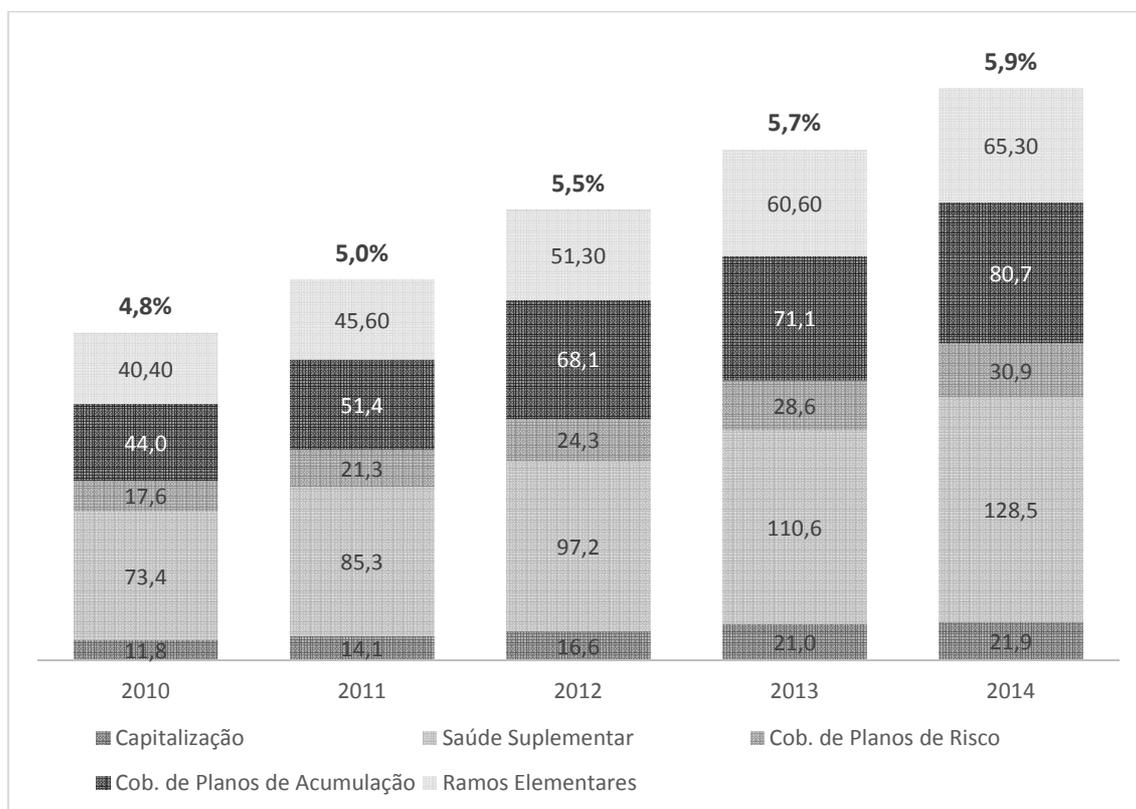
2 CONTEXTO DAS EMPRESAS DE SEGURO NO BRASIL

2.1 Mercado Segurador

O mercado segurador tem a composição em 4 ramos, seguros ramo não vida e vida, previdência, seguros saúde e capitalização. A seguinte composição, são 116 sociedades seguradoras, 1219 operadoras em saúde, onde 873 são médico-hospitalar e 346 exclusivamente odontológicas, 24 entidades abertas de previdência privada, onde as mesmas são reguladas pela Superintendência de Seguros Privados (SUSEP), Federação Nacional de Corretores de Seguros Privados e de Resseguros (FENACOR) e Confederação Nacional das Empresas de Seguros Gerais, Previdência Privada e Vida, Saúde Suplementar e Capitalização (CNSeg).

No mercado de seguros, em comparação com o mundo, a arrecadação tem baixa penetração no Produto Interno Bruto – PIB, com apenas 5,9% de representatividade, ainda é um valor médio quando comparado a países subdesenvolvidos, mas observa-se um crescimento deste indicador nos últimos anos como mostra o Gráfico 1:

Gráfico 1 – Arrecadação de prêmios (R\$ Bilhões) e Penetração no PIB do mercado (%)



Fonte: SUSEP/ANS (Maio/2015)

A regulamentação do mercado de seguros conforme o decreto-lei 73/66, que instituiu o Sistema Nacional de Seguros Privados, onde determina os principais órgãos reguladores do mercado de seguros são CNSP (Conselho Nacional de Seguros Privados), SUSEP e CMN (Conselho Monetário Nacional), com a seguinte estrutura:

Gráfico 2 – Estrutura de regulação do mercado segurador



Fonte: Ministério da Fazenda (Maio/2015)

O CNSP é composto por membros indicados por diversos órgãos públicos, que tem poderes regulatórios para formar políticas gerais de seguros e resseguros e regula a criação, organização, funcionamento e inspeção das seguradoras, já a SUSEP é autarquia federal com poderes para implementar as políticas estabelecidas pelo CNSP e supervisionar a indústria de seguros. Apenas a SUSEP pode aprovar a operação da empresa no ramo de seguros, assim, as seguradoras devem manter provisões em conformidade com os critérios instituídos pelo CNSP. Os investimentos que garantem tais provisões deverão ser diversificados. As provisões das seguradoras devem ser mantidas investidas em títulos e valores mobiliários de acordo com as normas de diversificação estabelecidas pelo CMN. Dado isso, as seguradoras são grandes investidoras nos mercados financeiros e estão sujeitas a uma cadeia de regras e condições impostas pelo CMN em relação ao investimento de provisões técnicas.

2.2 O Contexto da empresa

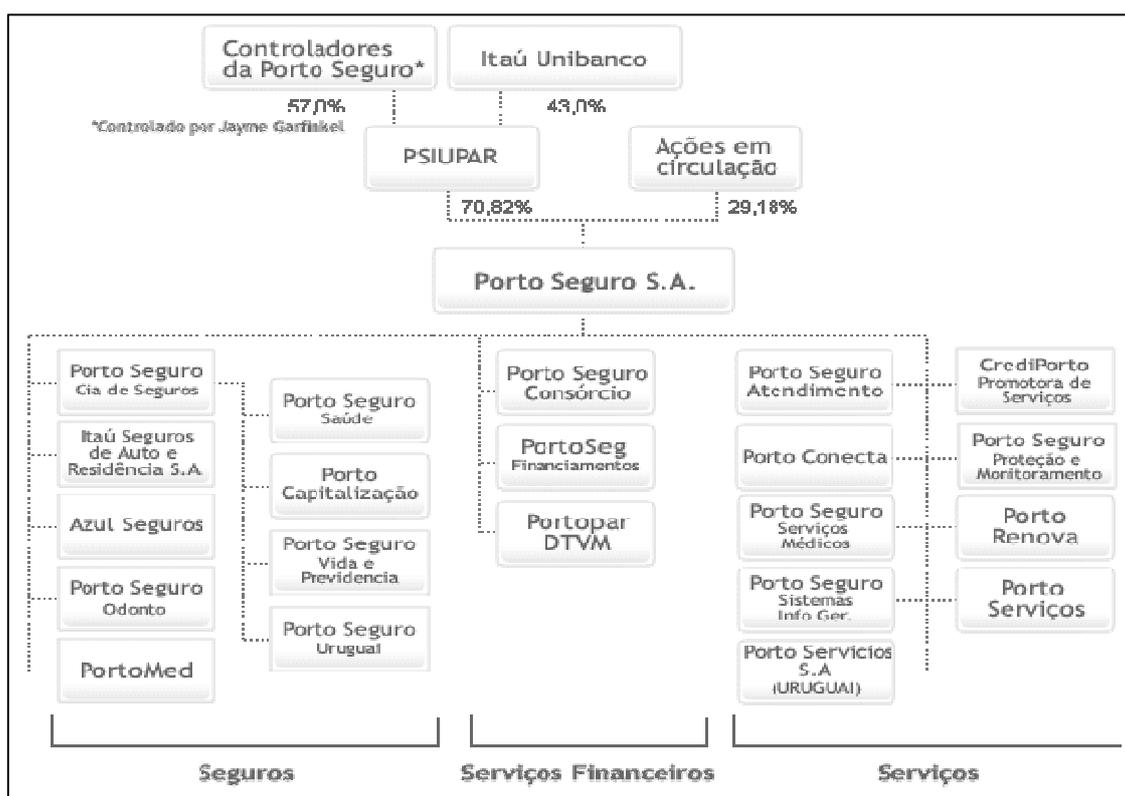
A companhia estudada, a Porto Seguro S.A., iniciou suas atividades em 1945, no ramo de seguros não-vida na cidade de São Paulo, atualmente é uma das maiores

