

ALEX DA ROCHA MORALES

UTILIZAÇÃO DO VALUE AT RISK VERSUS EXPECTED SHORTFALL NO
GERENCIAMENTO DE RISCOS NO MERCADO BRASILEIRO

Dissertação apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de São
Paulo para obtenção do título MBA-USP
em Especialização em Engenharia
Financeira

Área de Concentração: Especialização
em Engenharia Financeira

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo de Barros
Nabholz

São Paulo

2016

MBA/EF
2016
M. FAZU



Escola Politécnica - EPEL



31500009573

FICHA CATALOGRÁFICA

M. 2016C

Morales, Alex da Rocha

Utilização do value at risk versus expected shortfall no gerenciamento de riscos no mercado brasileiro / A. R. Morales -- São Paulo, 2016.

67 p.

Monografia (MBA em Engenharia Financeira) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. PECE - Programa de Educação Continuada em Engenharia.

1.Value at risk 2.Expected Shortfall 3.Mercado Financeiro - Brasil
4.Medida coerente de risco 5.EWMA I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. PECE - Programa de Educação Continuada em Engenharia II.t.

[275 2662]

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar gostaria de agradecer a minha esposa e filhos pelo apoio durante todo o curso.

Ao Prof. Dr. Rodrigo de Barros Nabholz pela valiosa orientação, apoio e confiança.

A todos os colegas com quem trabalhei nos últimos anos e com quem tanto pude aprender, em especial a Renato Obst, Fernando Abe Ohara, Victor Hideki Obara, Fábio Shirassu, Raphael Costa, Lucas Mattiazzo Casella Stella e Stefan Catalan.

Agradeço ainda aos meus amigos do curso de Engenharia Financeira do MBA PECE-POLI, que me acompanharam nestes dois anos de curso. Em especial aos amigos Eder Urbinate, Gabriela Lima e Luiz Gonzaga Junior.

RESUMO

Este trabalho explora o método de mensuração de risco *Value at Risk* (VaR), contextualizando a época em que o mesmo foi divulgado gratuitamente pelo J. P. Morgan após instituições financeiras americanas já estarem investindo há anos em modelos internos de mensuração de risco. Cita exemplos de grandes perdas incorridas no passado devido a oscilações de mercado inesperadas que poderiam ter sido evitadas caso o VaR estivesse sendo utilizado. Relembra o momento em que o VaR passou a ser reconhecido por seu valor na gestão de risco de mercado e foi sugerido pelo comitê de Basileia. Também detalha a evolução em sua utilização, saindo de simples medida gerencial, ganhando relevância e passando a ser utilizada como denominador comum na apuração de resultado versus risco incorrido por operadores de mercado e áreas da empresa e passando a guiar tomadas de decisões sobre alocação de recursos no futuro. Detalha três abordagens: Histórica onde basicamente se aplica um percentil a uma série de retornos respeitando a proporção de cada ativo dentro da carteira. Monte Carlo, baseado em diversas simulações de preços através de algoritmos de sorteio e Paramétrica onde é assumido que os ativos da carteira seguirão uma distribuição normal e o risco da carteira será um produto do desvio padrão e da matriz de correlações entre estes ativos. Destacando algumas das vantagens e desvantagens de cada método. Uma destas desvantagens apontadas demonstra que o *Expected Shortfall* (ES) passa a ser sugerido por alguns autores como possível solução para falhas do VaR e o que faz com que os passos para a mensuração deste novo método também sejam abordados. Simulações são aplicadas a uma carteira fictícia e demonstram o quanto o ES pode trazer de segurança para os investidores.

Palavras-chave: Value at Risk. VaR histórico. VaR Monte Carlo. VaR Paramétrico. Expected Shortfall. Medida coerente de risco. *Exponential weighted moving average* (EWMA). Matriz de correlações. Cholesky.

ABSTRACT

This paper explores the method of measurement of risk Value at Risk (VaR), contextualizing the era in which it was released for free by JP Morgan after US financial institutions are already investing for years on internal models of risk measurement. It cites examples of major losses incurred in the past due to unexpected market fluctuations that could have been avoided if the VaR was being used. Recalls the time when the VaR has been recognized for its value in the market risk management and it was suggested by the Basel committee. It also details the evolution in its use, leaving single management measure, gaining relevance and becoming used as a common denominator in the calculation of income versus risk incurred by market participants and areas of the company and going to guide decision-resource allocation decisions in the future. Details three approaches: Historical where basically applies a percentile to a number of returns respecting the proportion of each asset in the portfolio. Monte Carlo simulations based on various prices by lottery algorithms and Parametric where it is assumed that the portfolio assets follow a normal distribution and the risk of the portfolio will be a standard output gap and matrix of correlations between these assets. Highlighting some of the advantages and disadvantages of each method. One of these indicated disadvantages shows that the Expected Shortfall (ES) is now suggested by some authors as a possible solution for VaR failures and what makes the steps to measure this new method are also covered. Simulations are applied to a fictitious portfolio and demonstrates how the ES can bring security to investors.

Keywords: Value at Risk. Historical VaR. VaR Monte Carlo. Parametric VaR. Expected Shortfall. Coherent risk measure. *Exponential weighted moving average* (EWMA). Correlation matrix. Cholesky.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Distribuição Normal.....	16
Figura 2 - Fluxo original de pagamentos.....	23
Figura 3 - Vértices padrões selecionados.....	23
Figura 4 – Nova alocação.....	23
Figura 5 – Distribuição Normal.....	24
Figura 6 – Coeficiente de assimetria.....	24
Figura 7 – Coeficiente de curtose.....	25
Figura 8 – Taxa de câmbio DEM/GBP.....	26
Figura 9 – log retornos taxa de câmbio DEM/GBP.....	27
Figura 10 – VaR estimado ($1,65 \sigma$).....	27
Figura 11 – Mesmo VaR para diferentes distribuições.....	31
Figura 12 – Distribuição de ganho-perda, VaR e Expected Shortfall.....	33
Figura 13 - Preço das ações durante o período utilizado.....	36
Figura 14 – Retornos geométricos das oscilações de preço da Petr4.....	36
Figura 15 - Retornos geométricos das oscilações de preço da Vale5.....	37
Figura 16 – Retornos geométricos das oscilações de preço da JBSS3.....	37
Figura 17 - Histograma sobre retornos da Petr4.....	38
Figura 18 - Histograma sobre retornos da Vale5.....	38
Figura 19 - Histograma sobre retornos da Jbss3.....	38
Figura 20 – 252 retornos, VaR 90% conf. x ES 90% conf. x Resultado.....	46
Figura 21 - 252 retornos, VaR 95% conf. x ES 95% conf. x Resultado.....	46
Figura 22 - 252 retornos, VaR 97,5% conf. x ES 97,5% conf. x Resultado.....	47
Figura 23 - 252 retornos, VaR 99% conf. x ES 99% conf. x Resultado.....	47
Figura 24 - 126 retornos, VaR 90% conf. x ES 90% conf. x Resultado.....	48
Figura 25 - 126 retornos, VaR 95% conf. x ES 95% conf. x Resultado.....	48
Figura 26 - 126 retornos, VaR 97,5% conf. x ES 97,5% conf. x Resultado.....	49
Figura 27 - 126 retornos, VaR 99% conf. x ES 99% conf. x Resultado.....	49
Figura 28 – Qtde. de falhas do ES em dias em que VaR falhou (EWMA 94%).	50
Figura 29 – Qtde. de falhas do ES em dias em que VaR falhou (EWMA 97%).	50
Figura 30 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 94% e 90% Conf.)	51
Figura 31 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 94% e 95% Conf.)	52
Figura 32 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 94% e 97,5% Conf.) .	52

Figura 33 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 94% e 99% Conf.)	53
Figura 34 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 97% e 90% Conf.)	53
Figura 35 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 97% e 95% Conf.)	54
Figura 36 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 97% e 97,5% Conf.) .	54
Figura 37 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 97% e 99% Conf.)	55
Figura 38 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 94% e 90% Conf.)	55
Figura 39 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 94% e 95% Conf.)	56
Figura 40 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 94% e 97,5% Conf.) .	56
Figura 41 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 94% e 99% Conf.)	57
Figura 42 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 97% e 90% Conf.)	57
Figura 43 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 97% e 95% Conf.)	58
Figura 44 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 97% e 97,5% Conf.) .	58
Figura 45 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 97% e 99% Conf.)	59

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Evolução da correlação durante o período.....	39
Tabela 2 - Quantidade de dias em que o VaR falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações para aplicação do VaR Histórico.	40
Tabela 3 - Percentual de dias em que o VaR falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações para aplicação do VaR Histórico.	40
Tabela 4 - Quantidade de dias em que o VaR falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações aplicadas ao VaR Monte Carlo.	41
Tabela 5 - Percentual de dias em que o VaR falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações aplicadas ao VaR Monte Carlo.	41
Tabela 6 - Quantidade de dias em que o VaR falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações aplicadas ao VaR Paramétrico.	42
Tabela 7 - Percentual de dias em que o VaR falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações aplicadas ao VaR Paramétrico.	42
Tabela 8 - Quantidade de dias em que o ES Histórico falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações para aplicação do cálculo.	43
Tabela 9 - Percentual de dias em que o ES Histórico falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações para aplicação do cálculo.	43
Tabela 10 - Quantidade de dias em que o ES Paramétrico falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações para aplicação do cálculo.	44
Tabela 11 - Percentual de dias em que o ES Paramétrico falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações para aplicação do cálculo.	44

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BM&FBovespa	-Bolsa de Valores de São Paulo.
CVaR	- <i>Conditional Value at Risk</i>
DEM	- Marco alemão.
<i>Duration</i>	- Prazo médio.
ES	- <i>Expected Shortfall</i>
ETL	- <i>Expected Tail Loss</i>

EWMA	- <i>Exponential weighted moving average.</i>
GBP	- Libra Esterlina.
JBSS3	- Ação da empresa JBS negociada na BM&FBovespa.
MBG	- Movimento browniano geométrico.
MtM	- Valor de mercado.
NOTIONAL	- Nocial. Valor total do ativo de uma posição alavancada.
PETR4	- Ação preferencial da empresa Petrobras negociada na BM&FBovespa.
RiskMetrics	- Conjunto de técnicas para medir os riscos de mercado em carteiras de instrumentos financeiros.
USD	- Dólar americano.
VALE5	- Ação preferencial da empresa Vale negociada na BM&FBovespa.
VaR	- <i>Value-at-Risk.</i>
VOL	- Volatilidade.

LISTA DE SÍMBOLOS

λ	- Fator de decaimento.
σ	- Desvio padrão.
α	- Fator do nível de confiança.
Δt	- Horizonte de tempo em dias.
ρ_{xy}	- Correlação entre ativos x e y.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	HISTÓRICO	14
1.2	OBJETIVO	15
2	DEFINIÇÃO DE VAR	15
3	UTILIZAÇÃO	16
4	VAR HISTÓRICO	18
4.1	MÉTODO	18
4.2	VANTAGENS	18
4.3	DESVANTAGENS	19
5	VAR MONTE CARLO	19
5.1	MÉTODO	19
5.2	VANTAGENS	20
5.3	DESVANTAGENS	21
6	VAR PARAMÉTRICO	21
6.1	MÉTODO	21
6.1.1	MAPEAMENTO DOS FATORES DE RISCO	21
6.1.2	DISTRIBUIÇÃO NORMAL	23
6.1.3	CÁLCULO DE VOLATILIDADES	25
6.1.4	MATRIZ DE CORRELAÇÕES	28
6.1.5	RISCO DA CARTEIRA	29
6.2	VANTAGENS	30
6.3	DESVANTAGENS	30
7	MEDIDAS COERENTES DE RISCO	31
8	EXPECTED SHORTFALL	32
9	ANÁLISE E RESULTADOS	34
9.1	ATIVOS	35
9.2	VAR HISTÓRICO	39

9.3	VAR MONTE CARLO.....	40
9.4	VAR PARAMÉTRICO.....	41
9.5	EXPECTED SHORTFALL HISTÓRICO.....	43
9.6	EXPECTED SHORTFALL PARAMÉTRICO.....	44
9.7	ANÁLISE COMPARATIVA.....	45
10	CONCLUSÃO	59
11	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	62
12	ANEXOS.....	64
12.1	CÓDIGO VBA DA FUNÇÃO CHOLESKY.....	64
12.2	CÓDIGO VBA DA FUNÇÃO EWMA.....	65

1 INTRODUÇÃO

1.1 HISTÓRICO

No final dos anos 70 e 80, um grande número de instituições financeiras americanas começou a trabalhar em modelos internos de mensuração de riscos até que em outubro de 1994 ocorreu a iniciativa mais notável do setor privado, o J. P. Morgan divulgou inteiramente grátis através da internet seu sistema denominado *RiskMetrics* com orientações para cálculo do *Value at Risk* (VaR).

A ocorrência de desastres financeiros ainda durante os anos 90 - como a quebra do banco Barings em 1995 após perder US\$ 1,3 bilhão com derivativos, a quase falência da Metallgesellschaft após operação de hedge que resultou em uma perda de US\$1,3 bilhão, a falência do condado de Orange após perder US\$1,81 bilhão com exposições às taxas de juros em 1994 e o prejuízo de US\$1,1 bilhão do banco Daiwa - levou o comitê de Basileia a criar uma emenda em 1996, que começaria a vigorar em 1997, incorporando o risco de mercado ao acordo de Basileia e com isto acrescentando uma nova exigência de capital para esta nova parcela de risco onde a medida de risco *Value at Risk* (VaR) foi sugerida como modelo interno de risco.

Ainda hoje o VaR permanece como modelo proposto pelos órgãos reguladores devido a sua simplicidade de conceito, facilidade computacional e imediata aplicabilidade, entretanto, muitos autores apontam críticas em relação a seu uso quando a normalidade das distribuições não puder ser assumida.

A principal crítica se dá justamente porque poderão existir caudas gordas nas distribuições e dado que o modelo desconsidera a probabilidade de ocorrência de todos os retornos fora do percentil de confiança ao mensurar a máxima perda possível poderá ocorrer uma perda muito além do VaR justamente quando ocorrer um choque extremo localizado na cauda da distribuição que foi desconsiderada. Em um exemplo recente, em maio de 2012, o banco J. P. Morgan teve uma perda inesperada de US\$ 2 bilhões devido a ocorrência de um resultado não estimado pelo VaR, nesta ocasião a medida de VaR considerou apenas a perda esperada dentro do intervalo de confiança determinado sem estimar o potencial prejuízo caso ocorresse um retorno localizado na parte da amostra ignorada e foi um retorno desta proporção que acabou ocorrendo.

Outra crítica relevante ao modelo ocorreu quando Artzner et al. (1997, 1999) definiram o conceito de medida coerente de risco e constatou-se que o VaR histórico não continha uma das quatro propriedades necessárias para considerá-lo uma medida coerente ao risco, falhando especificamente na propriedade da subaditividade, em função disto o modelo conhecido por *Expected Shortfall* (também chamado de "VaR condicional") passa a ser sugerido por estes autores como alternativa ao VaR.

1.2 OBJETIVO

Este trabalho tem como objetivo falar sobre o VaR, desde seu surgimento através da divulgação gratuita do método na internet pelo J.P. Morgan em 1994, o crescimento de sua utilização após a recomendação de sua adoção pelo comitê de Basileia e também apontar principais vantagens, desvantagens e críticas a seus métodos de implementação.

Também tem como intenção falar sobre o *Expected Shortfall*, uma das soluções sugeridas por Artzner et al. (1997, 1999) e também outros autores para complementar e auxiliar o gerenciamento do risco utilizando o VaR, também apontando suas vantagens, desvantagens e críticas.

2 DEFINIÇÃO DE VAR

O VaR é definido como a máxima perda esperada dado um horizonte de tempo e fixado um nível de confiança. Talvez sua maior vantagem esteja em resumir em um único número de fácil compreensão a quantia máxima de dinheiro que uma instituição pode perder apenas com oscilações de mercado sobre os ativos de sua carteira em um período de tempo e com um percentual de confiança pré-definidos.

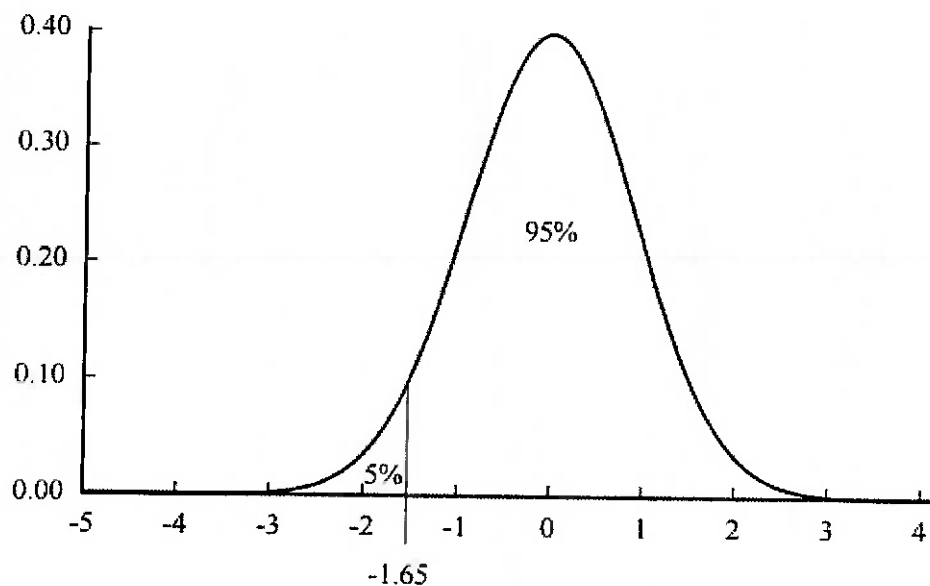
Por exemplo, com 95% de certeza a taxa de câmbio entre Marco alemão (DEM) / Dólar americano (USD) não deve cair mais do que 1% no dia seguinte, com este dado é possível calcular o VaR sobre uma carteira de cem milhões de dólares de DEM/USD.

Na prática o VaR descreve o percentil da distribuição de retornos projetada sobre um horizonte estipulado. Se x for o nível de confiança determinado, o VaR

corresponderá ao $(1 - x)$ percentil da distribuição. Por exemplo, com nível de confiança 95% o VaR será igual ao percentil de 5% do total de observações da distribuição do ativo.

Figura 1 - Distribuição Normal.

Fonte: Risk Metrics



O VaR não é uma solução definitiva para a gestão de riscos, por exemplo, possíveis perdas além do nível de confiança não serão mensuradas, mesmo com um intervalo de confiança alto como 99%, por exemplo, ainda assim eventos poucos usuais ainda ocorrerão com uma intensidade maior e resultarão em perdas acima do VaR.

Usuários precisam reconhecer as limitações do VaR, pois, métodos baseados em histórico de dados poderão apresentar imperfeições e por isto que o VaR deverá ser complementado por testes de estresse e medidas auxiliares.

3 UTILIZAÇÃO

O crescimento da indústria de gestão de risco pode ser atribuído diretamente ao aumento da volatilidade dos mercados e o VaR estabeleceu-se como pilar no gerenciamento de risco, tanto de empresas financeiras quanto não financeiras, por ser ideal para qualquer instituição que opere alavancada ou que possua exposições financeiras.

No seu surgimento possuía uma aplicação passiva, sendo utilizado apenas para divulgação do risco incorrido pelas instituições à gerencia e aos acionistas, tornou-se um modelo padrão para divulgação por ser amigável e de fácil compreensão.

Também contribuiu para sua adoção o fato do comitê de Basileia (1995b) ter incentivado sua divulgação, para ser ter uma ideia, apenas quatro instituições forneceram informações sobre VaR em 1993 e após este incentivo sessenta e seis instituições passaram a divulgar seu VaR em 1998.

Um reflexo disto foi que instituições que não divulgassem seu VaR podiam se expor a rumores de mercado e enfrentar dificuldades na captação de recursos e até perda de negócios, uma vez que investidores que acreditam não receber informações suficientes podem perder o interesse na companhia.

Desde então, o VaR vem evoluindo em termos de utilização, sendo que em seguida, assumiu um papel defensivo no controle de risco, pois, muitas vezes o mero ato de mensurá-lo fazia com que a instituição decidisse diminuir o mesmo, também passou a servir como limite de exposição a risco de operadores e unidades de negócio. O VaR acabou virando um denominador comum que refletia o risco e não apenas um *notional* que nunca seria desembolsado.

Mais recentemente assumiu um papel ativo no controle de risco, com esta ferramenta em mãos, empresas começaram a decidir em que unidades alocarem mais recursos através de uma medida de lucro/risco, operadores também passaram a serem avaliados por esta mesma razão.

Como resultado o VaR passou a ser adotado em massa por instituições do mundo inteiro. Instituições financeiras, órgãos de regulamentação, instituições não financeiras, gestores de recursos entre outras do mundo financeiro.

O maior benefício do VaR talvez seja a imposição de metodologia estruturada para se pensar sobre risco de forma crítica. As instituições que adotam o cálculo do VaR acabam sendo obrigadas ao confronto da realidade de suas exposições ao risco financeiro e ao estabelecimento de uma área independente de gerenciamento deste risco. Portanto o processo que leva ao VaR pode ser tão importante quanto o próprio número. A utilização do VaR poderia ter evitado muitos desastres financeiros do passado e com certeza veio para ficar.