companhias seguradoras do Brasil e líder no segmento do ramo não vida. A companhia conta com aproximadamente 10 milhões de clientes distribuídos nas diversas linhas de negócios. Pioneira no desenvolvimento de uma ampla gama de produtos e serviços, criou o perfil do segurado para análise de subscrição dos riscos, onde lançou produtos diversos, ao longo do tempo, a companhia expandiu sua presença no mercado de seguros por meio da aquisição e unificação com outras empresas que oferecem seguros do ramo vida e não vida (excluindo os produtos de previdência). Dado isso, também se assegura que a companhia começou a atuar em vários ramos, diversificando assim seu mercado de atuação, desde seguro saúde à capitalização, declara Porto Seguro (2015).

2.3 Composição e Mercado da Companhia

Segundo a Porto Seguro (2015), a Porto Seguro S.A. detém 3 marcas, Porto Seguro, Itaú Seguro Auto e Residência e Azul Seguros. A companhia detém como estratégia 4 objetivos, segmentação, deter 3 marcas para todos os tipos de necessidades de seus clientes, atendimento diferenciado para corretores e clientes com alto nível de serviço e foco no cliente a longo prazo, produtos e serviços inovadores e um sofisticado modelo de seleção e precificação de riscos com modelos estatísticos sofisticado e um robusto banco de dados. A empresa detém a 8ª posição do ranking de seguros patrimoniais, na qual agrega o seguro financeiro empresarial sem residência com participações no mercado de 3,9%, com 426 milhões em prêmios e com 393 itens segurados. A empresa está dividida em 323.293.030 ações ordinárias que representam 29,18%, destas ações em circulação e estão divididas da seguinte forma, 24% no Brasil, 29% Europa, 31% Estados Unidos da América, 11% Ásia e outros 1% ao redor do mundo. O restante da companhia que representa 70,82% tem como principal detentor dos direitos da companhia, a PSIUPAR (Porto Seguro Itaú Unibanco Participações S.A.), onde 57,07% dos direitos são de Jayme Brasil Garfinkel e 42,93% do Grupo Itaú Unibanco. A Porto Seguro tem índice de sinistralidade de 56% menor que a do mercado que tem 64% de sinistralidade. No primeiro trimestre de 2015, a receita total da empresa aumentou 16% e os prêmios cresceram em 14%. A companhia detém o seguinte modelo de estrutura societária:

Gráfico 3 – Estrutura societária da Porto Seguro



Fonte: Porto Seguro (Maio/2015)

Como mostrado no Gráfico 3, a empresa detém participações em praticamente todo o mercado segurador brasileiro. A carteira de receitas da companhia é composta principalmente pelo segmento seguro auto 56,3% e outros 7,5% de outros seguros, com atuação em todas as regiões brasileiras a companhia atua fortemente na região sudeste com 33% de atuação no mercado, 37% em São Paulo e 30% no Rio de Janeiro. As receitas financeiras obtidas foram de 274 milhões, com 70 milhões em previdência, 179 milhões em seguros e 25 milhões nos demais setores. A empresa obteve o lucro líquido no primeiro trimestre de 47 milhões dentro dos setores em que atua, possuindo em média 30% do caixa alocado a investimentos em expansão geográfica, melhoria de processos e desenvolvimento de novos negócios.

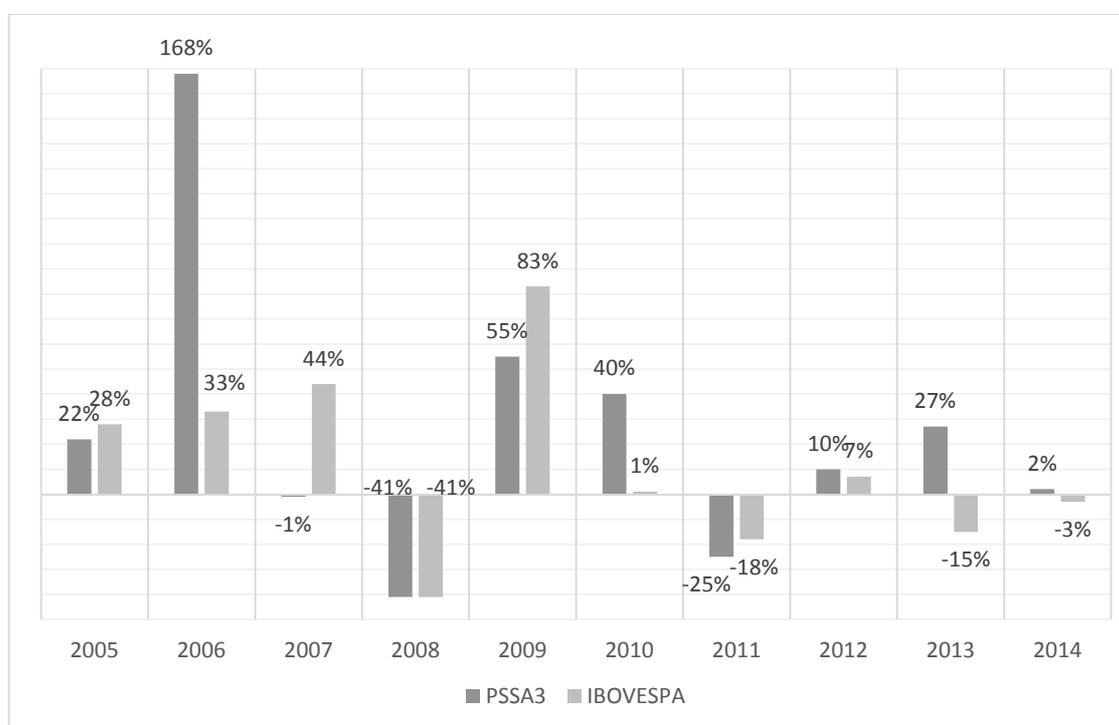
A Porto Seguro tem mais de 5 milhões de itens no ramo de seguro auto, 661 mil vidas no ramo de seguro saúde, aproximadamente 2 milhões de itens no ramo de seguro patrimonial e mais 6 milhões de vidas seguradas. A tabela 1 nos mostra a participação da empresa dentro dos setores principais utilizados no mercado segurador brasileiro em comparação com as 5 maiores empresas de cada segmento.

Tabela 1 – Participação no mercado por segmento

RAMO	NÃO-VIDA	AUTO	RESIDÊNCIA	PATRIMONIAL	SAÚDE
TOP 5	46,60%	70,30%	69,40%	51,70%	93,80%
PORTO SEGURO	15,60%	26,30%	28,30%	3,90%	4,10%

Fonte: SUSEP/ANS/Sincor (Maio/2015)

Gráfico 4 – Variação anual das ações da Porto Seguro e índice Ibovespa



Fonte: Porto Seguro (2015)

Foi observado que com o Gráfico 4 a Porto Seguro tem um desenvolvimento melhor em alguns anos que o índice Ibovespa. Observa-se também que há um aumento abrupto no ano de 2006, com a venda pela Porto Seguro de suas carteiras de saúde a outra empresa no mercado secundário.

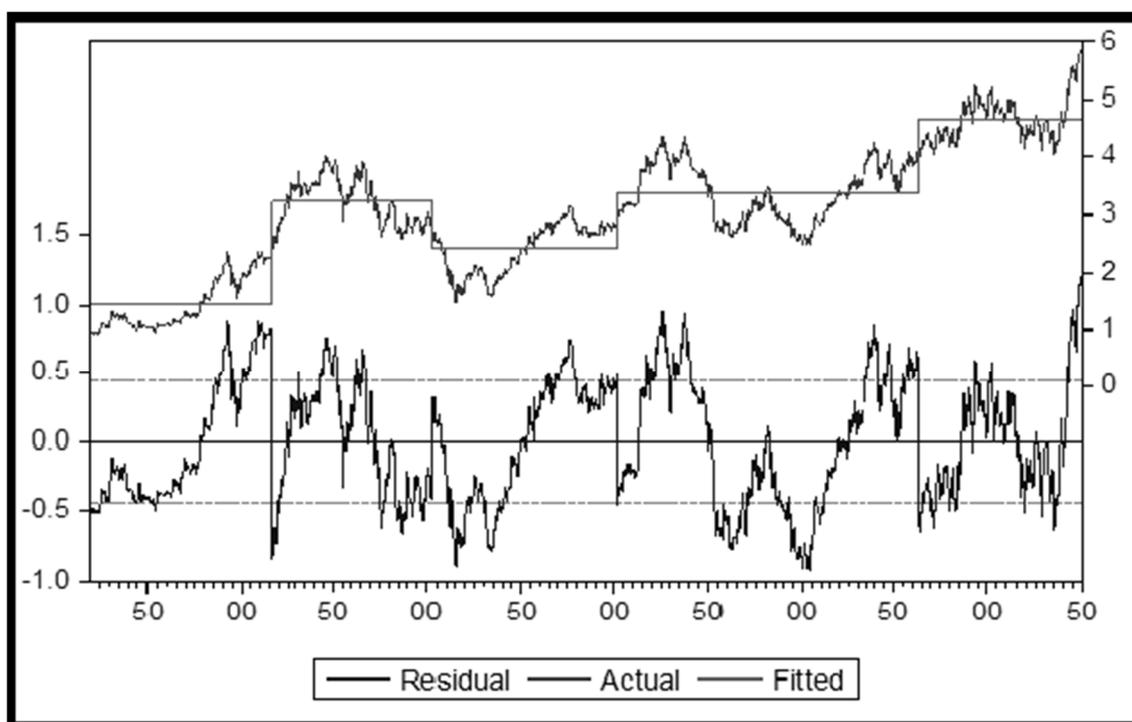
2.4 A Série Temporal das Ações da Porto Seguro

Foi identificado que suas ações no Gráfico 4 mostra-se o retorno bruto acumulada ao longo do tempo, irá se utilizar o teste de Chow como ferramenta de análise estrutural,

“Optou-se por utilizar o teste de Chow, como ferramenta de análise da quebra estrutural, por ser considerado um dos principais e mais eficientes testes de quebra estrutural na literatura econométrica.” (AMBROZI, GAIO, et al., 2009), Segundo Ambrozi, Gaio et al. (2009) a vantagem deste é que a partir dele pode-se determinar e testar um ponto específico na série que se suspeite ocorrer, bem como mostrar a priori quando ocorrerá a quebra estrutural. Identifica-se graficamente que há várias quedas que podem causar quebras estruturais, principalmente em 2008, no período da grande recessão, neste momento uma das grandes seguradoras do mundo tem falência técnica, *American International Group* – AIG, atingindo um dos maiores bancos do mundo o inglês Barclays, no qual causou um efeito sistêmico, assim fazendo com que várias empresas do mundo acumulassem queda sucessivas.

O Gráfico 5, mostra exatamente o Gráfico gerado pelo teste de Chow no software de análise Eviews®, a linha acima é da série de retornos bruto acumulado e as linhas que sobem e descem são as quebras estruturais de Chow.

Gráfico 5 – Quebras estruturais pelo teste de Chow



Fonte: Criação Própria

Segundo Ambrozini, *et al* (2009) o objetivo do teste de Chow é analisar as equações da série completa, separadamente, para cada subamostra e identificar a existência de diferenças significativas nos parâmetros das equações estimadas, assim a

presença de diferenças estatisticamente significativas indica mudança nos parâmetros, ou seja, nova relação entre a variável dependente e a independente, induzida pela adesão dos formadores de mercado.

Dado o teste executado identifica-se quebras estruturais de aspecto diferente do esperado, ou seja, somente há uma quebra estrutural negativa exatamente no ano de 2008. Dados os cálculos realizados, identifica-se que como forma de análise o *drawdown*, o mesmo pode funcionar como medida alternativa de risco, definindo a perda máxima ocorrida em uma série temporal. O *drawdown* define um ponto onde há perda máxima, assim define-se onde será feita a quebra estrutural. Apesar de não ser a ferramenta adequada, ele mostra bons números no qual será utilizado para a estimação do pior cenário possível em um período conturbado. O *drawdown* é uma excelente métrica de risco utilizada em várias empresas, calculado de séries temporais da seguinte forma:

$$\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=0}^t (r_t^i - r_t^{benchmark})^2} \quad (1)$$

Identifica-se exatamente que nas datas marcadas do Gráfico 6 onde há o *drawdown* calculado foi de 60,8122%, ou seja, houve uma desvalorização acumulada da ação neste período.

Gráfico 6 – Retorno bruto acumulado



Fonte: Criação Própria

3 METODOLOGIA DE APLICAÇÃO DO VaR

3.1 Contexto Histórico

Segundo Matos e Bezerra (2015), costuma se associar a moderna gestão de risco, aos relatórios rotineiros elaborados pelo banco J. P. Morgan, conceito estabelecido em 1994 onde determina a teoria que a tesouraria deste banco estaria sujeita a uma perda na qual o seu limite superior seria de aproximadamente US\$ 15 milhões no dia seguinte, em valores da época, com nível de confiança de 95%. Surgindo assim o modelo de gestão de risco VaR, um dos mais didáticos conceitos úteis e acessíveis aos acadêmicos e as pessoas do mercado financeiro. O mercado reagiu após 1994, incorporando a necessidade de se ter um comportamento ativo, dinâmico, uniformizado e objetivo durante períodos turbulentos.

Machry (2003 *apud* JORION, 2000) afirma que as origens do *Value at Risk* – VaR veem do trabalho de Markowitz (1952) sobre a teoria da carteira, destacou que risco e retorno devem ser considerados conjuntamente e recomendou o desvio padrão como medida de dispersão, ele analisou o *tradeoff* entre o risco e o retorno esperado num arcabouço de média-variância. Em uma carteira de dois ou mais títulos, o retorno esperado será a média dos retornos individuais com a seguinte fórmula:

$$R_{p,t+1} = \sum_{i=1}^N w_{i,t} R_{i,t+1} \quad (2)$$

Onde, w_i é o peso do título i na carteira t e $R_{i,t+1}$ é o retorno esperado do título em $t+1$, assim, a variância da carteira dependerá da variância dos títulos e da covariância entre eles:

$$\sigma^2(R_{0,t+1}) = w_t' \Sigma_{t+1} w_t \quad (3)$$

Onde o Σ_{t+1} é a matriz de covariância e w_t é o vetor de pesos dos ativos. É levado em consideração a diversificação que existirá quando a correlação for menor que 1. O VaR é baseado intensivamente nos conceitos da teoria da carteira, sempre reconhecendo as correlações entre os ativos e as classes de ativos, apresenta um número para o risco de mercado.