4 VAR HISTÓRICO

4.1 MÉTODO

O método histórico consiste em calcular um vetor de retornos para uma mesma carteira utilizando uma janela de dados retroativos e em seguida aplicar um percentil de acordo com o percentual de confiança desejado.

Para isto, primeiramente, será necessário calcular o retorno diário consolidado da carteira atual para cada um dos dias retroativos da janela de tempo selecionada, nestes cálculos deverão sempre ser utilizados os mesmos ativos (ou fatores de risco/vértices caso tenha ocorrido mapeamento) e seu pesos individuais respectivamente, logo, os pesos e ativos serão congelados e aplicados igualmente a todos os dias retroativos da janela mesmo que a carteira possuísse uma constituição diferente em um dos dias anteriores da janela de dados.

O tamanho desta janela de retornos individuais retroativos deverá ser definido por cada indivíduo ou instituição e de acordo com o RiskMetrics normalmente variará de seis meses a dois anos.

O resultado da etapa anterior será um novo vetor de possíveis cenários de retorno diário para esta carteira e seu VaR será igual à perda percentual no α -ésimo percentil, onde $\alpha = (1-\rho)$ e ρ será o nível de confiança desejado.

4.2 VANTAGENS

Método com baixo custo computacional e de simples implementação, contanto que exista uma fonte de dados de onde seja possível extrair o comportamento histórico da cada ativo e/ou fator de risco da carteira.

Neste método não existe a necessidade de se estimar uma matriz de covariância, o que simplifica consideravelmente o cálculo para carteiras com muitos ativos e/ou vértices de risco.

Para realizar o cálculo para um diferente horizonte temporal, basta calcular os retornos já utilizando o horizonte desejado, por exemplo, caso seja necessário calcular um VaR mensal, basta utilizar retornos mensais e manter todo o resto do processo.

E talvez o mais importante, este modelo já incorpora o efeito de caudas pesadas, não ficando sujeito ao risco do modelo.

4.3 DESVANTAGENS

Podem existir dificuldades para capturar histórico suficiente de alguns ativos e/ou vértices de risco, e mesmo que já existam estes dados para uma determinada carteira em questão o simples lançamento de um novo ativo já dificultaria o cálculo deste método pela ausência de série histórica.

Toda a simulação será realizada em cima do comportamento passado dos ativos e/ou vértices de risco, logo, a cauda pode conter efeitos de eventos que nunca mais se repetirão, ou o inverso, não conseguir simular importantes eventos futuros.

Situações de elevação temporária de volatilidade (VOL) não serão capturadas por este modelo, quebras estruturais demorarão a serem incorporadas.

Todas as observações, inclusive as mais antigas, possuirão o mesmo peso dentro da amostra de retornos e poderá haver mudanças expressivas quando uma destas observações deixar a amostra caso seja aplicada a abordagem tradicional ao invés da metodologia híbrida proposta por Hull e White(1998).

No final da década de 1990, Artzner et al.(1997, 1999) definiram o conceito de medida coerente de risco, um conjunto de quatro propriedades obrigatórias para que uma medida de risco pudesse ser classificada como coerente, conclui-se que o VaR calculado pela simulação histórica não atende à propriedade da subaditividade e, portanto, não poderia ser considerada uma medida coerente de risco.

5 VAR MONTE CARLO

5.1 MÉTODO

Este método tem como intenção aproximar-se dos possíveis comportamentos dos preços de ativos financeiros por meio de simulações de computador que gerarão trajetórias aleatórias. O conceito básico consiste em simular repetidamente, através de um processo estocástico predeterminado, o preço de um ativo na tentativa de cobrir uma grande quantidade de oscilações possíveis.

Primeiramente deve-se determinar o modelo estocástico a ser utilizado em todas as simulações, um modelo habitualmente utilizado é o movimento browniano geométrico (MBG), este pressupõe que as inovações dos preços dos ativos não são autocorrelacionadas e que oscilações no preço podem ser descritas por:

$$dS_t = \mu_t S_t dt = \sigma_t S_t dz \quad (5.1)$$

Integrando dS/S para um intervalo finito, tem-se aproximadamente:

$$\Delta S_t = S_{t-1}(\mu\Delta t + \sigma \epsilon \sqrt{\Delta t}) \quad (5.2)$$

Onde ϵ é uma variável aleatória normal padrão, μ e σ representam desvio e volatilidade instantânea no momento t respectivamente, que poderão evoluir com o tempo. Para simplificar trabalha-se com parâmetros μ e σ constantes.

Entretanto, é sabido que existe uma correlação entre os ativos de uma carteira e as simulações geradas através do MBG serão totalmente descorrelacionadas, para incorporar essa correlação será necessário utilizar a fatoração de Cholesky, após isto, teremos um novo vetor de possíveis retornos já correlacionados para cada ativo da carteira.

O VaR individual de cada ativo da carteira será igual ao valor atual do mesmo multiplicado por um percentil sobre o novo vetor de retornos já correlacionado dado um percentual de confiança.

O VaR total da carteira será igual à raiz da multiplicação da matriz transposta com o VaR individual de cada ativo pela matriz de correlações calculadas sobre os retornos simulados e correlacionadas através da fatoração de Cholesky e multiplicada novamente pelo vetor com o var individual de cada ativo.

5.2 VANTAGENS

Este é o método mais eficiente para cálculo do VaR devido a sua capacidade de simular diversos riscos, dentre eles, não lineares, volatilidade, modelo, caudas pesadas (quando o gerador de aleatório não utilizar uma distribuição normal) e assimetrias e o risco de ocorrência de cenários extremos. Além disto, também possibilita a incorporação de variação temporal da volatilidade.

5.3 DESVANTAGENS

A maior e mais discutida desvantagem é seu custo computacional, se forem geradas mil simulações para cada ativo dentro de uma carteira com mil ativos teremos um total de um milhão de simulações e se algum destes ativos, por sua vez, necessitar previamente uma simulação durante sua precificação o custo de processamento será ainda maior.

Isto faz com que este seja o modelo com maior custo de implementação, pois, serão necessários investimentos em infraestrutura, sistemas e profissionais capacitados.

6 VAR PARAMÉTRICO

6.1 MÉTODO

6.1.1 MAPEAMENTO DOS FATORES DE RISCO

O mapeamento em vértices e fatores de risco se faz necessário por dois principais motivos.

O primeiro é a possível existência de ativos com preços derivados de oscilações de mercado de fatores de risco primários, neste caso, o risco deverá ser apurado separadamente para cada um destes fatores básicos de risco. Os melhores exemplos desta classe de ativo são os derivativos.

Ativos a vista como ações e até mesmo moedas a vista, por exemplo, não necessitarão serem submetidos a este mapeamento e poderão ter seus riscos alocados diretamente em um vértice exclusivo para cada um.

O segundo está ligado à possibilidade de existirem diversos vencimentos dentro da carteira de negociação, isto faria com que fosse necessário calcular a volatilidade de cada um destes vencimentos juntamente com suas correlações contra todos os demais vértices de risco da carteira, o que tornaria o cálculo muito mais complicado.

Como solução é aconselhável que todas estas exposições da carteira sejam alocadas entre vértices de risco à vista quando necessário e que para todos os fluxos futuros sejam eleitos vértices de risco principais que receberão todas as exposições futuras de maneira dividida a fim de simplificar o cálculo, geralmente são determinados vértices mensais.

Após a definição destes vértices principais de risco ainda será necessário distribuir cada uma das exposições da carteira entre os vértices selecionados, para isto existirão dois métodos de atribuição de pesos, um pela interpolação da *duration* e outro pela variância.

No primeiro método deverá ser feita uma distribuição levando em conta apenas o vencimento da exposição e os vértices adjacentes através da equação:

$$x D_1 + (1 - x)D_2 = D_p \quad (6.1)$$

Ou

$$x = (D_2 - D_p)/(D_2 - D_1) \quad (6.2)$$

Onde x será o percentual da exposição alocado em D_1 , D_2 será o vértice posterior (em dias), D_1 será o vértice anterior (em dias) e D_p a data da exposição (em dias). Infelizmente este primeiro método pode criar uma carteira com risco diferente da original.

Na alocação pela variância o objetivo será realizar uma alocação levando também em consideração a volatilidade da data da exposição e sua correlação com os vértices de risco selecionados, isto fará que o risco da carteira continue em sintonia com o risco original. O percentual alocado no vértice D_1 será determinado através da equação:

$$(\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2\rho\sigma_1\sigma_2)x^2 + 2(-\sigma_2^2 + \rho\sigma_1\sigma_2)x + (\sigma_2^2 + \sigma_p^2) \quad (6.3)$$

Onde σ_1 será a volatilidade do vértice anterior, σ_2 será a volatilidade do vértice posterior e σ_p será a volatilidade do vértice original encontrado através de interpolação de volatilidades. Que poderá ser resolvida através da equação:

$$ax^2 + 2bx + c = 0 \quad (6.4)$$

Que conduz às duas raízes x_1 e x_2 . A raiz que estiver entre zero e um será o percentual alocado no vértice anterior. O percentual alocado no posterior será igual ao complemento do percentual alocado no vértice anterior.

Figura 2 - Fluxo original de pagamentos.

Fonte: Risk Metrics

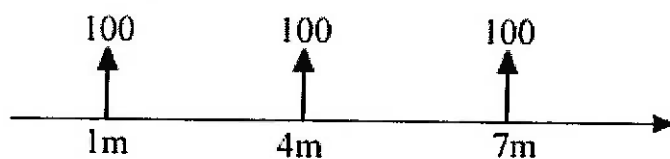


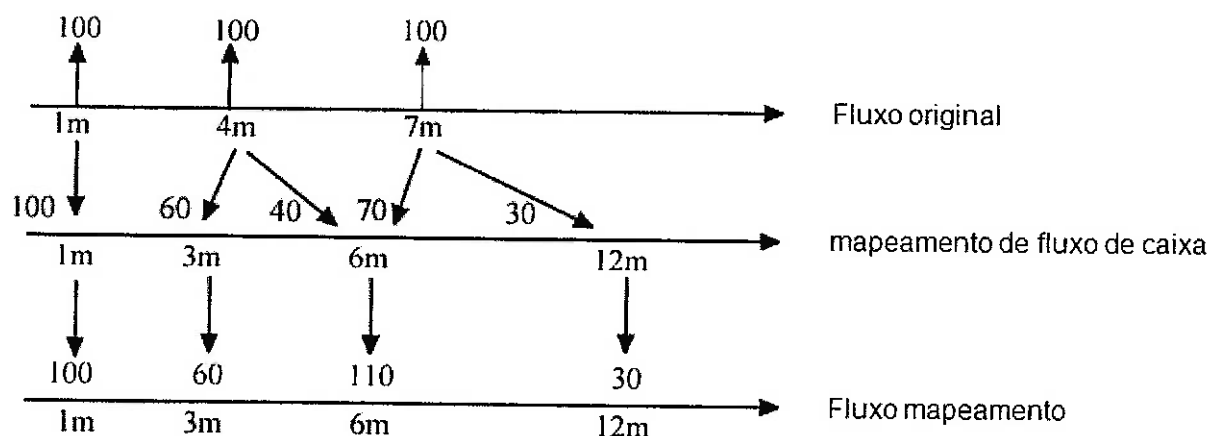
Figura 3 - Vértices padrões selecionados.

Fonte: Risk Metrics

1m 3m 6m 12m 2anos 3anos 4anos 5anos

Figura 4 – Nova alocação.

Fonte: Risk Metrics



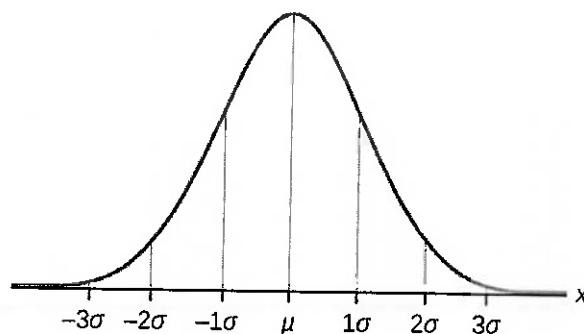
6.1.2 DISTRIBUIÇÃO NORMAL

A distribuição normal, ou gaussiana como também é conhecida por ter sido proposta por Karl F. Gauss (1777-1855), se assemelha a uma curva em formato de “sino” e desempenha papel central em estatística por descrever adequadamente várias populações, ganhou ainda mais importância após P. S. Laplace provar o teorema central do limite demonstrando que mesmo em casos onde os dados não

sejam distribuídos segundo uma normal sua média irá convergir para uma distribuição normal conforme o número de dados aumente.

Figura 5 – Distribuição Normal.

Fonte: Elaboração própria.

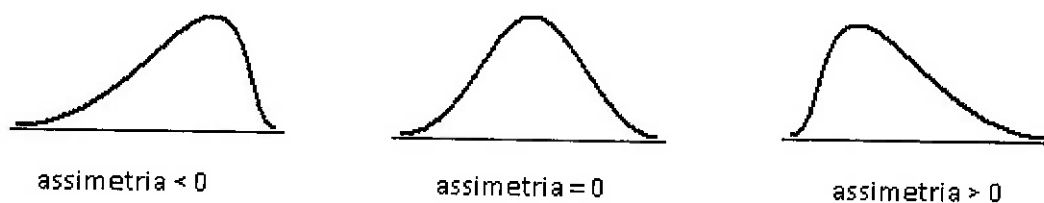


Uma distribuição normal será caracterizada por dois parâmetros, sua média e seu desvio-padrão, porém, ao menos outras duas medidas merecem destaque, coeficiente de assimetria e coeficiente de curtose.

O coeficiente de assimetria de uma distribuição normal será zero, caso contrário, indicará a existência de cauda longa à direita quando maior do que zero e cauda longa a esquerda quando menor do que zero.

Figura 6 – Coeficiente de assimetria.

Fonte: Elaboração própria.

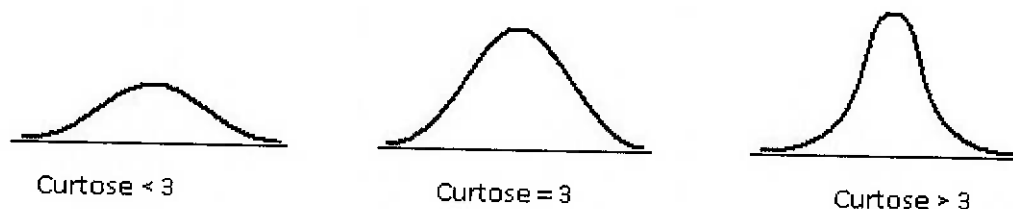


O coeficiente de curtose de uma distribuição indicará o grau de achatamento da distribuição, ou seja, o tamanho do “sino”. Para uma distribuição normal este coeficiente deverá ser igual a três, um valor maior do que três indicará um pico mais agudo, um corpo mais fino e uma cauda mais gorda do que a distribuição normal.

Um valor menor do que três indica um pico mais ténue, um corpo mais grosso e uma cauda mais fina que a distribuição normal.

Figura 7 – Coeficiente de curtose.

Fonte: Elaboração própria.



O cálculo do VaR poderá ser simplificado consideravelmente caso seja assumido que as distribuições das séries de retornos dos ativos desta carteira sigam uma distribuição paramétrica normal, neste caso o VaR poderá ser calculado através do desvio-padrão multiplicado pelo fator de nível de confiança desejado.

Artzner ET AL. (1999) mostraram que o VaR histórico, baseado em quantis, não poderia ser considerado uma medida coerente de risco por não atender à propriedade da subaditividade e que também apresentaria o risco de caudas pesadas e assimetrias, porém, quando a série de retornos seguir uma distribuição normal o VaR não apresentará esta falha e será uma medida coerente de risco.

6.1.3 CÁLCULO DE VOLATILIDADES

De acordo com o RiskMetrics o modelo *Exponential weighted moving average* (EWMA) é o mais indicado para estimar a volatilidade dos ativos e fatores de risco de uma carteira por ter como característica a atribuição de maior participação aos dados mais recentes e fazer com que oscilações mais antigas, mesmo que de grande intensidade, contribuam com menor parcela.

Este cálculo é realizado atribuindo pesos que declinam geometricamente conforme o recuo do tempo e a intensidade deste decaimento e dada por um fator denominado fator de decaimento parametrizado durante o cálculo. O RiskMetrics sugere o uso deste fator de decaimento (λ) como 0.94 para cálculos utilizando retornos diários e 0.97 quando os retornos forem mensais.

O modelo EWMA apresenta duas vantagens em relação ao modelo igualmente ponderado, sua velocidade de reação a novos choques dado que retornos mais recentes possuirão maior peso e terão maior influência sobre a média e também um comportamento menos brusco no momento em que um grande retorno deixar a amostra, pois, não ocorrerá uma mudança exagerada no nível da volatilidade como aconteceria no modelo de média igualmente ponderada porque este dado que estará saindo da amostra já estaria com um peso muito pequeno nos últimos dias de contribuição.

Abaixo as fórmulas para cálculo de Volatilidade igualmente ponderada e ponderada exponencialmente.

$$\sigma_{IGUALMENTE\ PONDERADOS} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_t - \bar{r})^2} \quad (6.1)$$

$$\sigma_{EWMA} = \sqrt{(1 - \lambda) \sum_{t=1}^T \lambda^{T-1} (r_t - \bar{r})^2} \quad (6.2)$$

Onde t será igual ao número de retornos da amostra, r igual a retorno no tempo t , \bar{r} média dos retornos e λ fator de decaimento.

As figuras 8, 9 e 10 demonstram o comportamento da taxa de câmbio Marco alemão (DEM) / Libra Esterlina (GBP) entre 1992 e 1994 e a diferença entre o cálculo da VOL ponderada igualmente versus a VOL ponderada exponencialmente utilizando arbitrariamente $\lambda = 0,94$ já refletida na estimativa de VaR paramétrico para o mesmo período. Este exemplo ratifica que o EWMA incorpora de maneira mais rápida choques extremos gerando uma medida mais realista e atualizada sem exigir tanta complexidade em sua implementação.

Figura 8 – Taxa de câmbio DEM/GBP.

Fonte: Risk metrics.

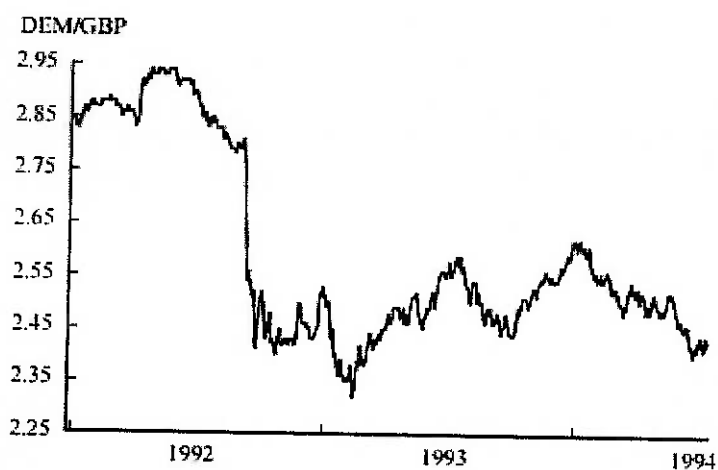


Figura 9 – log retornos taxa de câmbio DEM/GBP.

Fonte: Risk metrics.

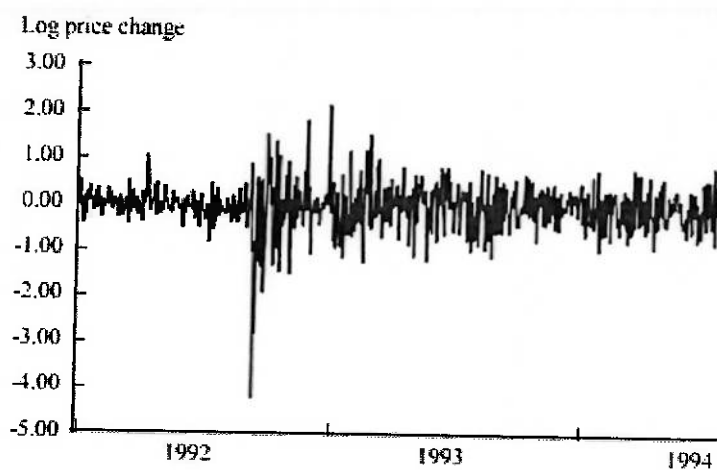
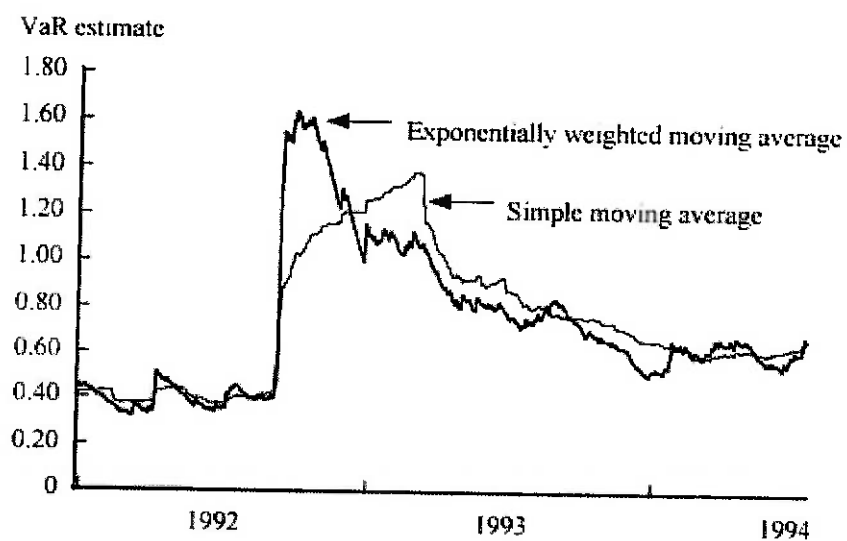


Figura 10 – VaR estimado ($1,65 \sigma$).