Machry (2003 *apud* DOWN, 1998) também alega que o VaR é uma evolução da teoria de carteira com várias vantagens, o VaR interpreta em termos da perda máxima provável, podendo ser adaptado aos riscos de crédito e liquidez, permitindo o uso de metodologias distintas conferindo assim flexibilidade para adequação do cálculo em diferentes situações, consegue ainda tratar a não normalidade dos retornos e proporciona uma gestão de risco global fornecendo orientações mais consistentes de investimentos.

3.2 VaR utilizado

Metodologicamente sobre a hipótese de utilização da distribuição paramétrica normal, mas, as séries de retorno analisados infringem gravemente essa hipótese, assim como a hipótese de homocedasticidade e ausência de leptocurtose, visando agregar os aprendizados de duas vertentes mais bem sucedidas em termos de extensão do VaR paramétrica gaussiano, propondo uma especificação intitulada *Autoregressive Moving Average – Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity (ARMA-GARCH) Best Fitting* uni variada, onde nesta modalidade o valor crítico que caracteriza o VaR será associado a distribuição que melhor adequação para cada série, assim, irá incorporar os efeitos da média e da volatilidade, obtidas pelo metodologia ARMA-GARCH.

Tudo se resume em identificar a melhor especificação para o ARMA utilizado na modelagem do retorno líquido, baseado no critério de informação de Schwarz, em seguida utilizar a 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, assim, ambas as modelagens são escolhidas considerando a parcimônia utilizando todas as especificações até segunda defasagem.

O segundo passo consiste em encontrar a relação quantílica, análoga no caso da 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*.

Por exemplo, a distribuição gaussiana com relação do VaR incondicional a um determinado nível de confiança frequentemente utilizado de 95% ou 99% é dada por:

$$VaR^{G,c}(\%) = \mu - \alpha_{c(\%)}\sigma \quad (4)$$

Dado a fórmula, μ é a média populacional, σ é o que mensura o desvio padrão populacional, e $\alpha_{c(\%)}$ é o alfa crítico em uma distribuição normal padrão, que assume o valor de 2,32630 para uma probabilidade acumulada de 1% e 1,64485 para uma probabilidade acumulada de 5%, esta relação é tão somente a função 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, observa-se 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-GARCH, dado respectivamente por μ_t e σ_t , substituirão os

parâmetros populacionais constantes, sendo obtido a seguinte relação do VaR ARMA-GARCH Gaussiano univariado:

$$VaR^{G,C}(c\%) = \mu_t - \alpha_{c(\%)}\sigma_t \quad (5)$$

A questão passa a ser então obter a relação análoga a este VaR Gaussiano condicional, porem 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. É preciso que se identifique exatamente qual parâmetro será *time-varying* para que a média também seja, sendo válido para a formula do desvio padrão. Caso contrário, a evidência de que a média e o desvio padrão são ambos *time-varying* não tem contrapartida exata na premissa de que parâmetros da distribuição exatamente serão também *time-varying*. Assumindo a média condicional, sendo ela dependida de dois ou mais parâmetros distribuição, como fazer a bijeção necessária para que substitua na fórmula da função quantílica o parâmetro pela média? Como por exemplo, a função que mais se adequa aos retornos da Porto Seguro é a Log-Logistic (3P) onde a mesma tem como argumentos todos os 3 parâmetros da distribuição, os quais também aparecem na função quantílica, sendo assim inviável estabelecer uma relação desta inversa acumula e o desvio padrão, a ser substituído pelo desvio padrão condicional.

Nas maiorias das distribuições de probabilidade, os parâmetros não são exatamente dados pela média e pelo desvio, como uma normal, logo é preciso que se obtenha uma bijeção, tal que, os parâmetros passam a ser em função da média e do desvio padrão, 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*. Por exemplo, a função utilizada no presente estudo é a Logistic, cujo parâmetros são μ e λ , onde o desvio padrão é $\sqrt{2}/\lambda$.

O objetivo consiste 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 dado por:

$$VaR^{BF,C}(c\%) = F_{BF}^{-1}(1 - c|\theta) \quad (6)$$

Enquanto o VaR ARMA-GARCH Best Fitting condicional univariado será dado pela quantílica e não mais como função do próprio vetor de parâmetros, tendo como argumentos média e desvio padrão na seguinte relação:

$$VaR^{BF,C}(c\%) = F_{BF}^{-1}(1 - c|\mu_t, \sigma_t) \quad (7)$$

Assim, sobre as distribuições de probabilidade, o ranking em termos de melhores distribuições adequada aos retornos será baseado em 3 testes de Kolmogorov & Smirnov, Anderson & Darling e Chi-Squared, resultado pelo software EasyFit®.

3.3 Utilização do *Backtesting*

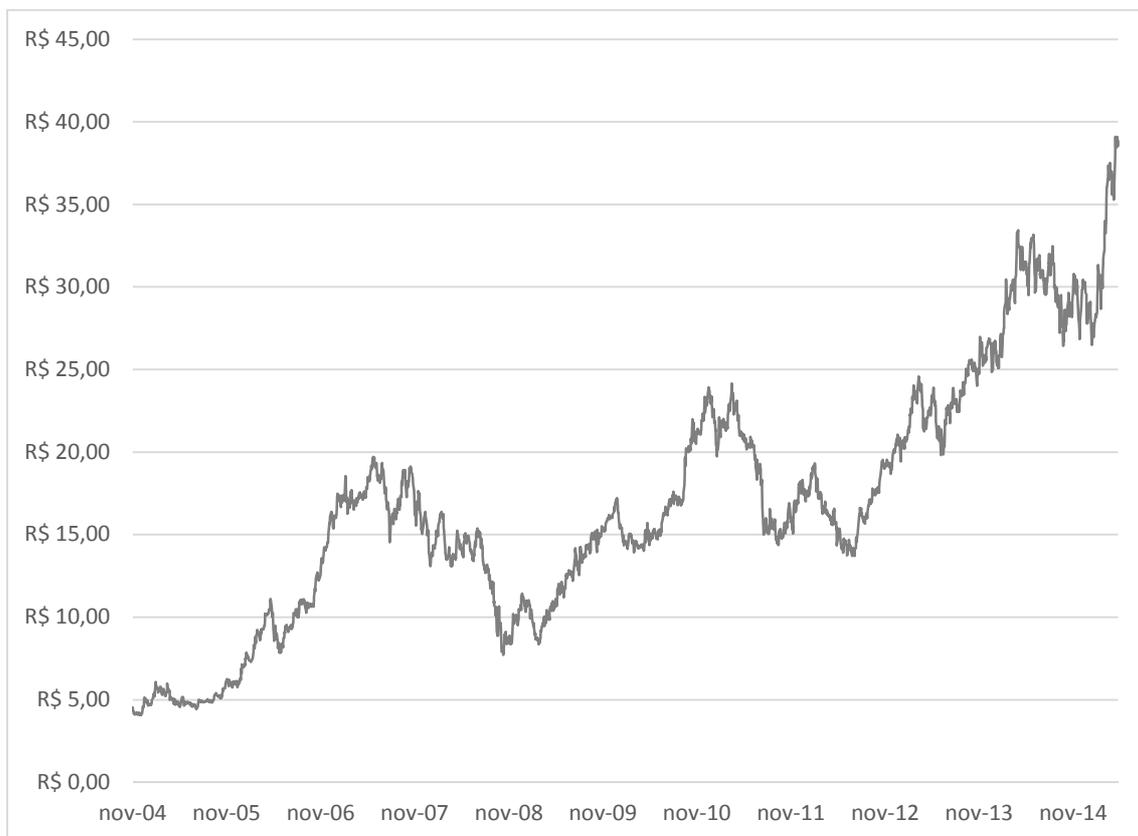
O *Backtesting* possui uma importância sob duas perspectivas, a de Gestão de Riscos e Estatística, conforme Campbell (2005) que demonstra diversos tipos de metodologias de testes e como todas possuem fraquezas em seus métodos, devendo, portanto, aplicar mais de uma para um diagnóstico próximo da realidade. Os seguintes testes foram utilizados: teste de Kupiec, baseados na frequência de perdas que excedem o VaR que tem por finalidade verificar estatisticamente se a frequência de perdas do modelo está de acordo com a distribuição, teste de Christoffersen, que é sobre a condicionalidade das perdas que excedem o VaR, onde espera-se que sejam incondicionais com finalidade de atestar estatisticamente essas perdas e o teste conjunto de Kupiec e Christoffersen, que testa simultaneamente os dois testes anteriores.