Fonte: Risk metrics.



6.1.4 MATRIZ DE CORRELAÇÕES

O cálculo da matriz de correlações tem papel fundamental no cálculo do risco paramétrico de uma carteira, inclusive até mais importante do que as medidas de volatilidades individuais dos ativos e fatores de risco, isto ocorre porque esta medida de relação entre ativos é a única que pode quantificar estatisticamente quanto o comportamento de dois ativos independentes podem caminhar ou não na mesma direção e inclusive fazer com que o risco de uma carteira seja menor do que a soma dos riscos individuais de cada ativo caso estes possuam correlações negativas.

Esta correlação entre cada combinação de dois ativos sempre estará entre -1 e 1 e, assim como no caso da volatilidade mencionada anteriormente, também poderá ser calculada utilizando médias móveis ou médias exponenciais. Os dois métodos estarão sujeitos às mesmas críticas já citadas durante o cálculo de volatilidades e novamente a preferência será pela utilização do método de médias exponenciais (EWMA) pelos mesmos motivos.

Abaixo métodos para cálculo de covariância igualmente ponderada e também ponderada exponencialmente.

$$\sigma_{12}^2_{IGUALMENTE\ PONDERADOS} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_{1t} - \bar{r}_1)(r_{2t} - \bar{r}_2) \quad (6.3)$$

$$\sigma_{12}^2_{EWMA} = (1 - \lambda) \sum_{j=1}^T \lambda^{j-1} (r_{1t} - \bar{r}_1)(r_{2t} - \bar{r}_2) \quad (6.4)$$

Matematicamente, a predição da correlação de um dia do RiskMetrics será dada pela expressão:

$$\rho_{12,t+1|t} = \frac{\sigma_{12,t+1|t}^2}{\sigma_{1,t+1|t} \sigma_{2,t+1|t}} \quad (6.5)$$

Que equivale a:

$$Corr(X, Y) = \rho_{x,y} = \frac{Cov(x,y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (6.5)$$

Para cálculo do risco da carteira será necessário calcular a correlação entre todas as combinações de ativos e/ou fatores de risco determinados para controle de

risco daquela carteira para que seja criada uma matriz $n \times n$ que seja positiva negativa, onde n será igual ao número de ativos e/ou fatores de risco da carteira.

6.1.5 RISCO DA CARTEIRA

Para encontrar o risco da carteira será necessário calcular primeiramente o risco individual de cada ativo ou fator de risco para depois estimar o risco total da carteira.

O risco individual de cada fator de risco será calculado através da seguinte fórmula:

$$VaR = MtM_t \cdot \sigma_t \cdot \alpha \cdot \sqrt{\Delta t} \quad (6.6)$$

Onde:

MtM_t Será o valor de mercado do ativo ou fator de risco no instante t ;

σ_t Será volatilidade dos retornos do mesmo ativo ou fator de risco no instante t ;

α Será o fator correspondente ao intervalo de confiança determinado;

Δt Será o horizonte de tempo determinado em dias.

Para compor o Var da carteira será necessário aplicar a fórmula acima a todos ativos e fatores de risco da carteira e criar um vetor \vec{V} com estes riscos individuais calculados.

Em seguida deverá ser montada uma matriz de correlações $n \times n$, onde n será igual ao número de ativos e fatores de risco da carteira somados. É importante que a mesma ordenação por ativos e fatores de risco utilizada no vetor de riscos individuais seja aplicada as dimensões desta matriz de correlações.

Como resultado espera-se um vetor de riscos \vec{V} e uma matriz de correlações \vec{R} no modelo abaixo:

$$\vec{V} = [Risco_1, Risco_2, Risco_3, Risco_4, Risco_5, Risco_6, \dots, Risco_n]$$

$$R = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \rho_{13} & \rho_{14} & \dots & \rho_{1n} \\ \rho_{21} & 1 & \rho_{23} & \rho_{24} & \dots & \rho_{2n} \\ \rho_{31} & \rho_{32} & 1 & \rho_{34} & \dots & \rho_{3n} \\ \rho_{41} & \rho_{42} & \rho_{43} & 1 & \dots & \rho_{4n} \\ \vdots & \rho_{52} & \rho_{53} & \rho_{54} & 1 & \vdots \\ \rho_{n1} & \rho_{n2} & \rho_{n3} & \rho_{n4} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Onde, por exemplo, ρ_{43} será a correlação entre os ativos quatro e três.

O VaR da carteira, dada a suposição da distribuição normal para as séries de retornos dos ativos, será obtido através da raiz de uma multiplicação matricial simples conforme fórmula abaixo:

$$VaR = \sqrt{\vec{V}R\vec{V}^T} \quad (6.7)$$

6.2 VANTAGENS

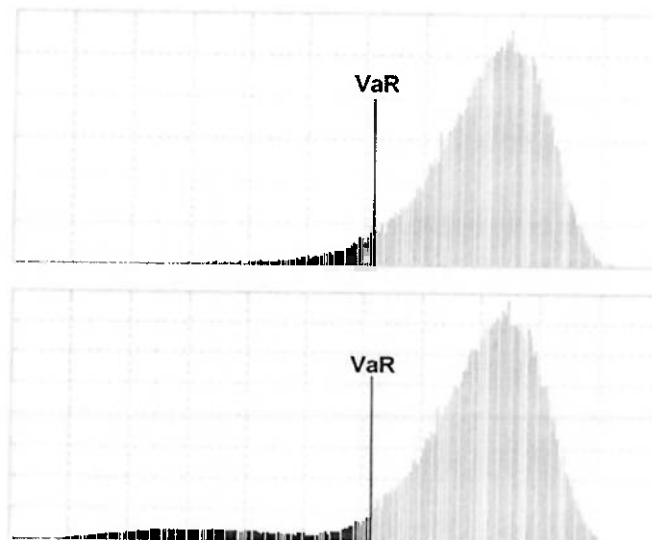
Este é o método para mensuração do VaR de maior facilidade de implementação, devido à premissa assumida de que todos os ativos/fatores de risco existentes na carteira possuirão uma distribuição normal, somente serão necessárias uma matriz com a posição em cada ativo/fator de risco, uma matriz com a volatilidade de cada ativo/fator de risco, uma matriz de correlações entre todos os ativos/fatores de risco e a medida de VaR poderá ser encontrada através da raiz de uma multiplicação matricial simples.

6.3 DESVANTAGENS

A maior crítica ao modelo Paramétrico ocorre devido à falha do mesmo em capturar efeitos causados pela existência de caudas pesadas e assimetrias nas distribuições de retornos dos ativos, isto pode fazer com que as perdas potenciais de uma carteira sejam muito maiores do que as apresentadas pelo modelo. Um exemplo disto fica evidenciado na imagem abaixo onde duas carteiras podem possuir o mesmo VaR, porém, perdas potenciais reais muito diferentes.

Figura 11 – Mesmo VaR para diferentes distribuições.

Fonte: Elaboração própria.



7 MEDIDAS COERENTES DE RISCO

No final da década de 1990, Artzner et al. (1997, 1999) publicam seu artigo sobre medidas coerentes de risco, uma espécie de selo de qualidade adicional que qualquer medida de risco poderia receber contanto que atendesse à um conjunto de quatro propriedades obrigatórias listadas abaixo:

Monotonicidade: Se uma carteira possui retornos sistematicamente inferiores à outra para todos os cenários possíveis da natureza, seu risco deverá ser maior.

$$W_1 \leq W_2, \rho(W_1) \geq \rho(W_2) \quad 7.1$$

Invariância sob translações: Se for adicionado um valor monetário a uma carteira, sua medida de risco deve diminuir no mesmo valor.

$$\rho(W + K) = \rho(W) - k \quad 7.2$$

Homogeneidade: Se o tamanho de uma carteira for multiplicado por um fator

k, mantendo o valor relativo de cada operação contida na carteira, sua medida de risco deverá se elevar na mesma proporção do fator k.

$$\rho(W * K) = K * \rho(W) \quad 7.3$$

Subaditividade: Esta propriedade leva em consideração o efeito da diversificação do portfólio, a medida de risco de duas carteiras após ambas serem unificadas não deve ser maior que a soma de suas medidas individuais.

$$\rho(W_1 + W_2) \leq \rho(W_1) + \rho(W_2) \quad 7.4$$

8 EXPECTED SHORTFALL

Apesar de o VaR ser uma medida de risco já consolidada e amplamente utilizada a anos e com grande aceitação pelo mercado financeiro, inclusive com sua utilização ainda recomendada pelo comitê de Basileia, o mesmo é alvo de críticas em relação a sua coerência, dependendo do modo como está implementado, e também por não ser capaz de mensurar perdas fora de seu intervalo de confiança que muitas vezes poderão ser catastróficas.

Por exemplo, uma carteira com VaR de R\$ 1.000,00, 95% de confiança e horizonte de tempo de um dia possuirá apenas 5% de chances de incorrer em um prejuízo diário acima de R\$1.000,00, porém, não existe uma expectativa de quanto poderá ser a perda caso esse limite seja excedido.

O Expected Shortfall (ES), também conhecido por *Conditional Value at Risk* (CVaR) e *Expected Tail Loss* (ETL) é uma medida de risco utilizada de forma complementar ao VaR que indicará a perda esperada quando o VaR for excedido, outra vantagem será que a mesma será considerada uma medida coerente de risco por atender a todas as quatro propriedades definidas por Artzner et.al. (1997, 1999) e também não apresentará risco de cauda elevadas.

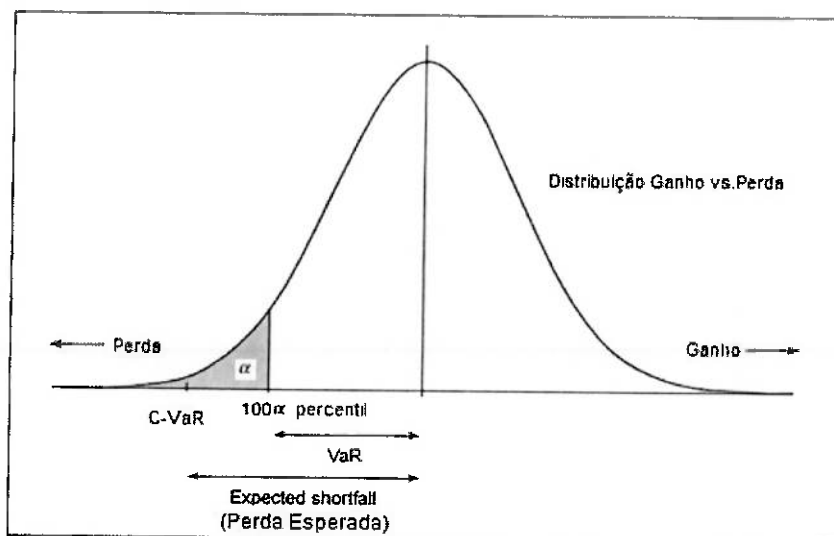
Supondo X ser uma variável aleatória denotando o ganho/perda de um portfólio dado e $VaR_a(X)$ é o VaR em $100(1 - a)$ percentual de nível de confiança. $ES_a(X)$ Será definido pela equação abaixo:

$$ES_{\alpha}(X) = E[-X \mid -X \geq VaR_{\alpha}(X)]$$

8.1

Figura 12 – Distribuição de ganho-perda, VaR e Expected Shortfall.

Fonte: Yamai, Yoshida (2002)



Quando a distribuição de ganho-perda seguir uma normal, ES e VaR serão múltiplos escalares um do outro, pois, ambos são múltiplos escalares do desvio padrão nesta mesma condição. Portanto, VaR fornecerá a mesma informação sobre risco de cauda assim como o ES.

Por exemplo, VaR com nível de confiança de 99% será igual ao desvio padrão multiplicado por 2,33, enquanto que ES no mesmo nível de confiança será igual ao desvio padrão multiplicado por 2,67. Neste caso onde a distribuição é normal o ES poderá ser calculado da seguinte forma:

$$ES_{(\alpha)} = \frac{\phi(\Phi^{-1}(\alpha))}{\alpha}$$

8.2

Sendo ϕ a função de densidade da distribuição Normal padrão; Φ a função de distribuição acumulada da Normal Padrão; e α o nível de confiança.

O ES ao nível de confiança $\alpha\%$ corresponderá ao VaR a um nível de confiança $\beta\%$, sempre menor que $\alpha\%$. Por exemplo, ES com nível de confiança em 99% será igual ao desvio padrão multiplicado por 2,67 que é o mesmo valor que o

VaR ao nível de confiança de 99,6%. Obtém-se, então, a seguinte relação entre α e β para distribuições normais.

$$\beta = 1 - \Phi \left\{ \frac{\phi[\Phi^{-1}(\alpha)]}{\alpha} \right\} \quad 8.3$$

Para o cálculo do ES pela metodologia analítica utilizando volatilidade EWMA e existindo distribuições normais, será utilizada a relação entre α e β . Assim o Expected Shortfall será igual a:

$$ES(\alpha) = VaR_{\beta} = -\sigma_{EWMA} \times \Phi^{-1}(\beta) \quad 8.4$$

Importante lembrar que quando as distribuições forem normais o VaR não apresentará ausência de subaditividade nem caudas pesadas e com isso proverá a mesma informação baseada em desvio padrão que o Expected Shortfall, assim, não havendo mais vantagens na utilização do ES em relação ao VaR neste caso.

9 ANÁLISE E RESULTADOS

Para análise das diferentes metodologias de mensuração e controle de risco foram calculados VaR e Expected ShortFall individuais e também correlacionados (carteira teórica) para uma lista de três ações.

Nestes cálculos foram utilizadas diferentes combinações entre:

- Tamanho da amostra para cálculo de VOL e percentil utilizando 126 ou 252 retornos.
- Cálculo de VOLs e correlações utilizando fator de decaimento 94% ou 97%.
- Percentual de confiança variando entre 90%, 95%, 97,5% e 99%.

Todos os preços das ações utilizadas na simulação foram adquiridos com auxílio de um terminal da Bloomberg (PETR4 BZ Equity, VALE5 BZ Equity e JBSS3 BZ Equity).

Como amostra para cálculo de retornos foram selecionadas as flutuações de preços destes ativos entre o período de 01/Out/2013 até 31/Dez/2015.

Para implementação do VaR Monte Carlo foram executadas 10.000 simulações de preços para cada ativo da carteira.

Todos os cálculos e gráficos de elaboração própria foram realizados com auxílio do Microsoft Excel.

Uma função implementada utilizando VBA foi utilizada para cálculo da matriz de Choleky (Código da função CHOLESKY anexo).

Uma função implementada utilizando VBA foi utilizada para cálculo de VOLs e Correlações ponderadas (Código da função EWMA anexo).

9.1 ATIVOS

As análises realizadas neste trabalho utilizaram três ações que fazem parte do índice Bovespa e que são negociadas diariamente no mercado brasileiro através da BM&FBovespa, a bolsa de valores de São Paulo.

As ações selecionadas aleatoriamente foram:

-PETR4, ação preferencial da empresa Petrobras que atua no setor de energia refinando e também explorando petróleo em águas ultraprofundas além de realizar pesquisas com biodiesel (23.400 ações, financeiro de R\$ 436.878,00 em 01/10/2013);

-VALE5, ação preferencial da empresa Vale que atua no setor de mineração (8.500 ações, financeiro de R\$ 270.810,00 em 01/10/2013);

-JBSS3, ação negociada no Novo Mercado da BM&FBovespa da empresa JBS que atua no setor frigorífico (43.600 ações, financeiro de R\$ 332.668,00 em 01/10/2013).

Figura 13 - Preço das ações durante o período utilizado.

Fonte: Elaboração própria.

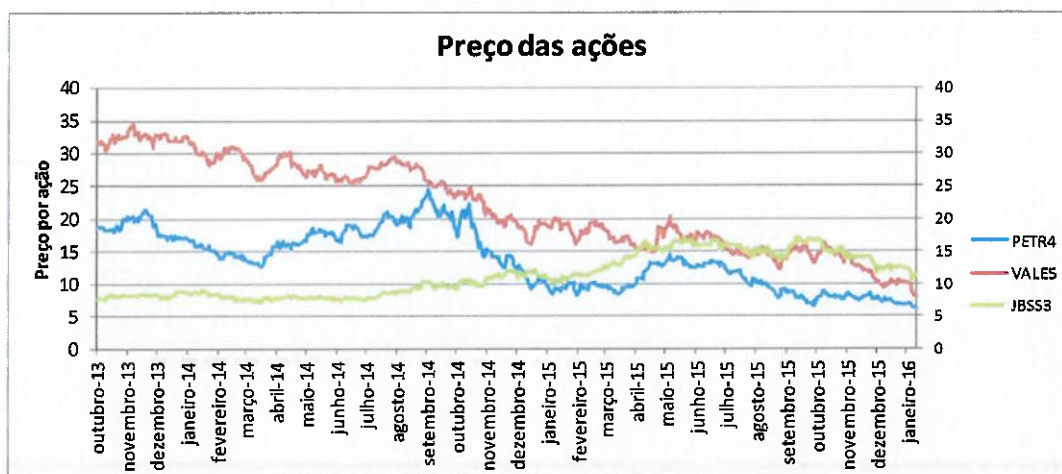


Figura 14 – Retornos geométricos das oscilações de preço da Petró.

Fonte: Elaboração própria.

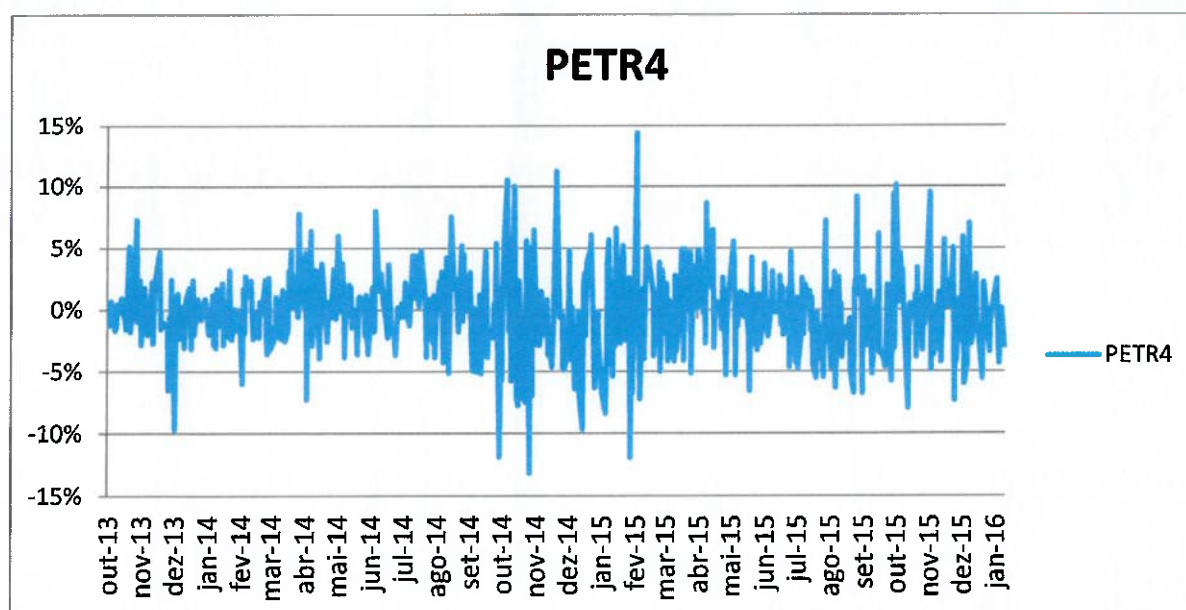


Figura 15 - Retornos geométricos das oscilações de preço da Vale5.

Fonte: Elaboração própria.

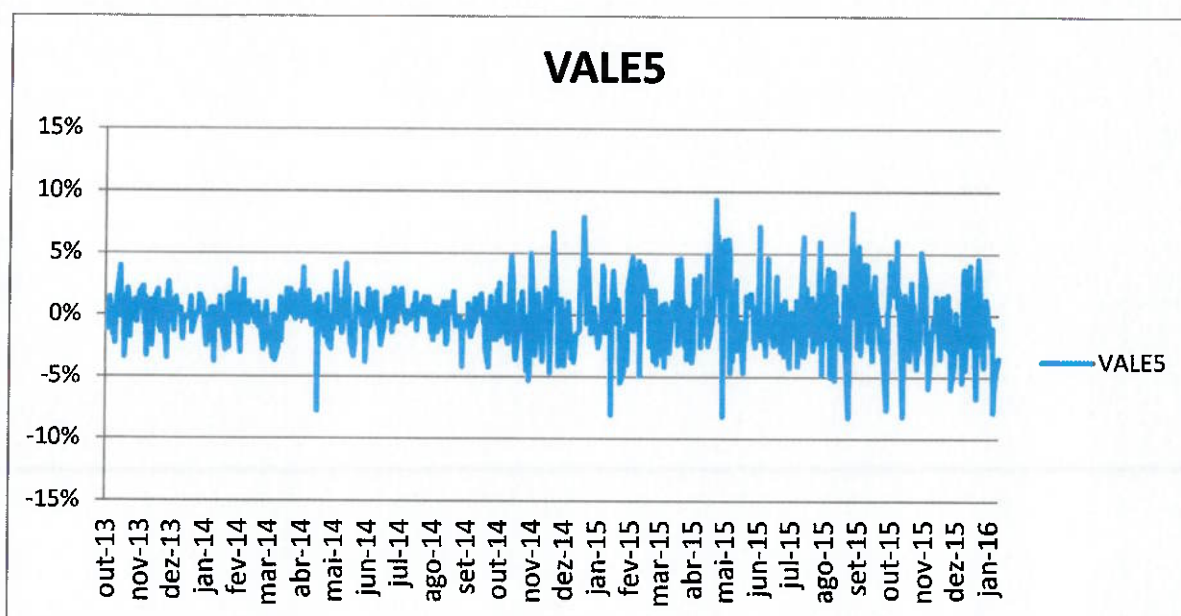


Figura 16 – Retornos geométricos das oscilações de preço da JBSS3.