4 EXERCÍCIO EMPÍRICO

4.1 Base de Dados e Estatísticas Descritivas

No presente estudo foi utilizado a série histórica do preço diário das ações da Porto Seguro ON – PSSA3, no período de 23 de novembro de 2004, quando a companhia abriu seu capital a 15 de maio de 2015, no total de 2613 observações, como mostra o Gráfico abaixo:

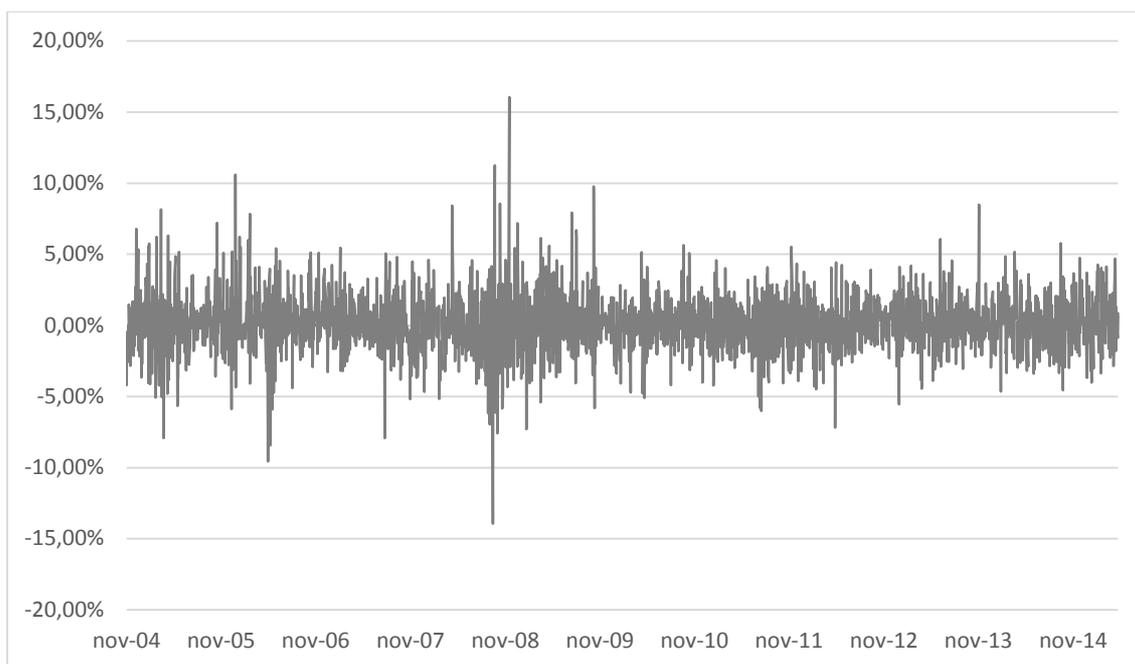
Gráfico 7 – Preço diário das ações da PSSA3.ON



Fonte: Broadcast

A partir dos dados obtidos de fonte confiável, foi calculado o retorno diário das ações como mostra o Gráfico a seguir. Nota-se que existem vários pontos na série que nos mostra períodos de grande volatilidade, ou seja, períodos em que a entidade passou por altos e baixos. Se identifica no Gráfico 8 que os períodos do ano de 2005, 2008, 2011 e 2012 são períodos turbulentos para a companhia. Há uma desvalorização da ação, em uma delas perdendo assim mais de 10% de seu valor no mercado em somente um dia.

Gráfico 8 – Retorno diário das ações



Fonte: Criação Própria

Tabela 2 – Estatísticas descritivas

MÉTRICA	PSSA3 ON
Métrica Associada ao Ganho	
Média	0,1048%
Acumulado	757,3951%
Métrica Associada ao Risco	
Desvio Padrão	2,0841%
Downside Risk	1,747%
3º e 4º Momentos	
Assimetria	0,26779
Curtose	6,81525
Teste de Normalidade	
Jarque-Bera / Prob.	1636,329 / 0,0000
Heterocedasticidade	
F-statistic / Prob.	30,18 / 0,0000
Estacionariedade	
Phillips-Perron / Prob.	-53,22 / 0,0001

Fonte: Criação Própria

Analisando os resultados reportados da análise estatística da série de retornos, é possível evidenciar que as hipóteses nulas de normalidade, segundo o teste de Jarque-Bera, homocedasticidade e seguindo com teste ARCH-LM são rejeitados a 1% de significância. Isso nos mostra que a série é totalmente aplicável ao modelo VaR.

Após as estatísticas descritivas da série, utiliza-se a ferramenta de *fitting* para adequar a série estudada. Não faria tal surpresa o quanto a distribuição normal não se daria tão bem no nosso *fitting* reportado na Tabela 3. Observa-se no ranking com mais de 50 distribuições contínuas que compõem o software EasyFit®, a distribuição normal não ter ficado bem entre as melhores posições entre os 3 testes realizados, teste de Kolmogorov & Smirnov na 14ª posição, teste de Anderson & Darling na 17ª posição e teste de Chi-Squared na 12ª posição. Na série estudada, a distribuição que obteve melhor *fitting* foi a Johnson SU, como dito anteriormente a distribuição contém 3 argumentos como parâmetro.

A distribuição Logistic melhor se adequa a ocasião, pois os retornos não se ajustam numa normal dado que a cauda mais densa da Logistic supera a da distribuição normal. Dado isso, observa-se que para o VaR onde a máxima perda é calculada distribuições com caudas densas são mais aplicáveis que a distribuição normal. A partir disto, adequa-se na função quantílica a distribuição de Logistic.

$$VaR^{L,C}(99\%) = \mu_t + \sigma_t \ln\left(\frac{1}{1-99\%} - 1\right) \quad (8)$$

Tabela 3 – Estatísticas do melhor *fitting*

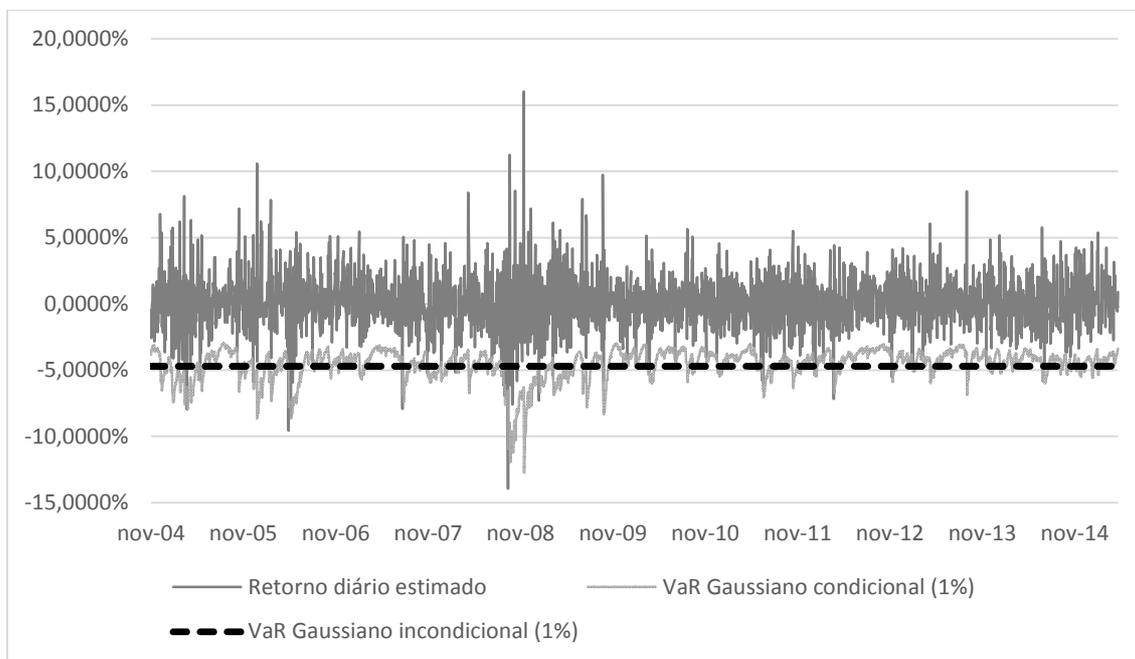
Ação	PSSA3 ON
Função Distribuição de Probrabilidade (Melhor Fitting)	Logistic
Estatística (Kolgorov & Smirnov)	0,03634
Estatística (Anderson& Darling)	2,8543
Parâmetros Estimados	$\mu = 0,00105; \sigma = 0,1149$
Valor Crítico	-5,175%
Valor Crítico Gaussiano	-4,744%
Ranking da FDP com melhor <i>fitting</i>	5° (KS); 5° (AD); 5° (CS)
Qualificação da Normal no Ranking	14° (KS); 17° (AD); 12° (CS)

Fonte: Criação Própria

4.2 Estimação do VaR

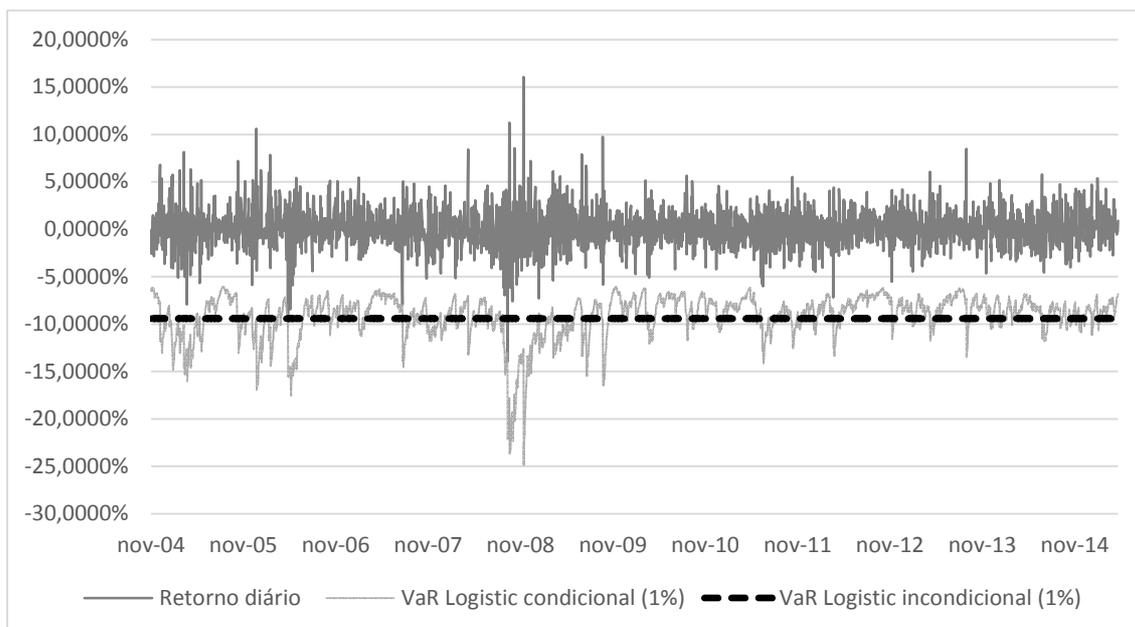
Os Gráficos 9 e 10 mostram as séries de retorno diário com a estimação do VaR Gaussiano e o VaR Logistic condicional e incondicional com nível de confiança de 99%.

Gráfico 9 – VaR Gaussiano Incondicional e Condicional



Fonte: Criação Própria

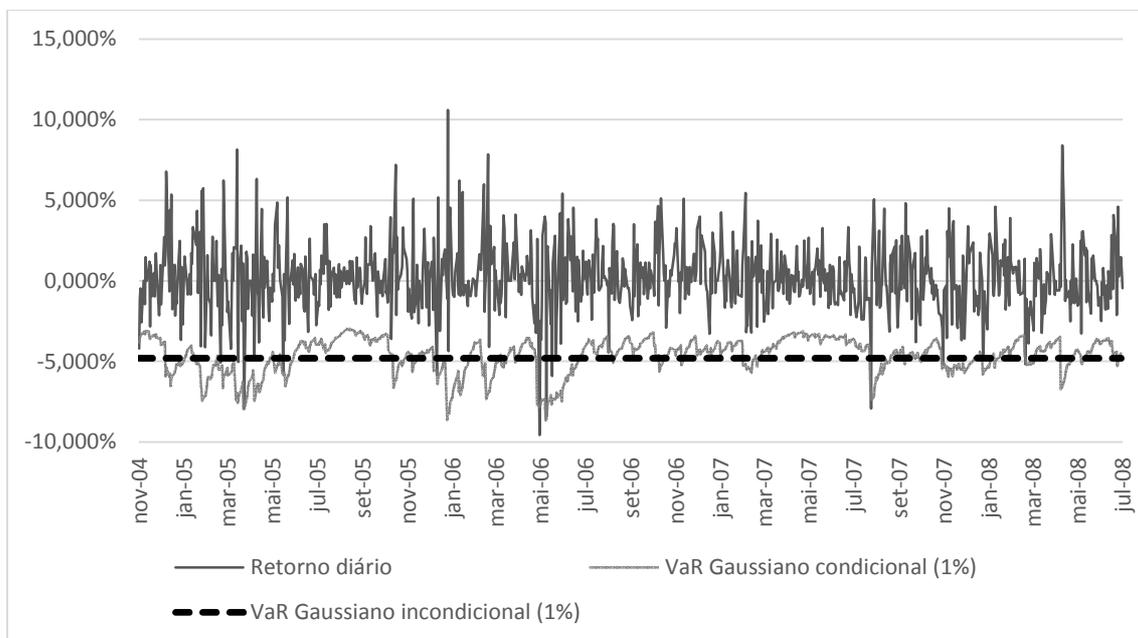
Gráfico 10 – VaR Logistic Incondicional e Condicional