Fonte: Elaboração própria.

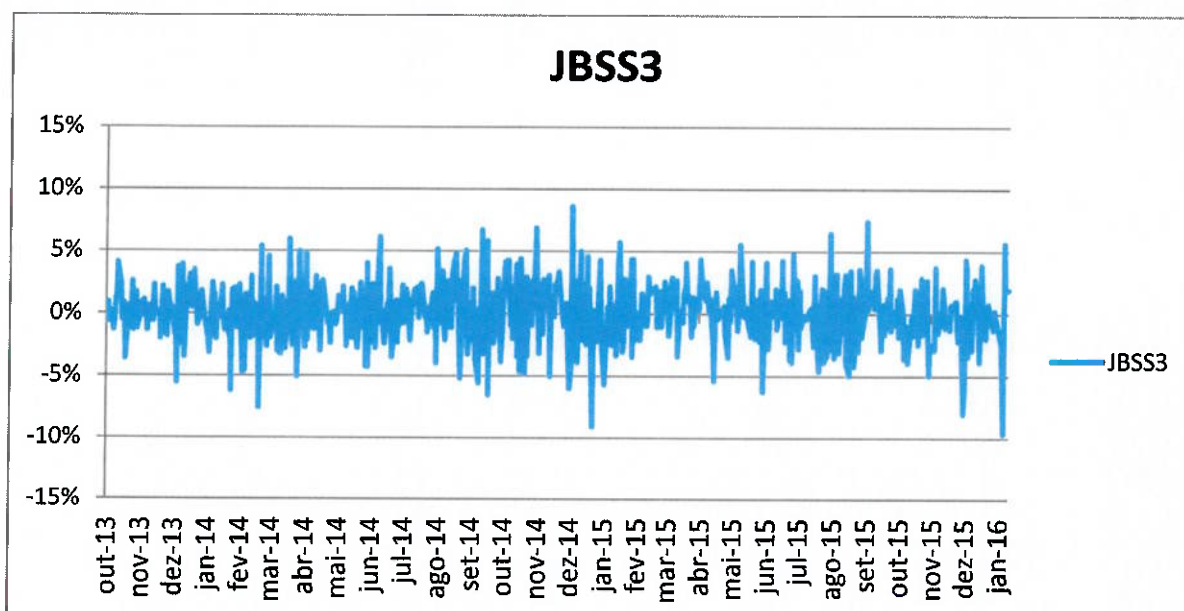


Figura 17 - Histograma sobre retornos da Petr4.

Fonte: Elaboração própria.

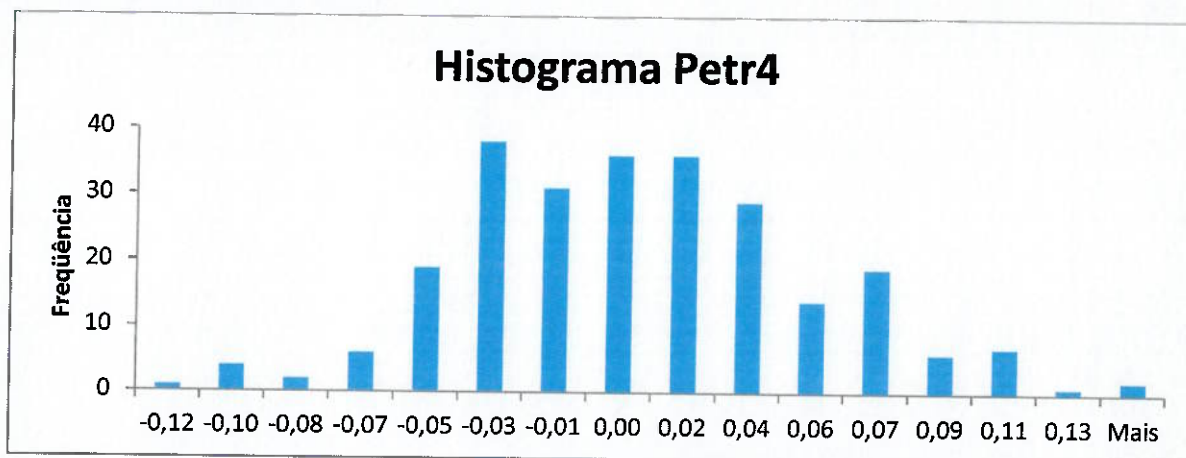


Figura 18 - Histograma sobre retornos da Vale5.

Fonte: Elaboração própria.

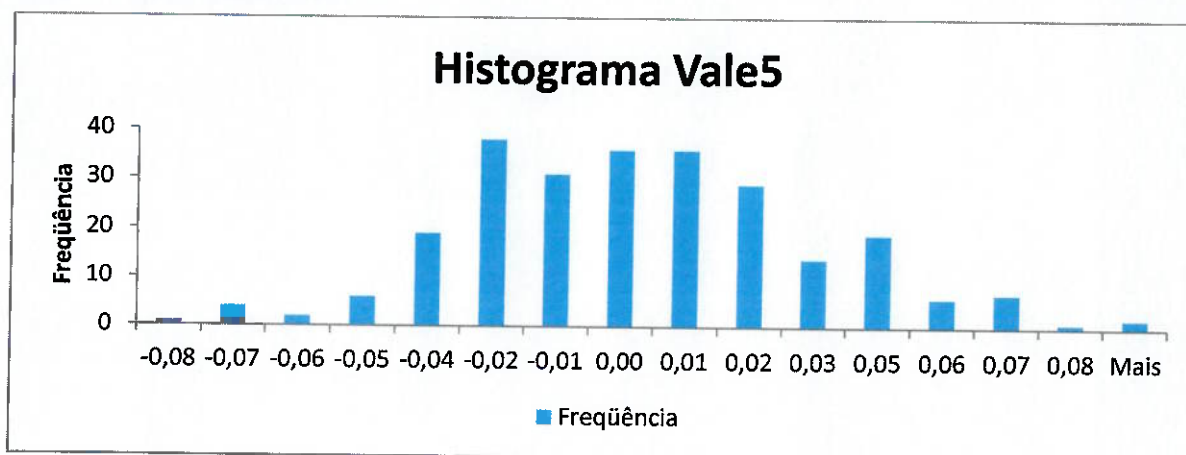


Figura 19 - Histograma sobre retornos da Jbss3.

Fonte: Elaboração própria.

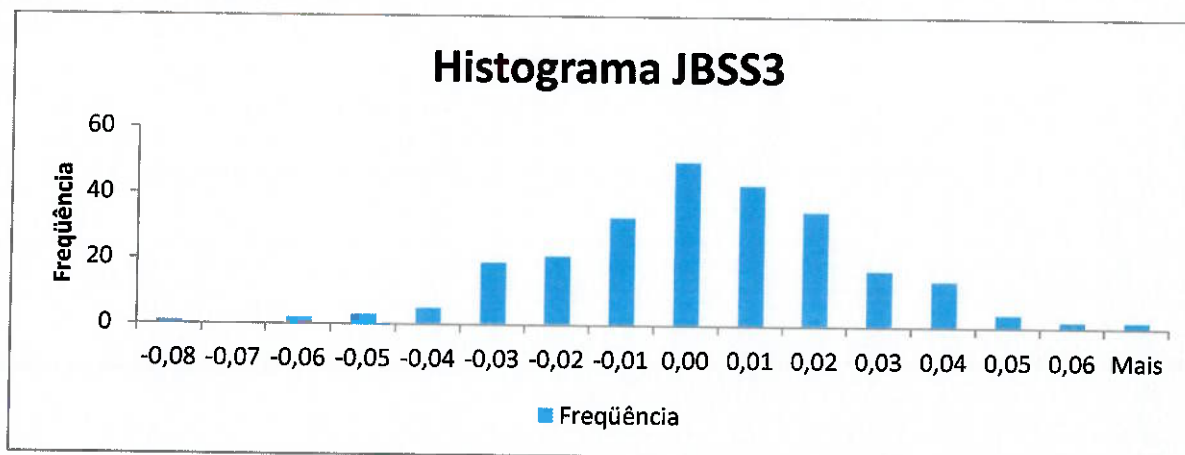


Tabela 1 - Evolução da correlação durante o período.

Fonte: Elaboração própria.

	PETRA4	VALES	JBSS3	PETRA4	VALES	JBSS3	PETRA4	VALES	JBSS3
	01/out/14			03/nov/14			01/dez/14		
PETRA4	100,0%	14,8%	50,6%	100,0%	43,7%	67,1%	100,0%	47,6%	58,5%
VALES	14,8%	100,0%	13,4%	43,7%	100,0%	13,2%	47,6%	100,0%	36,3%
JBSS3	50,6%	13,4%	100,0%	67,1%	13,2%	100,0%	58,5%	36,3%	100,0%
	02/jan/15			02/fev/15			02/mar/15		
PETRA4	100,0%	58,8%	35,2%	100,0%	34,4%	41,7%	100,0%	51,4%	25,0%
VALES	58,8%	100,0%	27,6%	34,4%	100,0%	0,4%	51,4%	100,0%	-1,5%
JBSS3	35,2%	27,6%	100,0%	41,7%	0,4%	100,0%	25,0%	-1,5%	100,0%
	01/abr/15			02/mai/15			01/jun/15		
PETRA4	100,0%	35,5%	31,0%	100,0%	28,5%	21,4%	100,0%	31,2%	16,8%
VALES	35,5%	100,0%	-2,0%	28,5%	100,0%	7,6%	31,2%	100,0%	13,4%
JBSS3	31,0%	-2,0%	100,0%	21,4%	7,6%	100,0%	16,8%	13,4%	100,0%
	01/jul/15			03/ago/15			01/set/15		
PETRA4	100,0%	40,2%	58,1%	100,0%	52,8%	27,0%	100,0%	79,8%	30,0%
VALES	40,2%	100,0%	11,2%	52,8%	100,0%	7,3%	79,8%	100,0%	34,6%
JBSS3	58,1%	11,2%	100,0%	27,0%	7,3%	100,0%	30,0%	34,6%	100,0%
	01/out/15			03/nov/15			01/dez/15		
PETRA4	100,0%	42,3%	11,6%	100,0%	50,4%	-19,2%	100,0%	41,5%	2,2%
VALES	42,3%	100,0%	21,1%	50,4%	100,0%	-10,5%	41,5%	100,0%	29,8%
JBSS3	11,6%	21,1%	100,0%	-19,2%	-10,5%	100,0%	2,2%	29,8%	100,0%

9.2. VAR HISTÓRICO

As tabelas abaixo contêm um resumo das falhas observadas utilizando o VaR Histórico para controle de risco da carteira teórica ao longo de 252 dias.

Foram considerados como falha os dias em que as oscilações de mercado aplicadas à carteira resultaram em lucro/perda superiores ao VaR calculado no fechamento do dia anterior.

As células amarelas indicam que o percentual de confiança foi excedido naquela combinação de parâmetros para mensuração do VaR. Células cinza indicam que as falhas ocorridas estão dentro da quantidade aceitável.

Tabela 2 - Quantidade de dias em que o VaR falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações para aplicação do VaR Histórico.

Fonte: Elaboração própria.

VaR	Amostra Vol.	% Confiança	PETR4	VALES	JBSS3	CARTEIRA
Histórico	126	I.C. 90%	42	59	52	93
		I.C. 95%	22	36	23	42
		I.C. 97,5%	16	27	13	23
		I.C. 99%	11	11	5	8
	252	I.C. 90%	43	68	46	45
		I.C. 95%	15	41	20	17
		I.C. 97,5%	12	29	9	7
		I.C. 99%	5	15	4	3

Tabela 3 - Percentual de dias em que o VaR falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações para aplicação do VaR Histórico.

Fonte: Elaboração própria.

VaR	Amostra Vol.	% Confiança	PETR4	VALES	JBSS3	CARTEIRA
Histórico	126	I.C. 90%	16,9%	23,7%	20,9%	37,3%
		I.C. 95%	8,8%	14,5%	9,2%	16,9%
		I.C. 97,5%	6,4%	10,8%	5,2%	9,2%
		I.C. 99%	4,4%	4,4%	2,0%	3,2%
	252	I.C. 90%	17,3%	27,3%	18,5%	18,1%
		I.C. 95%	6,0%	16,5%	8,0%	6,8%
		I.C. 97,5%	4,8%	11,6%	3,6%	2,8%
		I.C. 99%	2,0%	6,0%	1,6%	1,2%

9.3 VAR MONTE CARLO

As tabelas abaixo contêm um resumo das falhas observadas utilizando o VaR Monte Carlo para controle de risco da carteira teórica ao longo de 252 dias.

Foram considerados como falha os dias em que as oscilações de mercado aplicadas à carteira resultaram em lucro/perda superiores ao VaR calculado no fechamento do dia anterior. As células amarelas indicam que o percentual de confiança foi excedido naquela combinação de parâmetros para mensuração do VaR. Células cinza indicam que as falhas ocorridas estão dentro da quantidade aceitável.

Tabela 4 - Quantidade de dias em que o VaR falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações aplicadas ao VaR Monte Carlo.

Fonte: Elaboração própria.

VaR	Simulações	% Confian.	PETR4	VALE5	JBSS3	CARTEIRA
Monte Carlo	10.000	I.C. 90%	43	32	43	47
		I.C. 95%	26	16	24	22
		I.C. 97,5%	13	10	14	11
		I.C. 99%	7	7	8	5

Tabela 5 - Percentual de dias em que o VaR falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações aplicadas ao VaR Monte Carlo.

Fonte: Elaboração própria.

VaR	Simulações	% Confian.	PETR4	VALE5	JBSS3	CARTEIRA
Monte Carlo	10.000	I.C. 90%	17,3%	12,9%	17,3%	18,9%
		I.C. 95%	10,4%	6,4%	9,6%	8,8%
		I.C. 97,5%	5,2%	4,0%	5,6%	4,4%
		I.C. 99%	2,8%	2,8%	3,2%	2,0%

9.4 VAR PARAMÉTRICO

As tabelas abaixo contêm um resumo das falhas observadas utilizando o VaR Paramétrico para controle de risco da carteira teórica ao longo de 252 dias.

Foram considerados como falha os dias em que as oscilações de mercado aplicadas à carteira resultaram em lucro/perda superiores ao VaR calculado no fechamento do dia anterior.

As células amarelas indicam que o percentual de confiança foi excedido naquela combinação de parâmetros para mensuração do VaR. Células cinza indicam que as falhas ocorridas estão dentro da quantidade aceitável..

Tabela 6 - Quantidade de dias em que o VaR falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações aplicadas ao VaR Paramétrico.

Fonte: Elaboração própria.

VaR	amostra Vol	Ewma	% Confiança	PETRA4	VALES5	JBSS3	CARTEIRA
Paramétrico	126	94%	I.C. 90%	50	53	46	53
			I.C. 95%	28	26	24	25
			I.C. 97,5%	14	14	14	13
			I.C. 99%	8	9	8	5
		97%	I.C. 90%	45	52	46	48
			I.C. 95%	23	26	22	26
			I.C. 97,5%	10	14	13	10
			I.C. 99%	7	8	7	4
	252	94%	I.C. 90%	50	52	47	54
			I.C. 95%	28	26	24	24
			I.C. 97,5%	15	14	14	12
			I.C. 99%	8	9	7	5
		97%	I.C. 90%	45	53	46	48
			I.C. 95%	22	27	22	26
			I.C. 97,5%	9	14	13	9
			I.C. 99%	7	8	7	4

Tabela 7 - Percentual de dias em que o VaR falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações aplicadas ao VaR Paramétrico.

Fonte: Elaboração própria.

VaR	amostra Vol	Ewma	% Confiança	PETRA4	VALES5	JBSS3	CARTEIRA
Paramétrico	126	94%	I.C. 90%	20,1%	21,3%	18,5%	21,3%
			I.C. 95%	11,2%	10,4%	9,6%	10,0%
			I.C. 97,5%	5,6%	5,6%	5,6%	5,2%
			I.C. 99%	3,2%	3,6%	3,2%	2,0%
		97%	I.C. 90%	18,1%	20,9%	18,5%	19,3%
			I.C. 95%	9,2%	10,4%	8,8%	10,4%
			I.C. 97,5%	4,0%	5,6%	5,2%	4,0%
			I.C. 99%	2,8%	3,2%	2,8%	1,6%
	252	94%	I.C. 90%	20,1%	20,9%	18,9%	21,7%
			I.C. 95%	11,2%	10,4%	9,6%	9,6%
			I.C. 97,5%	6,0%	5,6%	5,6%	4,8%
			I.C. 99%	3,2%	3,6%	2,8%	2,0%
		97%	I.C. 90%	18,1%	21,3%	18,5%	19,3%
			I.C. 95%	8,8%	10,8%	8,8%	10,4%
			I.C. 97,5%	3,6%	5,6%	5,2%	3,6%
			I.C. 99%	2,8%	3,2%	2,8%	1,6%

9.5 EXPECTED SHORTFALL HISTÓRICO

As tabelas abaixo contêm um resumo das falhas observadas utilizando o Expected Shortfall para controle de risco da carteira teórica ao longo de 252 dias.

Foram considerados como falha os dias em que as oscilações de mercado aplicadas à carteira resultaram em lucro/perda superiores ao VaR calculado no fechamento do dia anterior. As células amarelas indicam que o percentual de confiança foi excedido naquela combinação de parâmetros para mensuração do ES. Células cinza indicam que as falhas ocorridas estão dentro da quantidade aceitável.

Tabela 8 - Quantidade de dias em que o ES Histórico falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações para aplicação do cálculo.

Fonte: Elaboração própria.

ES	amostra Vol	% Confiança	PETRA4	VALE5	JBSS3	CARTEIRA
Histórico	126	I.C. 90%	16	25	14	22
		I.C. 95%	9	12	8	11
		I.C. 97,5%	6	6	4	8
		I.C. 99%	6	3	3	7
	252	I.C. 90%	17	36	11	15
		I.C. 95%	8	18	7	5
		I.C. 97,5%	3	10	3	2
		I.C. 99%	2	3	2	1

Tabela 9 - Percentual de dias em que o ES Histórico falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações para aplicação do cálculo.

Fonte: Elaboração própria.

ES	amostra Vol	% Confiança	PETRA4	VALE5	JBSS3	CARTEIRA
Histórico	126	I.C. 90%	6,4%	10,0%	5,6%	8,8%
		I.C. 95%	3,6%	4,8%	3,2%	4,4%
		I.C. 97,5%	2,4%	2,4%	1,6%	3,2%
		I.C. 99%	2,4%	1,2%	1,2%	2,8%
	252	I.C. 90%	6,8%	14,5%	4,4%	6,0%
		I.C. 95%	3,2%	7,2%	2,8%	2,0%
		I.C. 97,5%	1,2%	4,0%	1,2%	0,8%
		I.C. 99%	0,8%	1,2%	0,8%	0,4%

9.6 EXPECTED SHORTFALL PARAMÉTRICO

Tabela 10 - Quantidade de dias em que o ES Paramétrico falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações para aplicação do cálculo.

Fonte: Elaboração própria.

ES	amostra Vol	% Confiança	Ewma	PETRA4	VALE5	JBSS3	CARTEIRA
Paramétrico	126	94%	I.C. 90%	21	21	16	20
			I.C. 95%	10	13	11	11
			I.C. 97,5%	8	9	7	5
			I.C. 99%	5	4	5	2
		97%	I.C. 90%	19	20	16	18
			I.C. 95%	9	13	10	7
			I.C. 97,5%	7	8	7	4
			I.C. 99%	5	4	5	3
	252	94%	I.C. 90%	21	21	17	20
			I.C. 95%	11	13	11	11
			I.C. 97,5%	8	8	7	5
			I.C. 99%	5	4	5	2
		97%	I.C. 90%	19	21	16	18
			I.C. 95%	9	13	10	7
			I.C. 97,5%	7	8	7	4
			I.C. 99%	5	4	4	3

Tabela 11 - Percentual de dias em que o ES Paramétrico falhou por ativo e carteira correlacionada nas diferentes combinações para aplicação do cálculo.

Fonte: Elaboração própria.