Fonte: Criação Própria

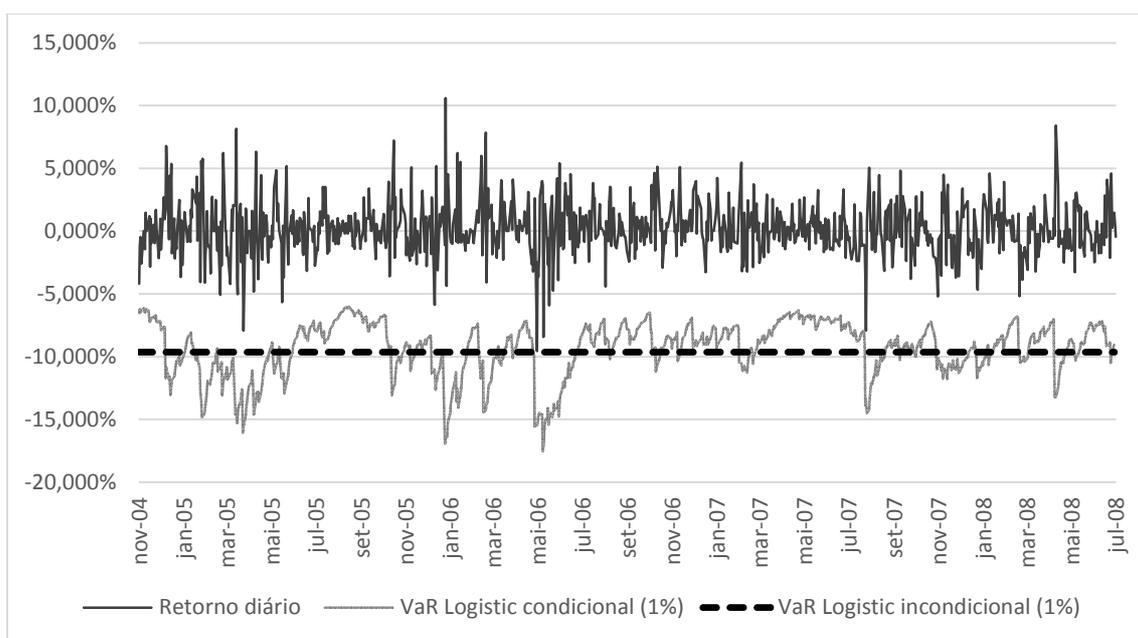
Dado que será analisado um período específico, os Gráficos 11 e 12 mostram o período até a quebra estrutural realizada pela análise do *Drawdown*, ou seja, o período analisado foi somente até 18 de setembro de 2008, justamente o período onde a empresa sofreu com a volatilidade de suas ações e acumulou uma grande perda agregada.

Gráfico 11 – VaR Gaussiano do período estudado



Fonte: Criação Própria

Gráfico 12 – VaR Logistic do período estudado



Fonte: Criação Própria

4.3 Backtesting

Segundo Jorion (2007), o modelo de *backtesting* é uma comparação de medidas históricas do VaR com retornos subsequentes, ou seja, analisar se o modelo de VaR estimado é adequado ou não a série. Neste estudo foram utilizados 3 testes de identificação, o primeiro utilizado é o teste de Kupiec, em seu cálculo não se pode ultrapassar 6,63 e é baseado em verificar se a frequência de perdas na cauda que excedem o VaR é consistente com o valor previsto, onde p é a probabilidade de exceções sob a hipótese nula, T é o tamanho da amostra e N é o número de exceções na amostra, calculados da seguinte forma.

$$LR_{uc} = -2 \ln[(1 - p)^{T-N} p^N] + 2 \ln \left\{ \left[1 - \left(\frac{N}{T} \right) \right]^{T-N} \left(\frac{N}{T} \right)^N \right\} \quad (9)$$

Em Kupiec também utiliza-se a tabela de rejeição dada por:

Tabela 4 – Região de Rejeição do teste de Kupiec

Nível de probabilidade	Nível de Confiança	T = 252 observações	T = 510 observações	T = 1000 observações
0,01	99%	$N < 7$	$1 < N < 11$	$4 < N < 17$
0,025	97,5%	$2 < N < 12$	$6 < N < 21$	$15 < N < 36$
0,05	95%	$6 < N < 20$	$16 < N < 36$	$37 < N < 65$
0,075	92,5%	$11 < N < 28$	$27 < N < 51$	$59 < N < 92$
0,10	90%	$16 < N < 36$	$38 < N < 65$	$81 < N < 120$

Fonte: Jorion (2007)

O outro teste é chamado de Christoffersen, onde seu valor não pode ultrapassar 6,63 e que testa a dependência entre os estouros, ou seja, os dias em que o VaR provisionado foi maior que o retorno realizado assumindo que uma dada sequência é dependente ao longo do tempo, onde T_{ij} é o número de dias em que o estado j ocorreu quando o estado do dia anterior era i e π_{ij} é a probabilidade de i na data $(t - 1)$ ser seguido por j na data t , com a seguinte equação.

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

O terceiro teste é a união dos testes de Kupiec e Christoffersen que não se pode ultrapassar 9,93 em seus cálculos, definindo que a estimação do VaR é apropriada para a série, pois a mesma não é rejeitada neste teste agregado.

$$LR_{cc} = LR_{uc} + LR_{ind} \quad (11)$$

Tabela 5 – Modelos de *Backtesting*

PSSA3.ON	Tipo	VaR Incondicional Gaussiano (1%)	VaR Condicional Gaussiano (1%)	VaR Logistic Incondicional (1%)	VaR Logistic Condicional (1%)
Exceções (904 obs.)	Quant. Absoluta	12	10	0	0
	%	1,329%	1,107%	0,000%	0,000%
	Resultado Teste	Rejeita	Rejeita	Não rejeita	Não rejeita
Estatísticas unilaterais	Violação média	0,262%	0,228%	0,000%	0,000%
	Excesso de conservadorismo	5,402%	5,386%	10,033%	10,005%
Teste de Kupiec (valor crít. $X^2(1) = 6,63$)	Estat. teste LR_{uc}	0,894	0,102	0,000	0,000
	Resultado Teste	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita	Não rejeita

Fonte: Criação Própria

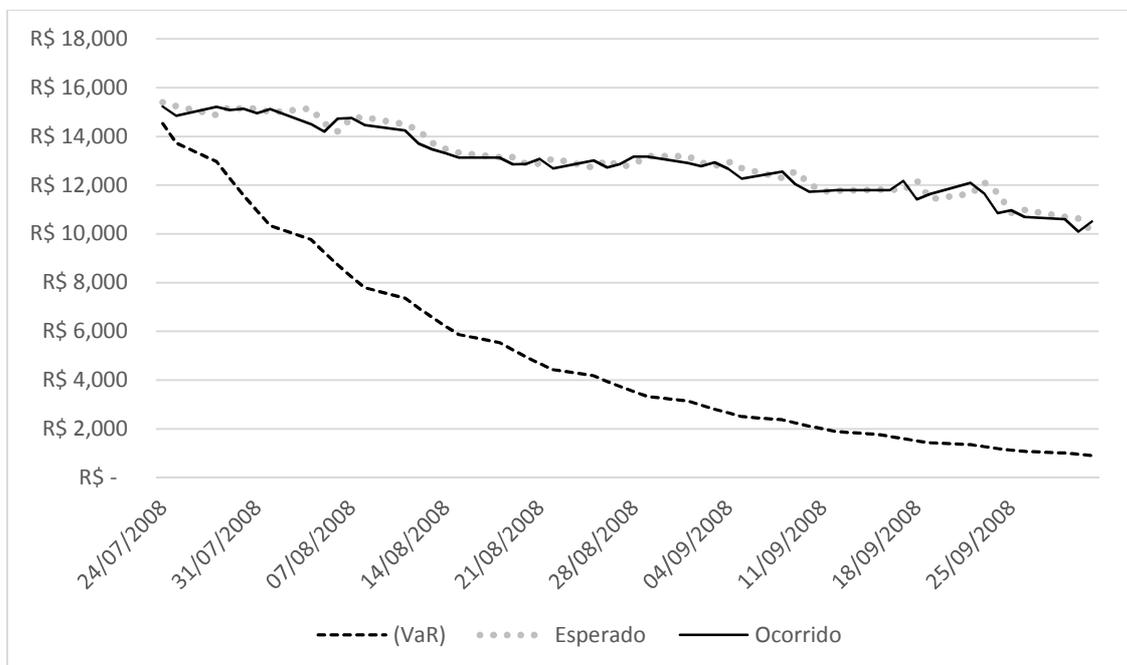
Segundo os testes realizados, os únicos modelos de VaR que passam em todos os testes é o VaR Logistic Condicional e Incondicional, modelo o qual é aplicável a companhia para a gestão de riscos com base nos retornos ações da companhia, ou seja, o nível de erros está abaixo de 1%. O teste de Christoffersen não pode ser aplicado, pois nenhum dos modelos de VaR sofreram quedas sucessivas maiores que a estimação feita. Porém, no teste de Kupiec nos mostra que nenhum dos modelos devem ser rejeitados pois sua estatística define que é aceitável, e assim pode-se estimar o pior cenário possível.