ES	amostra Vol	% Confiança	Ewma	PETRA4	VALE5	JBSS3	CARTEIRA
Paramétrico	126	94%	I.C. 90%	8,4%	8,4%	6,4%	8,0%
			I.C. 95%	4,0%	5,2%	4,4%	4,4%
			I.C. 97,5%	3,2%	3,6%	2,8%	2,0%
			I.C. 99%	2,0%	1,6%	2,0%	0,8%
		97%	I.C. 90%	7,6%	8,0%	6,4%	7,2%
			I.C. 95%	3,6%	5,2%	4,0%	2,8%
			I.C. 97,5%	2,8%	3,2%	2,8%	1,6%
			I.C. 99%	2,0%	1,6%	2,0%	1,2%
	252	94%	I.C. 90%	8,4%	8,4%	6,8%	8,0%
			I.C. 95%	4,4%	5,2%	4,4%	4,4%
			I.C. 97,5%	3,2%	3,2%	2,8%	2,0%
			I.C. 99%	2,0%	1,6%	2,0%	0,8%
		97%	I.C. 90%	7,6%	8,4%	6,4%	7,2%
			I.C. 95%	3,6%	5,2%	4,0%	2,8%
			I.C. 97,5%	2,8%	3,2%	2,8%	1,6%
			I.C. 99%	2,0%	1,6%	1,6%	1,2%

9.7 ANÁLISE COMPARATIVA

Observando a quantidade de falhas do VaR e do ES calculados para a carteira já correlacionada nos diferentes modelos e cenários, chegamos às seguintes conclusões:

O modelo de VaR Paramétrico apresentou um desempenho próximo do esperado, porém, a quantidade de falhas ficou acima do patamar aceitável de acordo com o nível de confiança utilizado. Também ficou evidente que, para esta carteira, não apresentaram grande relevância a utilização de 126 ou 252 retornos na amostra para cálculo de Volatilidades e correlações e nem a alternância do fator de decaimento entre 94% e 97%. Sendo que os resultados foram ligeiramente melhores para os índices de confiança 97,5% e 99%.

O modelo de VaR histórico apresentou um desempenho abaixo do esperado, pois, a quantidade de falhas ficou acima da aceitável de acordo com o nível de confiança utilizado. É possível constatar que os resultados utilizando uma amostra de 252 retornos apresentaram melhor desempenho do que os que utilizaram uma amostra de 126 dias. O VaR utilizando 252 dias de retornos e índice de confiança 95%, 97,5% e 99% ficou próximo do esperado.

O modelo de VaR Monte Carlo apresentou um desempenho abaixo do esperado, porém, na média foi o modelo de VaR que apresentou melhores resultados, principalmente quando comparado às simulações Paramétricas e Históricas que utilizaram 126 retornos para cálculo de volatilidades e correlações.

O modelo Expected Shortfall Histórico apresentou um desempenho satisfatório para quase todas as simulações, falhando apenas no cálculo utilizando amostra de 126 retornos com índice de confiança 97,5% e 99%.

O modelo Expected Shortfall Paramétrico apresentou um desempenho satisfatório para quase todas as simulações, falhando apenas no cálculo utilizando fator de decaimento 97% com 99% de confiança e independente do tamanho da amostra de retornos para cálculo de volatilidades e correlações.

As figuras 20 até 27 exibem um comparativo do VaR e do ES ao longo do período de simulações nas diferentes combinações de parâmetros versus o resultado da carteira no dia seguinte. Para simplificação todas as figuras utilizam fator de decaimento 94%.

Figura 20 – 252 retornos, VaR 90% conf. x ES 90% conf. x Resultado.

Fonte: Elaboração própria.

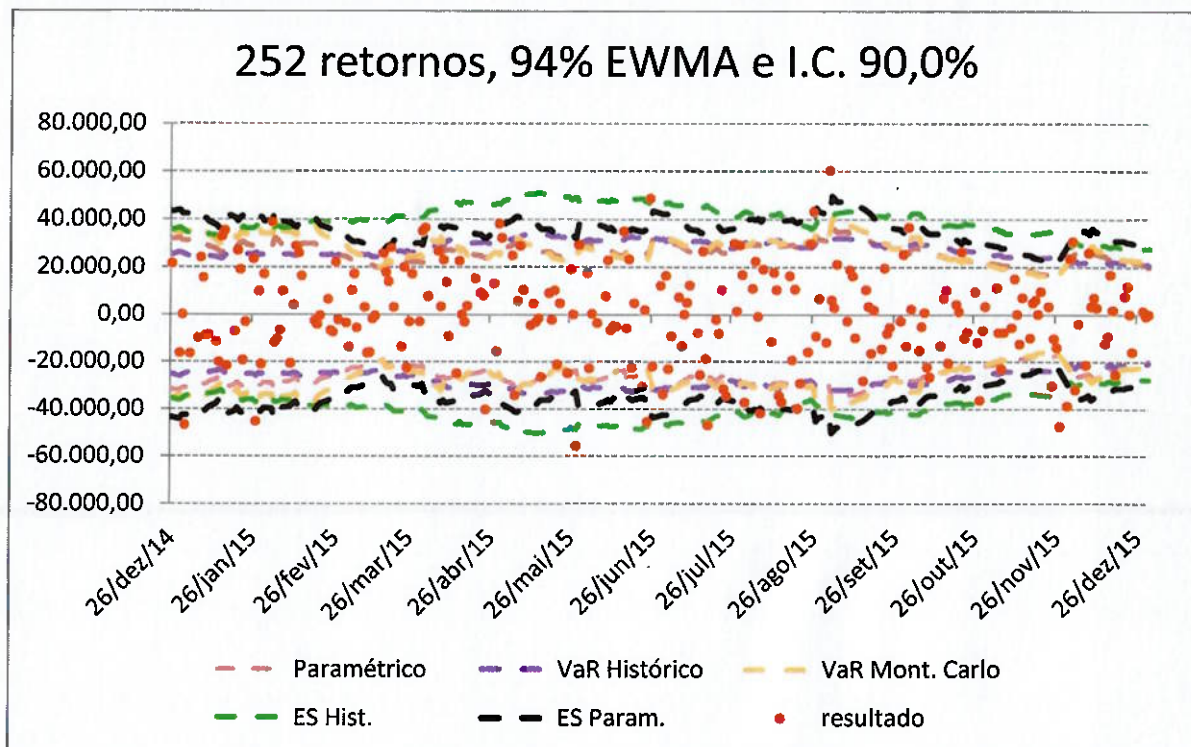


Figura 21 - 252 retornos, VaR 95% conf. x ES 95% conf. x Resultado.

Fonte: Elaboração própria.

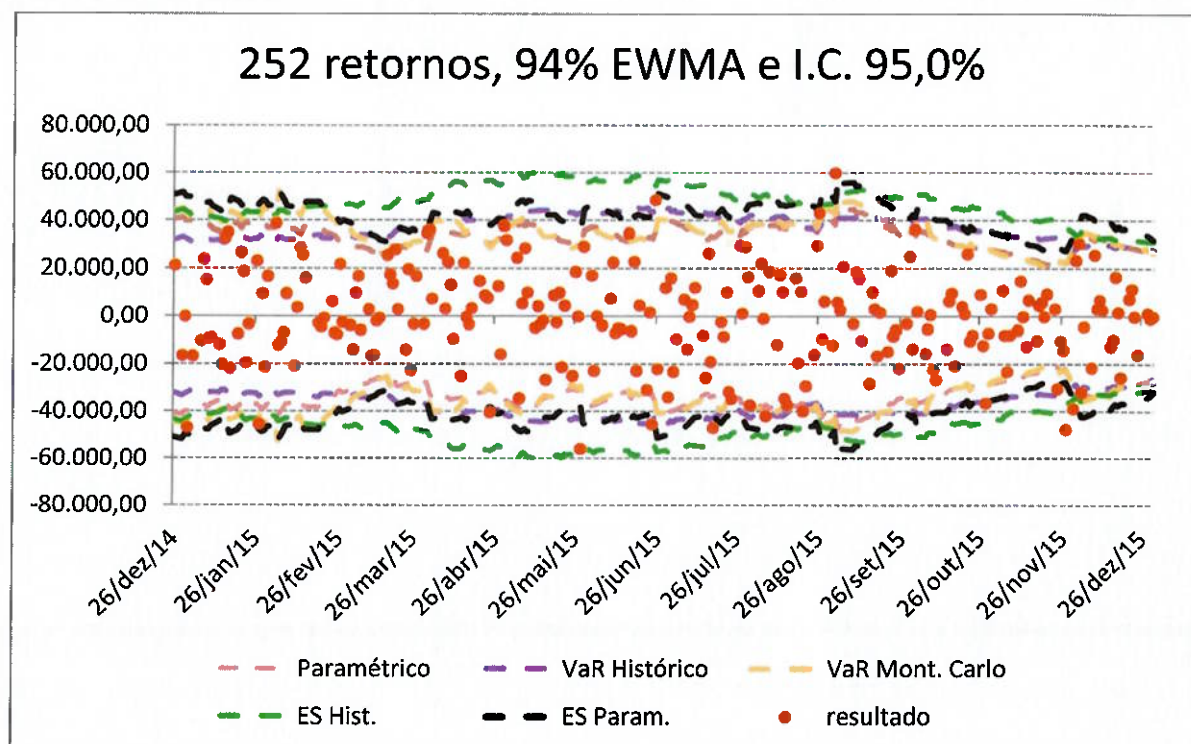


Figura 22 - 252 retornos, VaR 97,5% conf. x ES 97,5% conf. x Resultado.

Fonte: Elaboração própria.

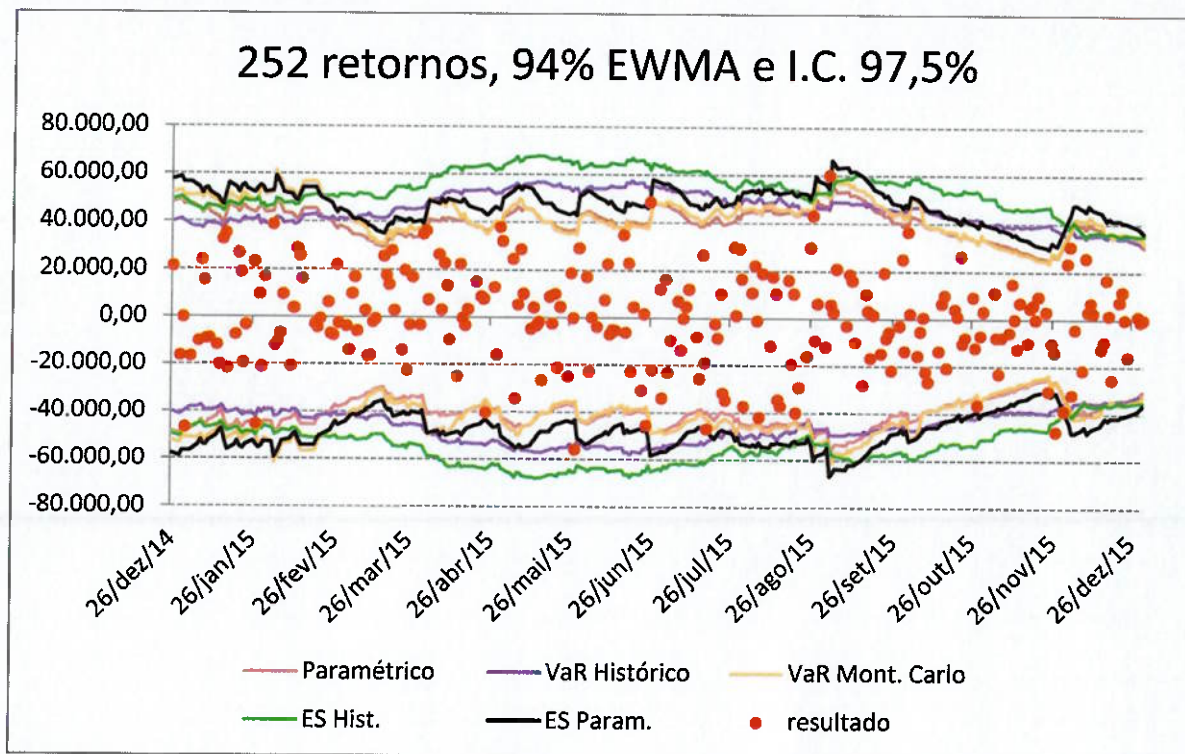


Figura 23 - 252 retornos, VaR 99% conf. x ES 99% conf. x Resultado.

Fonte: Elaboração própria.

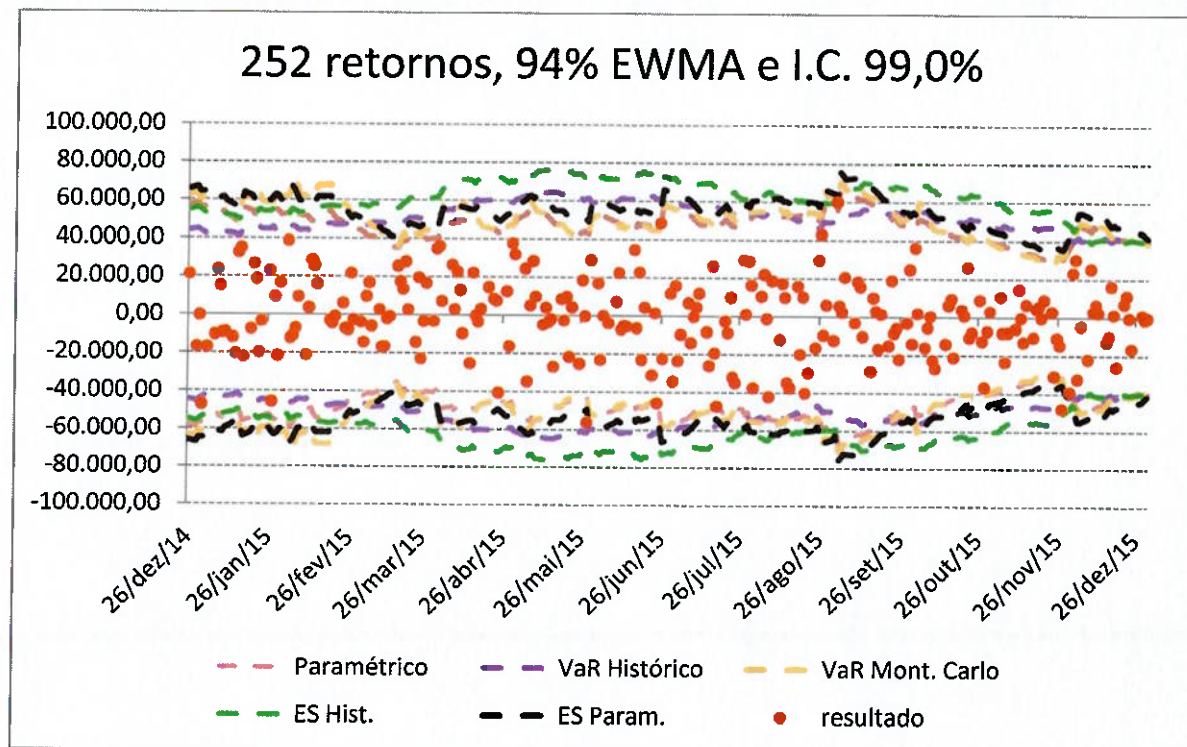


Figura 24 - 126 retornos, VaR 90% conf. x ES 90% conf. x Resultado.

Fonte: Elaboração própria.

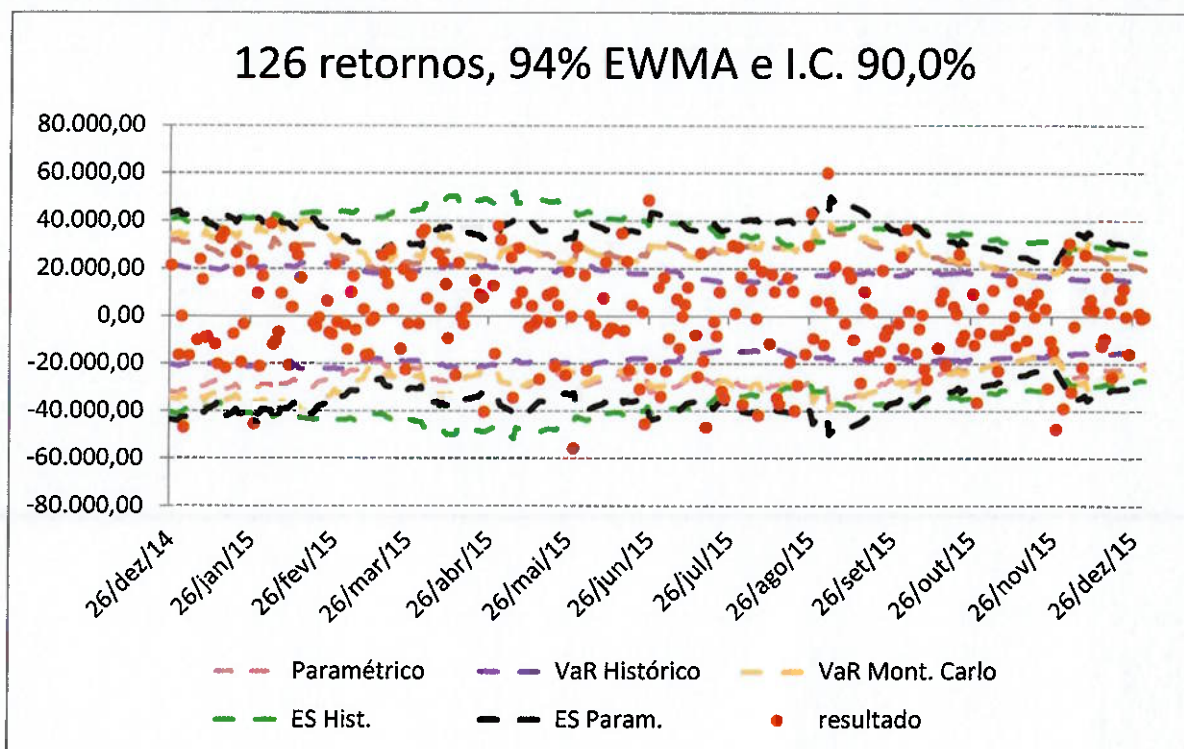


Figura 25 - 126 retornos, VaR 95% conf. x ES 95% conf. x Resultado.

Fonte: Elaboração própria.

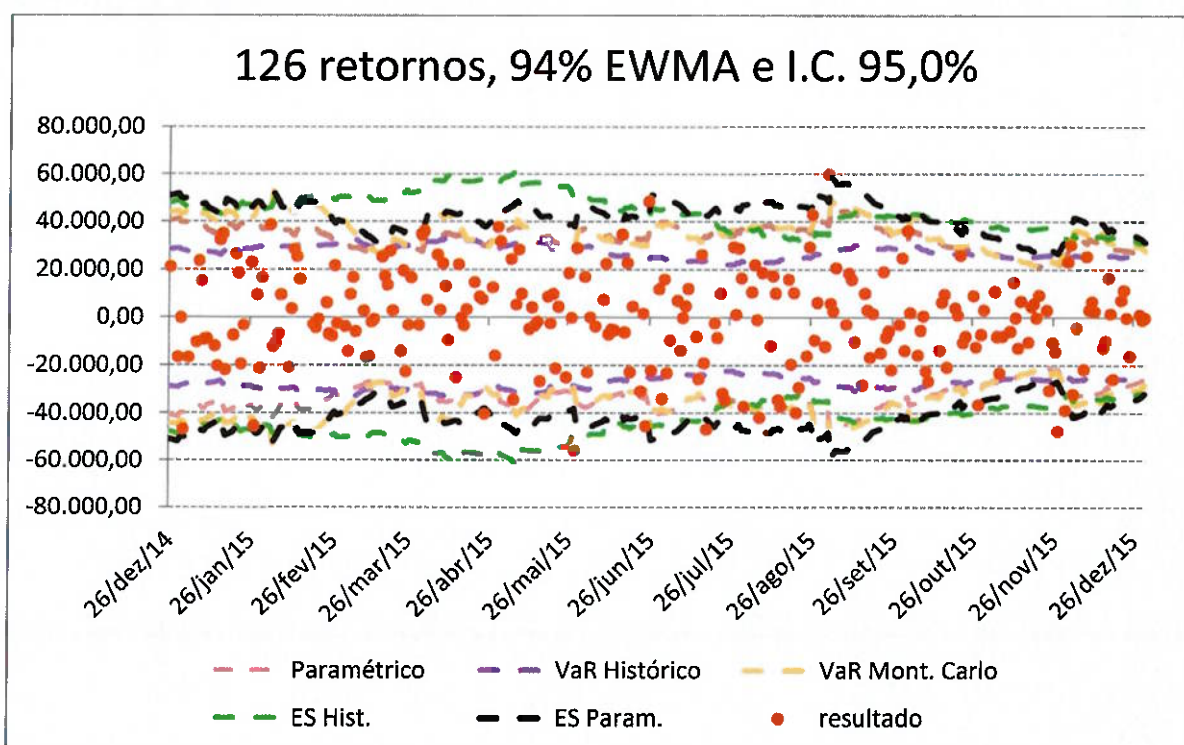


Figura 26 - 126 retornos, VaR 97,5% conf. x ES 97,5% conf. x Resultado.

Fonte: Elaboração própria.

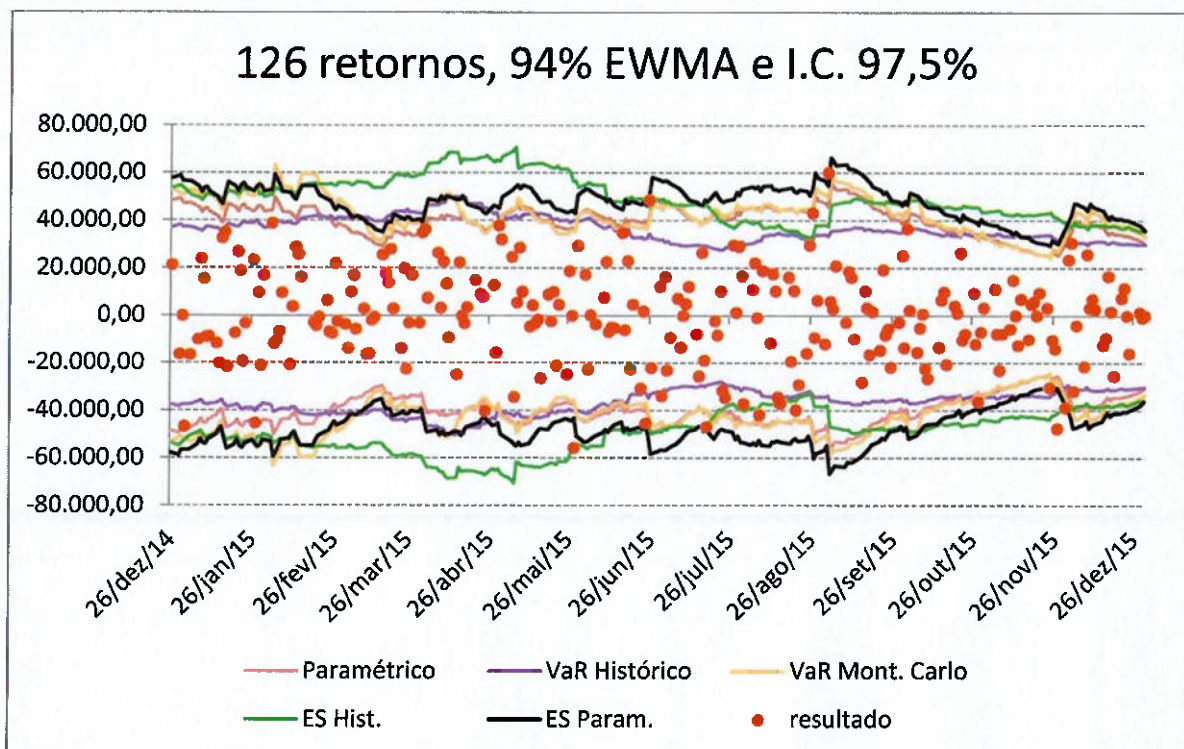
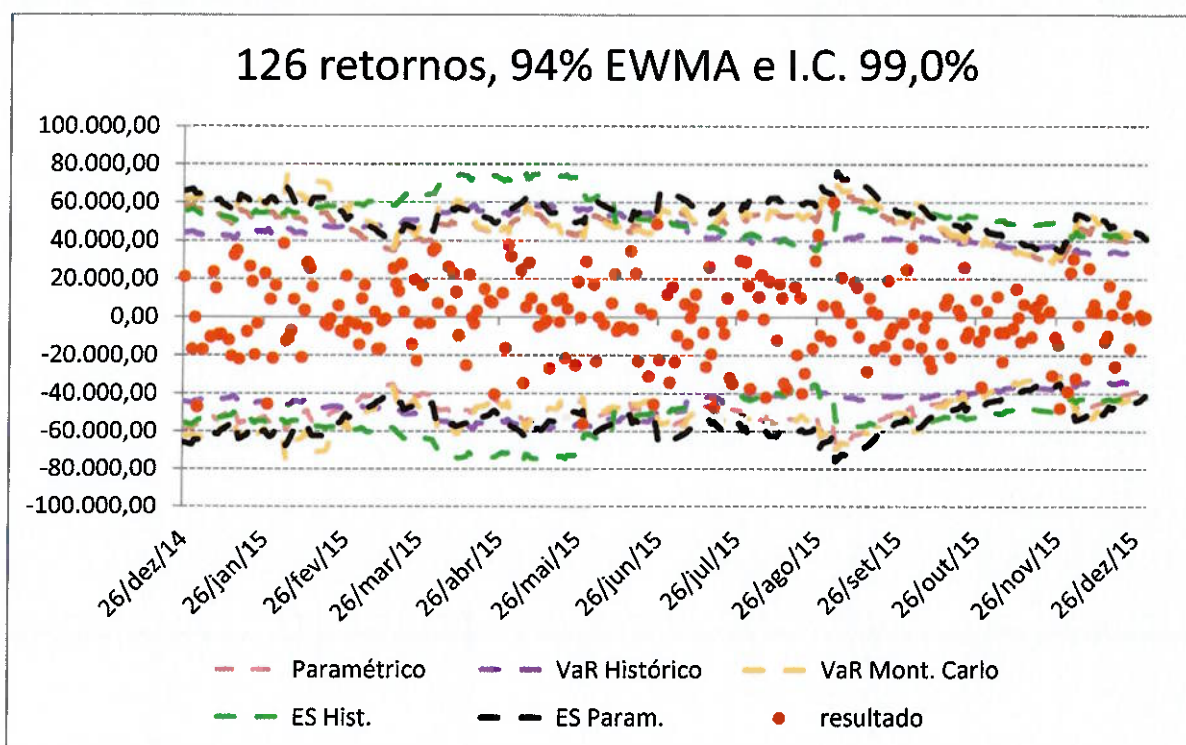


Figura 27 - 126 retornos, VaR 99% conf. x ES 99% conf. x Resultado.

Fonte: Elaboração própria.



Também é interessante observar quantas vezes o Expected Shortfall falhou em momentos em que ao menos uma das métricas de VaR apresentou falha, as figuras 28 e 29 apresentam trazem este comparativo.

Figura 28 – Qtde. de falhas do ES em dias em que VaR falhou (EWMA 94%).

Fonte: Elaboração própria.

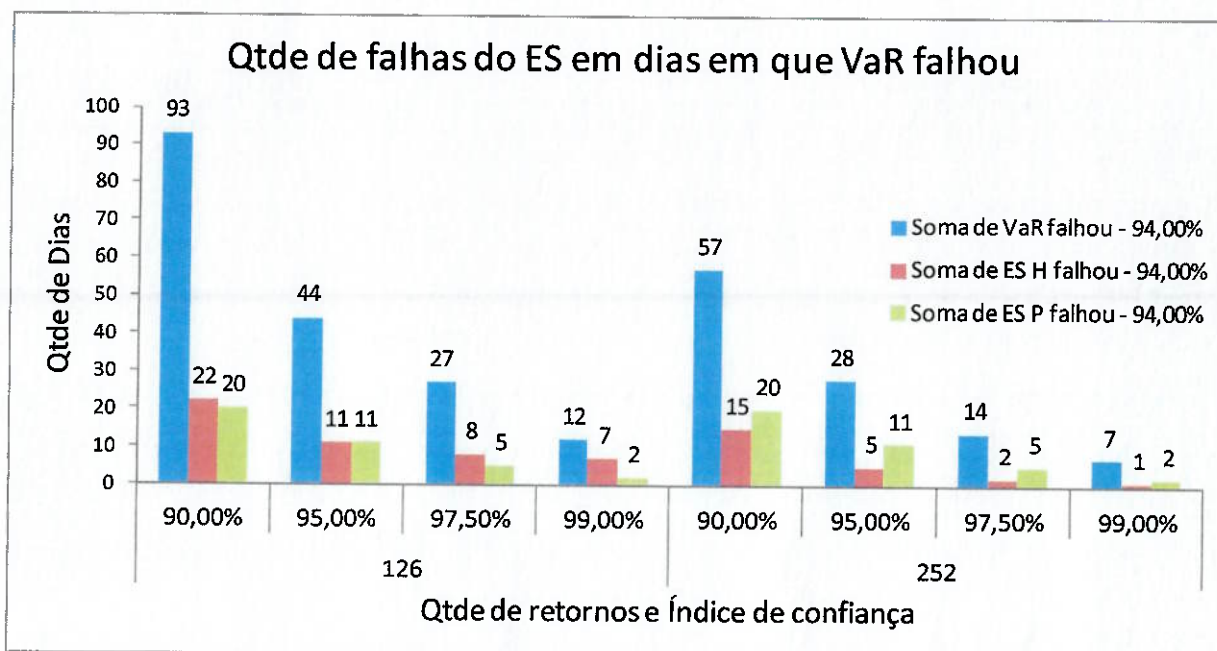
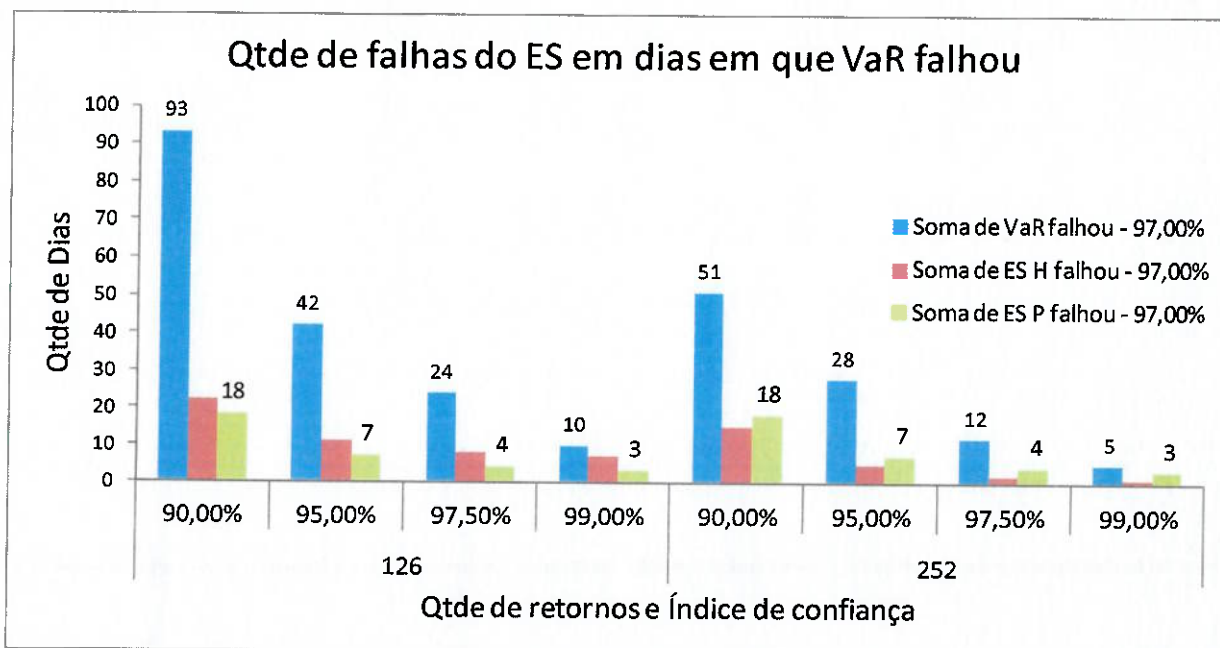


Figura 29 – Qtde. de falhas do ES em dias em que VaR falhou (EWMA 97%).

Fonte: Elaboração própria.



As figuras 30 até 45 trazem as mesmas informações das figuras 28 e 29 quebradas de forma analítica.

Serão exibidos vários comparativos, com diferentes combinações de parâmetros, entre os valores de ES nas metodologias histórica e paramétrica versus o menor e o maior valor de VaR dentre as três metodologias aplicadas somente nos dias em que o VaR falhou.

Utilizaremos o menor valor de VaR independente de qual será a metodologia para classificar quais dias estudar e também iremos exibir o maior VaR dentre as três metodologias no mesmo dia a fim de destacar a distância de valor entre o VaR e as duas metodologias de Expected Shortfall.

Figura 30 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 94% e 90% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

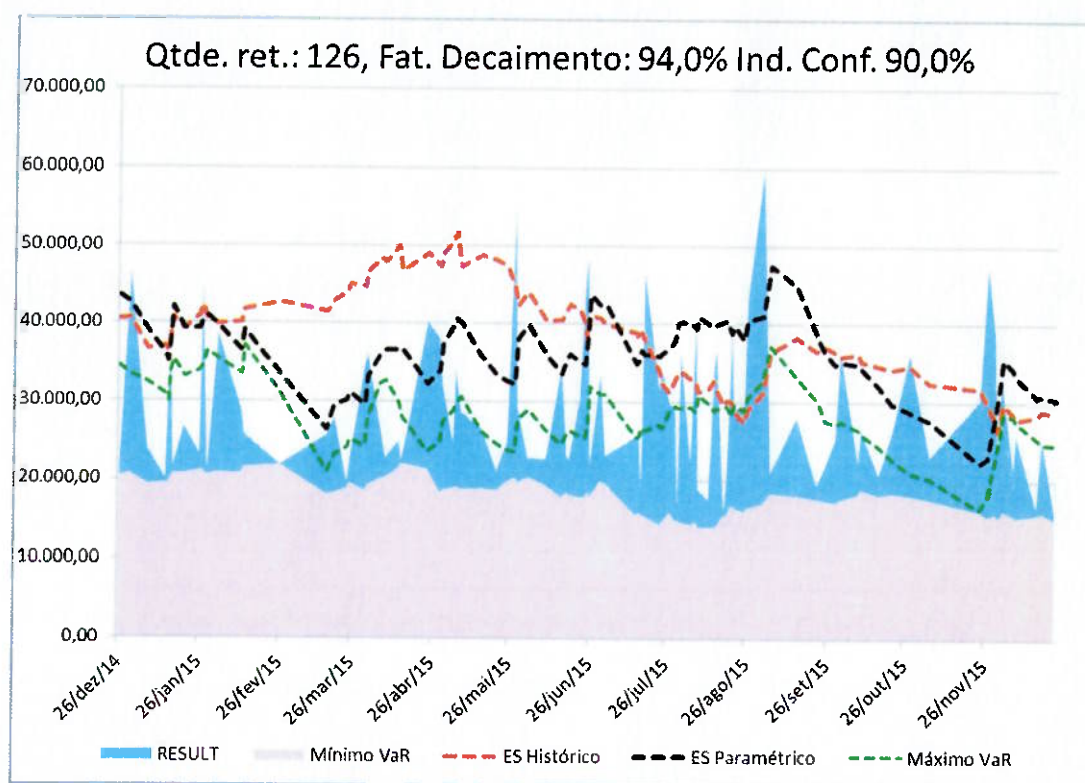


Figura 31 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 94% e 95% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

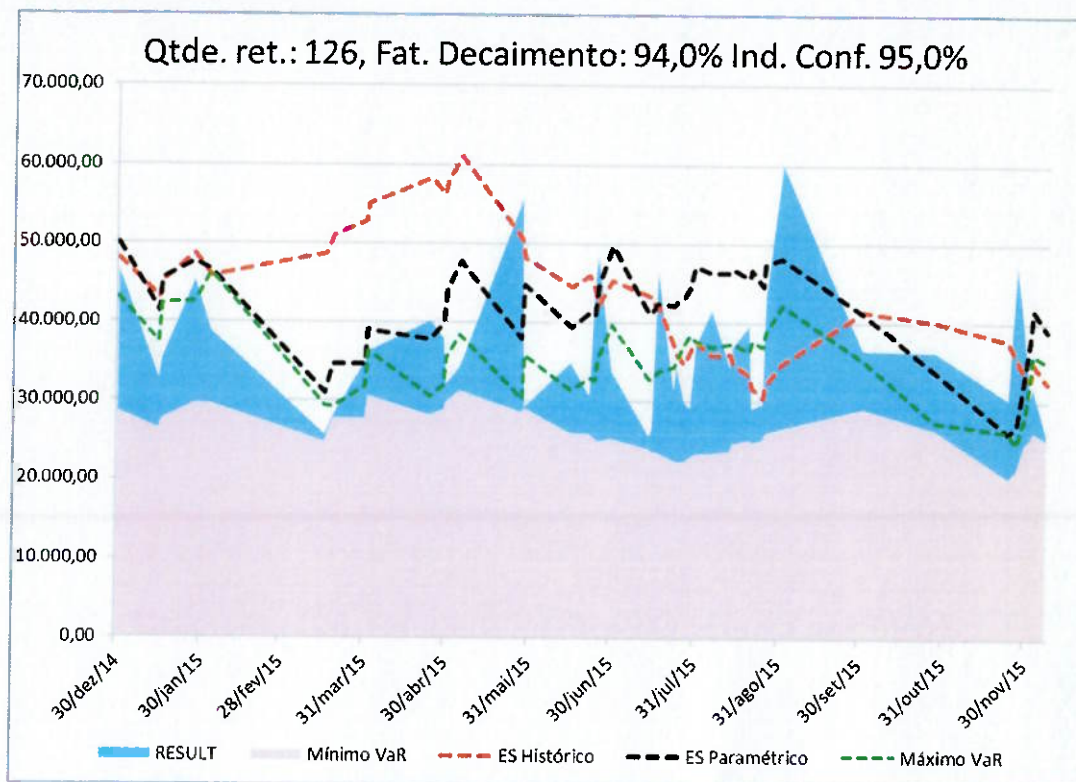


Figura 32 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 94% e 97,5% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

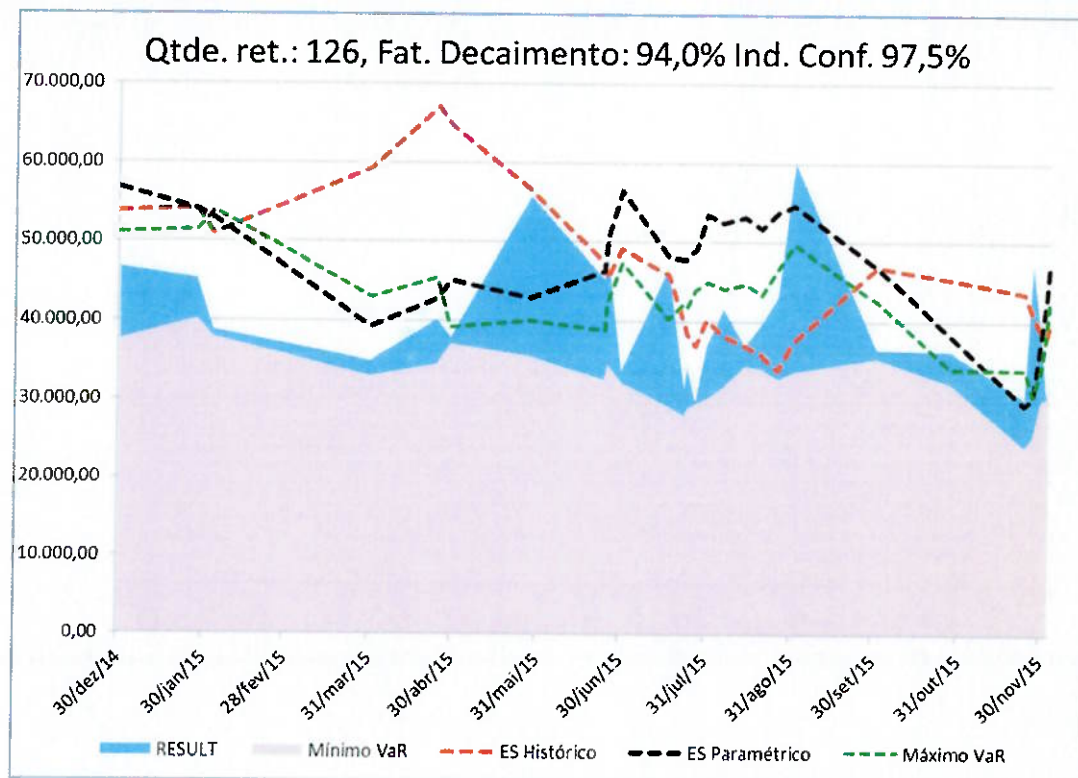


Figura 33 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 94% e 99% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

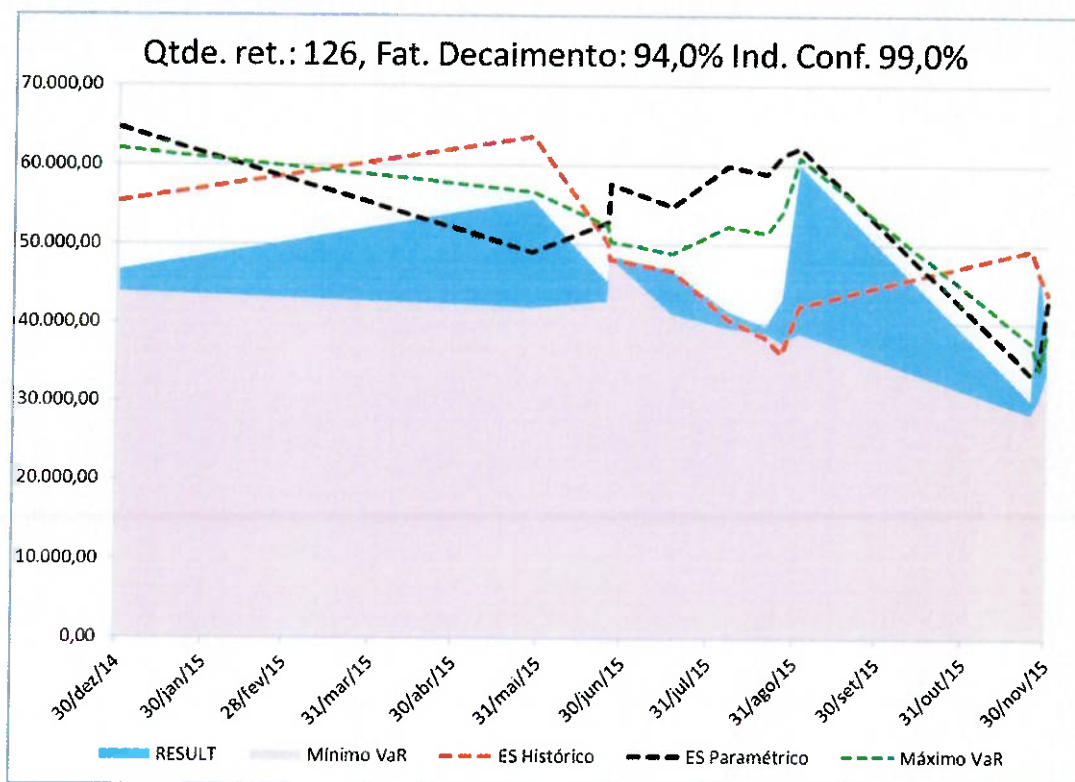


Figura 34 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 97% e 90% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