4.4 Estimando o pior cenário

Com a crise de 2008, muitas ações tiveram queda brusca, a Porto Seguro foi uma que obteve uma grande queda, será que poderia ter acontecido o mesmo que aconteceu

com a AIG em 2008, ou seja, a empresa ter entrado em falência, como é observado no Gráfico 13.

Gráfico 13 – Predição de pior cenário ocorrido



Fonte: Criação Própria

Como visualiza-se no Gráfico 13, a partir do pior cenário em 71 dias correntes de bolsa, a estimativa nos mostra que a empresa não teria entrado em processo de falência, mas poderia se identificar pelo VaR condicional modelado, ou seja, dado a modelagem que formou a predição no pior cenário possível, a empresa teria uma queda brusca no valor de suas ações, saindo de um pouco menos que R\$ 15 reais e caindo para menos de R\$ 1 real, mostrando que até as empresas mais sólidas do mercado de ações poderiam ser afetadas por uma crise sistêmica no mercado.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

No presente estudo, se viu que empresas do mercado segurador, onde todos os seus ativos e passivos através de cálculos atuariais são modelados, preditos e planejados, podem sofrer com uma grande crise econômica, dado que isso já ocorreu com empresas líderes de mercado no exterior.

Com os cálculos de estimação do VaR, parâmetro de mensuração de risco adequado a ativos e carteiras, cabe a empresa tomar atitudes que levem em consideração o pior cenário estimado, para que não ocorra um processo de intervenção da SUSEP ou até mesmo com risco de insolvência, para que a mesma não perca seu capital externo de investimentos e principalmente para se proteger de um período de alta volatilidade, ou crise sistêmica, sem correr grandes riscos.

Neste estudo, afirma-se que o VaR Logistic Condicional é o melhor modelo que representa a seguradora em estudo, dado que a seguradora, segundo sua estimação feita com os modelos ARMA e GARCH, não entraria em processo de falência, mas com a modelagem do VaR Logistic, nos mostrando o pior cenário possível da entidade, a mesma teria entrado em processo de falência.

Deve-se utilizar também o seguinte estudo para adequação dos ativos investidos, ou seja, pontuá-los e classificá-los para direcionar o fluxo dos investimentos em ações ou fundos de pensão emparelhando juntamente meu passivo exigível a longo e médio prazo. Como na maioria das empresas de previdência investem pouco no mercado acionário, é de grande importância termos essa ferramenta para classificar os ativos, fazendo com que a entidade cumpra com suas obrigações com retornos garantidos e seguros, mesmo dentro de períodos difíceis economicamente falando.

Para estudos posteriores, seria adequado a análise de outras empresas do ramo para identificação do melhor modelo e adequação da ferramenta VaR no mercado segurador para estimação do pior cenário possível da empresa.

BIBLIOGRAFIA

ALCOFORADO, F. A. G. Os Condicionantes do desenvolvimento do Estado da Bahia. **Tese (Doutorado em Economia) - Universitat de Barcelona. Departament de Geografia Física i Anàlisi Geogràfica Regional**, Barcelona, 03 dez. 2003. 113-166.

ALVES, W. V. Uma Breve História das Crises Econômicas, 2015. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=H07uBgAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=uma+breve+hist%C3%B3ria+das+crises+econ%C3%B4micas+google&hl=pt-BR&sa=X&ei=SSlwVZCPJMScNs3bg-AH&ved=0CCUQ6AEwAA#v=onepage&q&f=false>>. Acesso em: 20 Maio 2015.

AMBROZI, M. A. et al. Impacto dos Formadores de Mercado sobre a Liquidez das Ações Negociadas na Bolsa de Valores de São Paulo. **Revista Contabilidade Vista & Revista**, Belo Horizonte, v. 20, p. 15-38, 14 jul. 2009.

BRUM, J. A. **O desenvolvimento econômico brasileiro**. 22. ed. Petrópolis: Vozes, 2002.

CURVO, R. M. C. **Comparação entre as Grandes Crises Sistêmicas do Sistema Capitalista (1873, 1929 e 2008)**. UFRJ. Rio de Janeiro: [s.n.]. 2011. p. 222.

FUTARDO, C. **Formação Econômica do Brasil**. 32. ed. São Paulo: Companhia Editora Nacional, 2005.

JORION, P. **Value at Risk: The New Benchmarking For Managing Financial Risk**. 3ª. ed. New York: McGraw-Hill, 2007.

LEVITT, K. P. **A Grande Transformação**. Lisboa: Edições 70, 2013.

LUNARDI, B. M. Desenvolvimento de um teste de aderência para o cálculo do VaR ("Value at Risk"), São Paulo, 2012. 123.

MACHRY, M. S. O uso do Value at Risk (VaR) como medida de risco para fundos de pensão. **FGV**, São Paulo, 2003. 130.

MATOS, P.; BEZERRA, C. **Os principais bancos brasileiros poderiam ter quebrado após o resultado eleitoral de 2014?**, Fortaleza, Março 2015.

MATOS, P.; CRUZ, R.; ALANA MACEDO, I. J. BRIC's risk management based on an innovative VaR, Fortaleza, Maio 2015. 8.

PORTO SEGURO. Sobre a Companhia Porto Seguro S.A. **Site da Porto Seguro**, 2015. Disponível em: <http://ri.portoseguro.com.br/portoseguro/web/conteudo_pt.asp?idioma=0&conta=28&tipo=28433>. Acesso em: 18 Maio 2015.

SOBRE a Superintendência de Seguros Privados. **SUSEP**. Disponível em: <<http://www.susep.gov.br/>>. Acesso em: 05 jun. 2015.

SOBRE Agência Nacional de Saúde. **ANS**. Disponível em: <<http://www.ans.gov.br/>>. Acesso em: 05 jun. 2015.

Kupiec, P. (1995). Techniques of Verifying the Accuracy of Risk Management Models, **Journal of Derivatives**, 3:73-84.

Christoffersen, P. (1998). Evaluating Interval Forecasts. **International Economic Review**, 39:841-862.

Anderson, T., Darling, D. (1952). Asymptotic theory of certain goodness-of-fit criteria based on stochastic processes. **Annals of Mathematical Statistics**, 23:193-212.

Jarque, C. e Bera, A. (1981). Efficient Tests For Normality, Homoscedasticity And Serial Independence Of Regression Residuals: Monte Carlo Evidence, **Economic Letters**, 7:313-318.