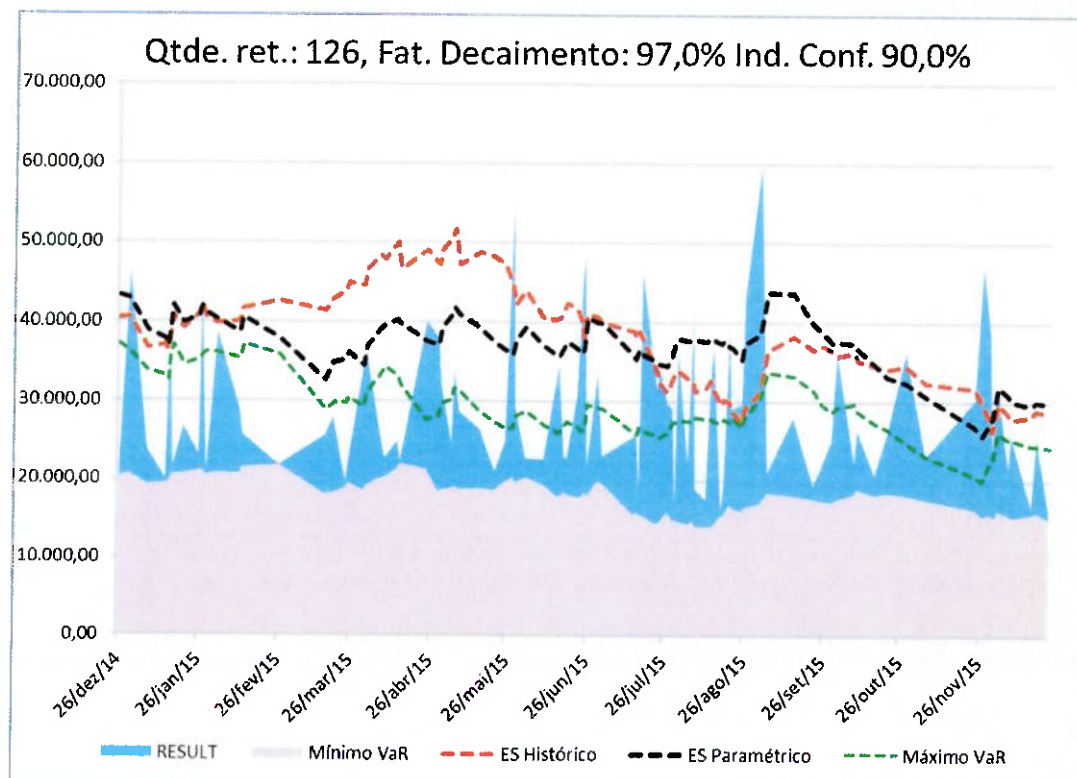


Figura 35 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 97% e 95% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

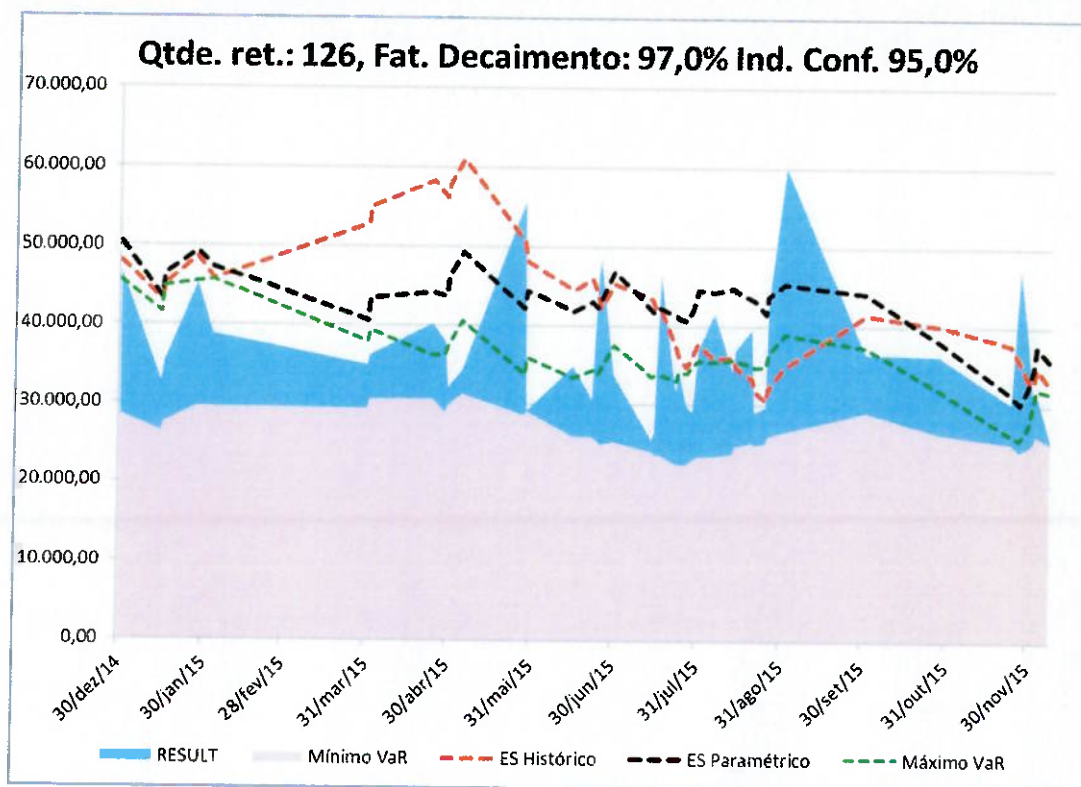


Figura 36 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 97% e 97,5% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

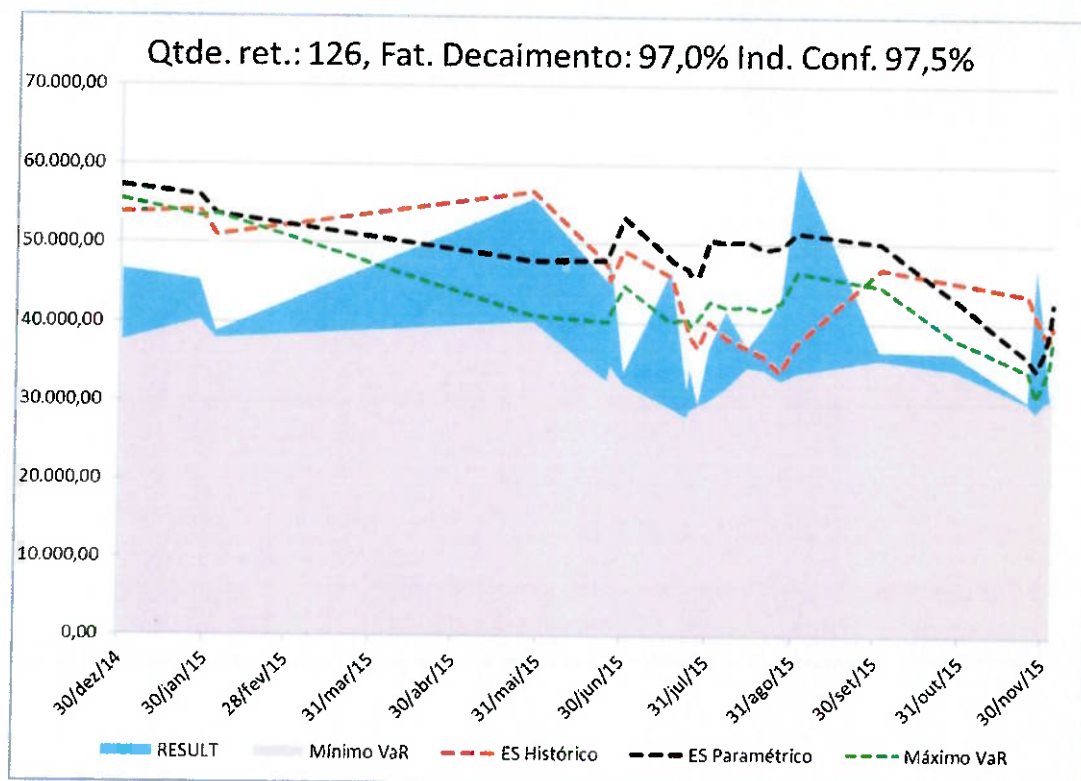


Figura 37 – ES em dias que VaR falhou(126 retornos, Ewma 97% e 99% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

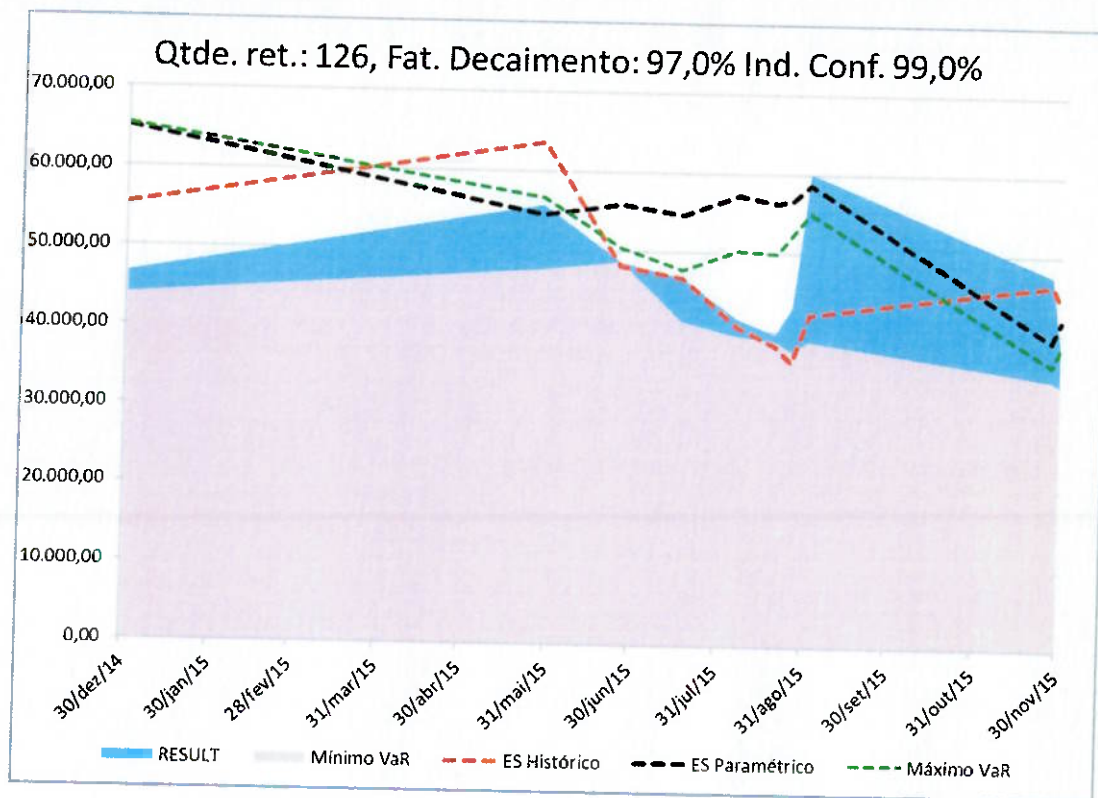


Figura 38 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 94% e 90% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

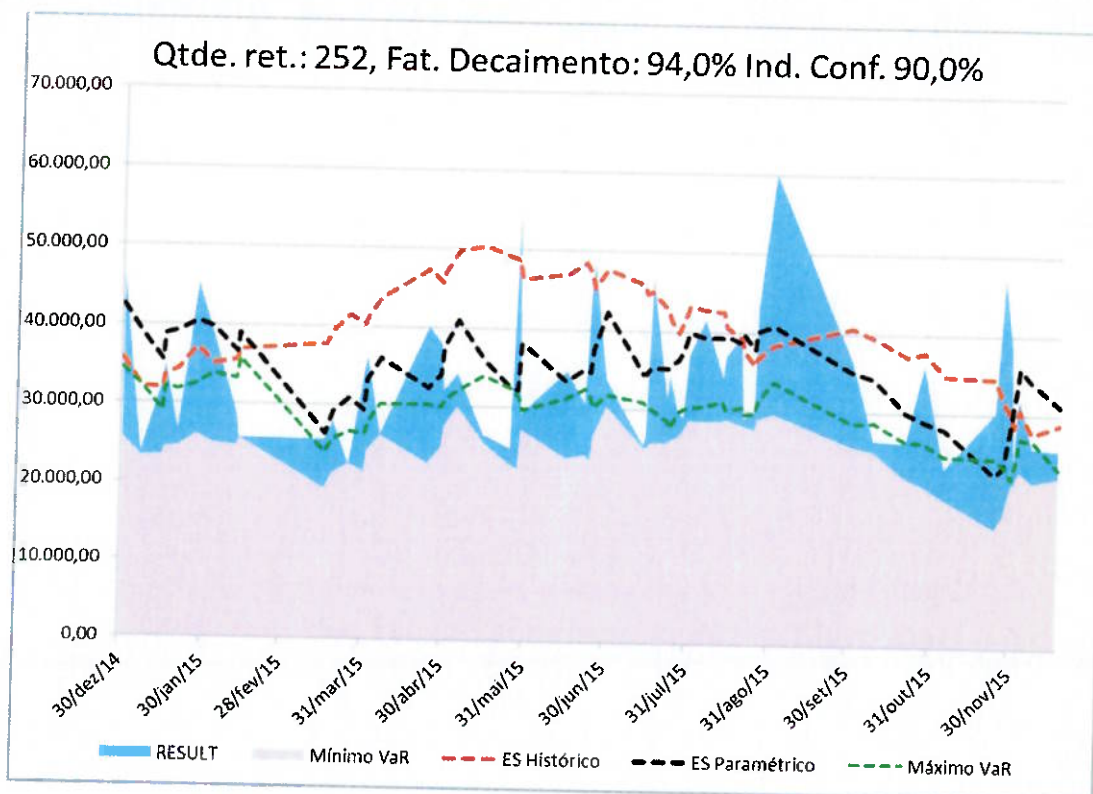


Figura 39 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 94% e 95% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

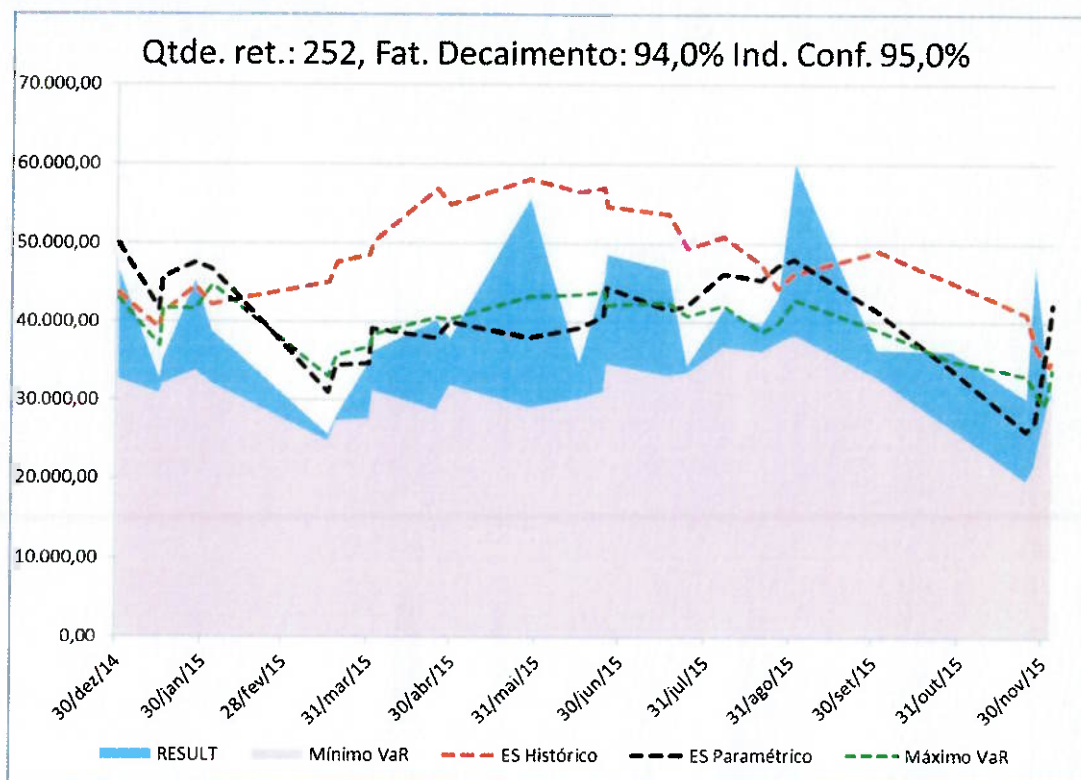


Figura 40 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 94% e 97,5% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

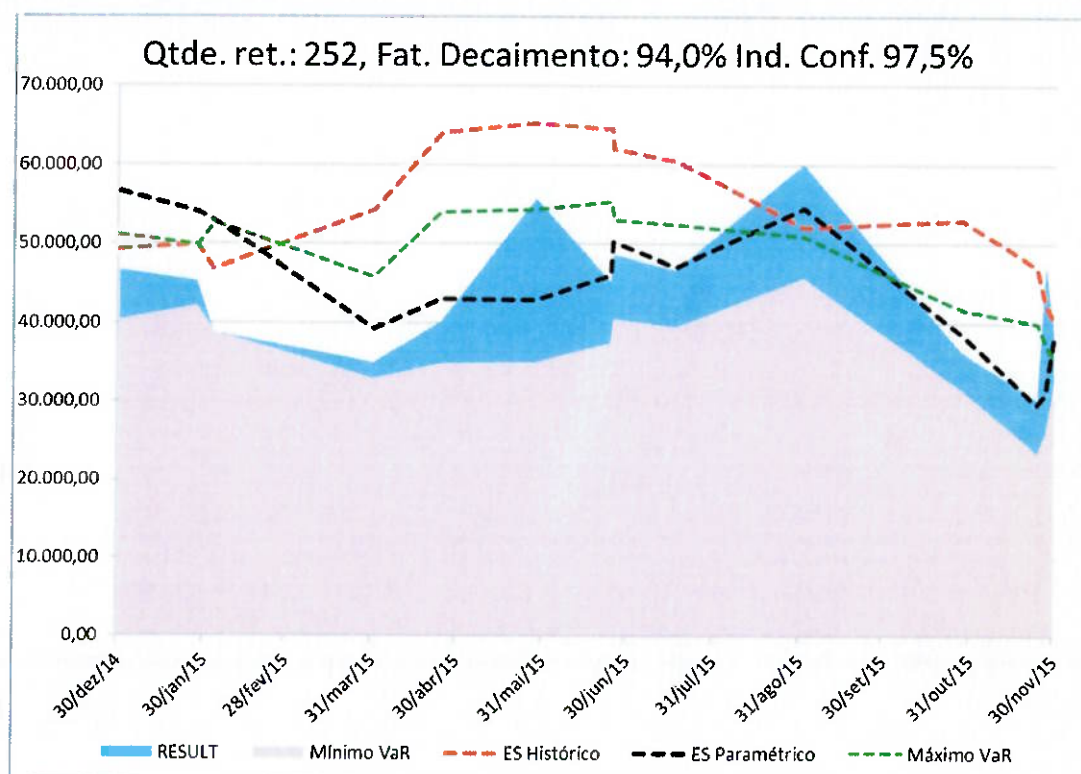


Figura 41 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 94% e 99% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

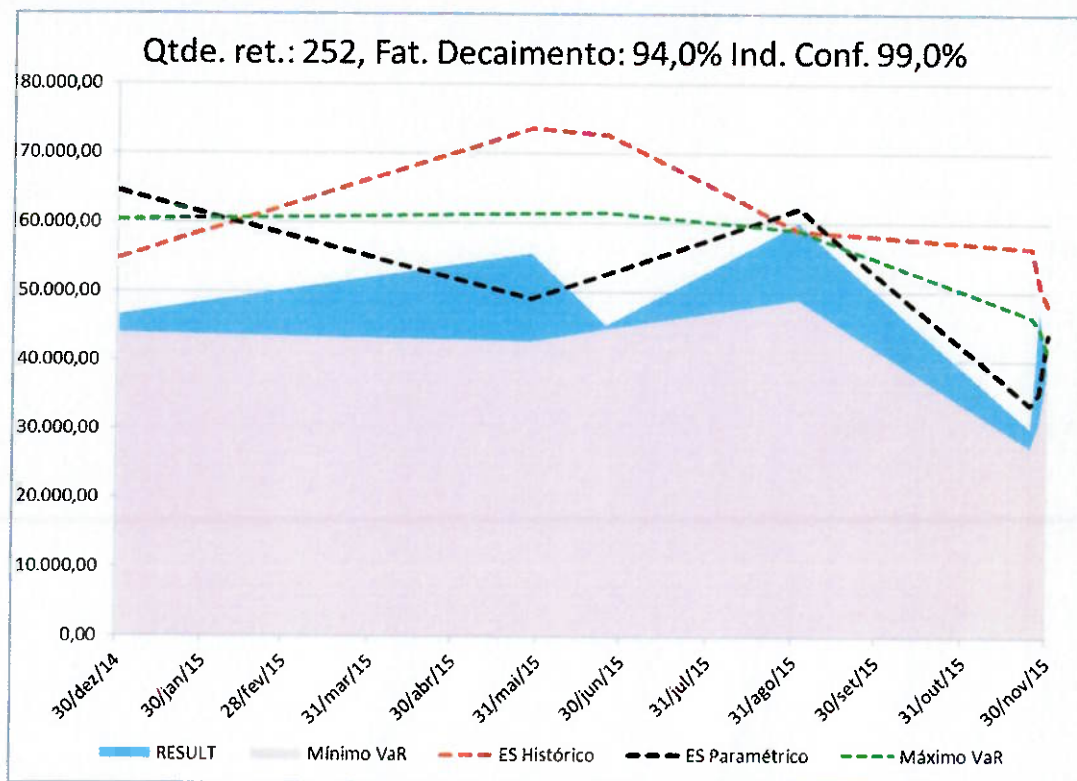


Figura 42 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 97% e 90% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

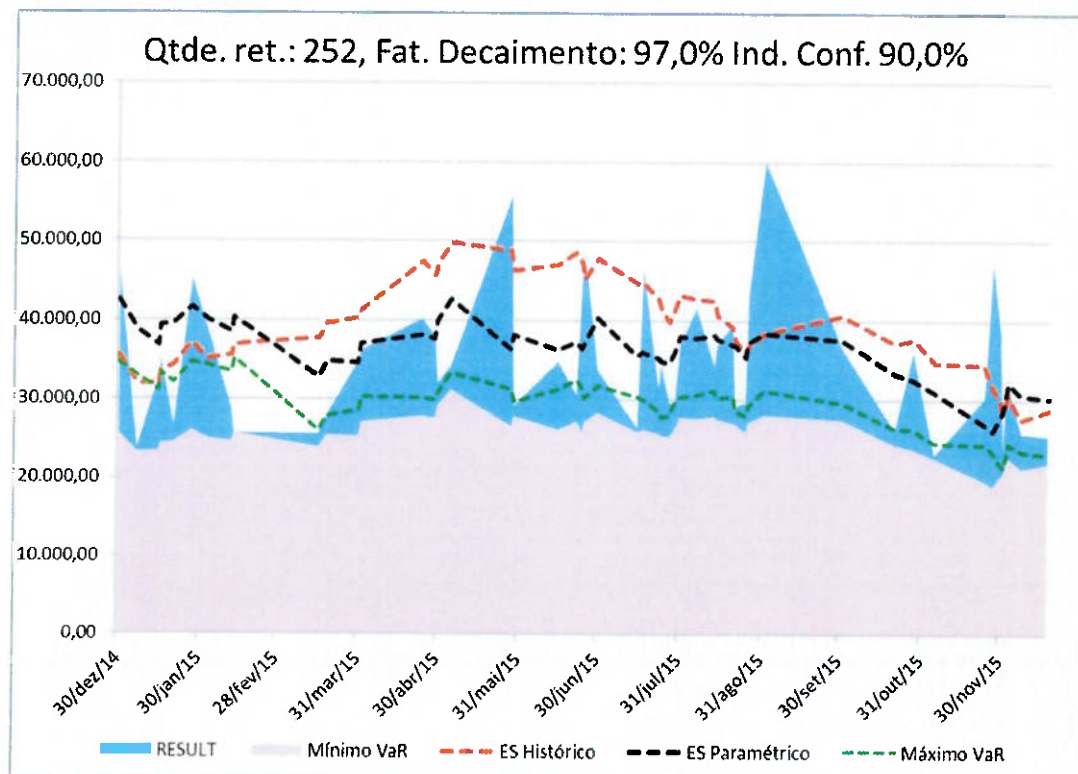


Figura 43 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 97% e 95% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

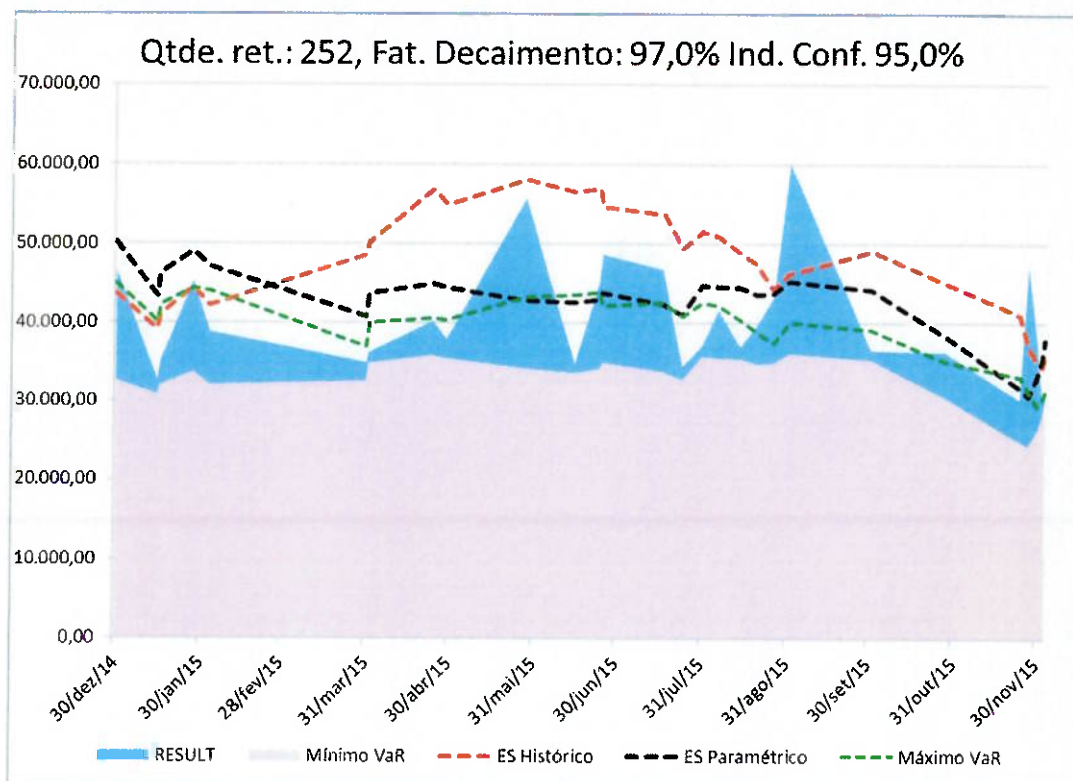


Figura 44 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 97% e 97,5% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.

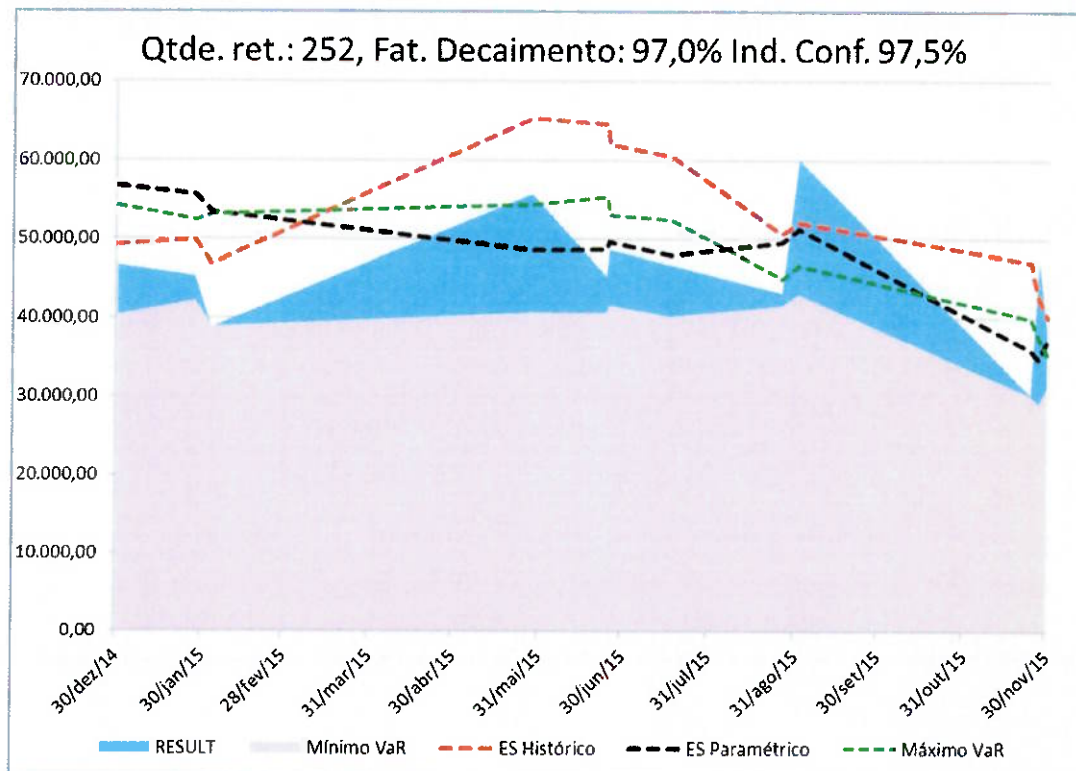
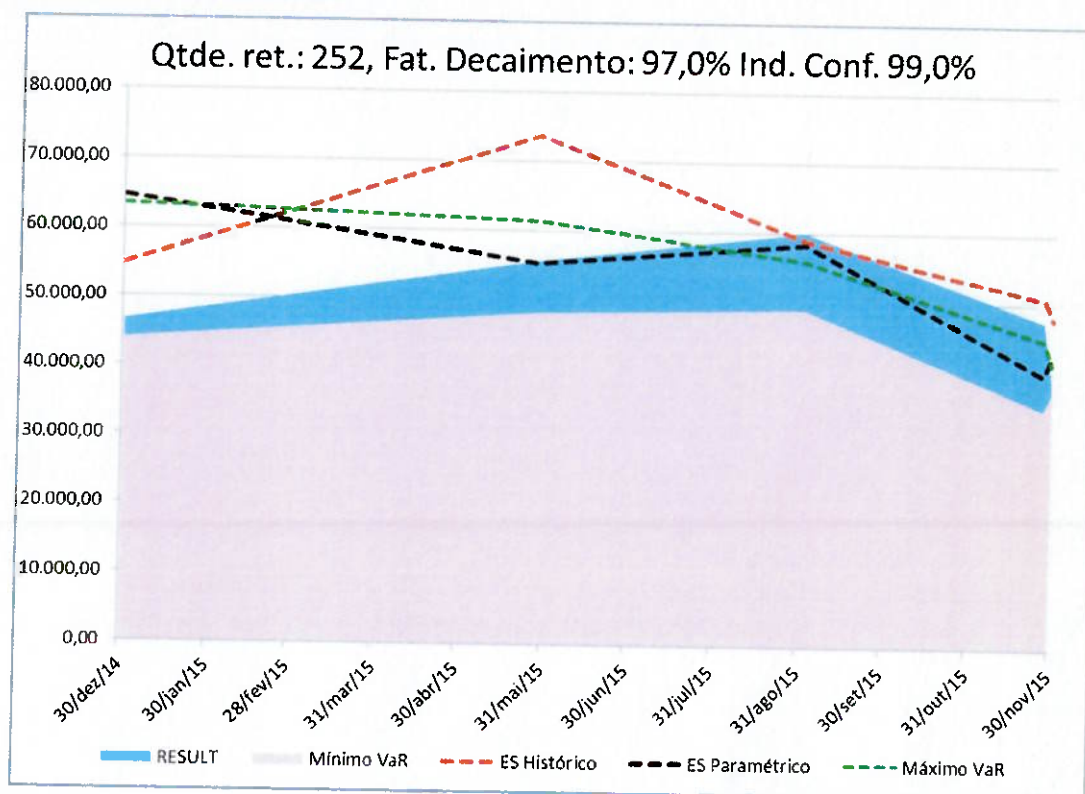


Figura 45 – ES em dias que VaR falhou(252 retornos, Ewma 97% e 99% Conf.)

Fonte: Elaboração própria.



Não foi observado nenhum dia onde alguma das duas metodologias de ES tenha apresentado falha sem que o VaR também houvesse falhado.

10 CONCLUSÃO

A intenção deste trabalho era fazer um estudo sobre o VaR desde a motivação para sua origem, passando pela evolução na sua utilização como medida gerencial de risco até a recomendação pelo comitê de Basileia e chegar aos tempos de hoje onde a medida além de indicar a máxima perda esperada dado um nível de confiança também é utilizada para avaliar operadores de mercado, áreas dentro de empresas, determinar limites de exposição a risco, determinar alocação de recurso dado o risco incorrido entre outras aplicações.

Além disto, também havia a intenção de descrever três metodologias de aplicação do VaR: Histórica, Monte Carlo e Paramétrica citando suas vantagens e desvantagens e em seguida aplicar estas diferentes metodologias a uma carteira teórica.

Havia também a intenção de abordar o Expected Shortfall, outra medida de risco que passou a ser sugerida por alguns autores como uma opção ao VaR, principalmente após algumas críticas quanto à possibilidade de perdas acima do VaR e também falta de coerência de medida.

Após a aplicação destes modelos foram percebidos os seguintes pontos:

O VaR utilizando as três diferentes metodologias citadas apresentou falhas em quantidades acima do percentual de confiança definido. Em muitos casos até se aproximou da quantidade limite, porém, ainda ultrapassou os limites aceitáveis. Uma possível razão para estas falhas de estimativas possa ser a composição da carteira teórica dos testes deste trabalho, pois, conforme mencionado anteriormente distribuições assimétricas podem fazer com que o valor do VaR não represente o real risco para os ativos da carteira e conforme figuras 17, 18 e 19 os ativos escolhidos apresentam distribuições assimétricas.

Pesquisas futuras podem realizar testes com a mesma composição de carteira em diferentes momentos da economia brasileira para avaliar separadamente o comportamento do VaR em momentos de crise, expansão e calmaria além de também realizar testes com diferentes ativos na carteira para verificar se a quantidade de falhas está superando o limite aceitável

Alguns autores criticam o VaR por não ser uma medida coerente de risco por falhar no princípio da subaditividade que determina que o VaR da carteira sempre deverá ser menor ou igual à soma do VaR individual de cada ativo. Isto deve ocorrer porque as correlações entre ativos sempre estarão entre -100% e 100% o que faria, por exemplo, com que o var de dois ativos 100% correlacionados fosse no máximo a soma do VaR individual de cada um e que fosse igual zero caso a correlação fosse (-100%). Embora esta crítica tenha fundamentos, em nenhum dos dias analisados neste estudo o VaR da carteira superou a soma do VaR individual de cada ativo da mesma.

Na maioria dos cenários o Expected Shortfall apresentou falhas dentro dos níveis aceitáveis dado um percentual de confiança e se mostrou uma medida de risco mais segura do que o VaR para agentes com baixa tolerância a perdas.

Após a realização dos testes ficou evidente a importância do percentual de confiança para estes modelos. Quanto menor for o percentual de confiança maior será a diferença entre medidas de VaR e ES.

Essa relação faz sentido, pois, o VaR histórico, por exemplo, com um menor percentual de confiança será igual ao maior dos N menores retornos da série enquanto o ES histórico será igual a média de todos os retornos após o N.º retorno que por definição serão maiores do que o retorno definido pelo percentil no caso do VaR histórico.

Enquanto o ES utilizará todos os maiores retornos para extrair uma média o VaR utilizará um retorno que será menor do que todos os utilizados pelo ES.

No caso do VaR paramétrico também faz sentido, pois, com um menor percentual de confiança será utilizado um menor multiplicador da inversa da normal, o que fará com que o VaR seja igual a uma menor quantidade de desvios padrões ou também conhecido por Vols

Caso o percentual de confiança seja alto, seguindo a mesma linha, o percentil tenderá a cobrir quase toda a amostra, talvez chegando muito próximo do máximo retorno e mesmo que sobrem alguns retornos para compor a média que será igual ao ES o percentil do VaR histórico, por exemplo, fará com que o Va R fique muito próximo do ES. Novamente o mesmo efeito será visto no VaR paramétrico, caso o percentual de confiança seja muito alto o multiplicador também será alto e fará com que VaR e ES fiquem mais próximos.

Não foi possível identificar com clareza o impacto dos diferentes fatores de decaimentos para cálculo do EWMA na comparação entre os métodos, em alguns momentos um ewma maior fez com que o VaR diminuísse e em outros fez com que se elevasse, provavelmente este comportamento está mais atrelado ao momento em que a série de retornos está vivendo já que o EWMA fará com que os retornos mais recentes possuam muito mais pesos.

A elevação do percentual de confiança fez com que apenas eventos mais extremos gerassem falhas tanto no VaR quanto no ES. Isto fez com que todas as medidas de risco ficassem mais próximas do que com percentuais de confiança menores. Este efeito pode ser visualizado entre as figuras 30 e 45, principalmente nas simulações com percentual de confiança 90% versus 99%.

onforme o texto demonstra, o VaR possui diversas aplicações como: medida gerencial e regulatória, comparativo entre áreas e empresas para extrair uma relação resultado x riscos, limitador de exposição a risco, entre outras. De modo que parece interessante utilizar as duas medidas ao mesmo tempo, o VaR como medida de perda esperada e até mesmo limitador por ser uma medida de comprovado valor

e de fácil implementação que oferece um grau de segurança a agentes de mercado e também utilizar o ES como possível perda inesperada mais acentuada. Lembrando que mesmo o VaR sendo uma medida mais suscetível a falhas ainda assim é uma medida respeitada e inclusive recomendada por órgãos reguladores e pelo comitê de Basileia mas que assim como outras medidas não deve ser utilizada sem outros controles acessórios como, por exemplo, *stress test*.

Conclui-se que o ES é uma medida mais segura se pensarmos em termos de quantidade de estouros de risco mensurado mas que ainda não deve ser utilizado em substituição ao VaR por em alguns momentos trazer uma medida muito elevada que na maioria dos dias ficará longe do resultado diário, podendo fazer com que recursos fiquem sem utilização sem necessidade.

11 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

JORION, PHILIPPE. *Value at Risk: A nova fonte de referência para a gestão do risco financeiro* 2.ed rev. e ampl. São Paulo: Bolsa de Mercadorias & Futuros, 2003.

JP MORGAN. *Risk Metrics – Technical Document*. 4. ed. New York: Morgan Guaranty Trust Company and Reuters Ltd, 1996.

SILVA, A. C. R., LEMGRUBER, E. F.; BARANOWSKI, J. A. R.; CARVALHO, R. S. *Trabalhos para Discussão 142 Análise da Coerência de Medidas de Risco no Mercado Brasileiro de Ações e Desenvolvimento de uma Metodologia Híbrida para o Expected Shortfall*. Brasília: Banco Central do Brasil, 2007.

MCNEIL, ALEXANDER J., FREY, RÜDIGER, EMBRECHTS, PAUL, *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools*, New Jersey: Princeton University Press, 2005.

YAMAI, YASUHIRO, YOSHIBA, TOSHINAO. *Value-at-risk versus expected shortfall: A practical perspective*. IMES Discussion Paper, Bank of Japan, 2004

YAMAI, YASUHIRO, YOSHIBA, TOSHINAO. *On the Validity of Value-at-Risk: Comparative Analyses with Expected Shortfall*. Monetary and Economic Studies, Bank of Japan, 2002

HULL, J., WHITE, A. Incorporating volatility updating into the historical simulation method for value at risk. University of Toronto: The Journal of Risk, 1998.

ARTZNER, PHILIPPE, DELBAEN, FREDDY, EBER, JEAN-MARC, HEATH, DAVID, Coherent measures of risk. Mathematical finance, v. 9, n. 3, pp. 203-228, 1999.

MORAES, CAMILA CORRÊA. Value at Risk e Expected Shortfall: Medidas de risco e suas propriedades. Um estudo empírico para o mercado brasileiro. 2012. 90 f. Dissertação (MPFE) - Escola de Economia de São Paulo, São Paulo. 2012

SILVA, ALAN COSME RODRIGUES DA. Análise da Coerência de Medidas de Risco no Mercado Brasileiro de Ações e Críticas ao Desenvolvimento de uma Metodologia Híbrida. 2004. 104 f. Dissertação (Mestrado em administração) – Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 2004

VIEIRA, CLEYSSON RIBEIRO, FILHO, OSVALDO CANDIDO DA SILVA. Modelos VaRs e a nova fórmula da exigência de capital da carteira trading: uma análise no mercado brasileiro. 2012

FERREIRA, F. A. DA COSTA. O valor em risco condicional na otimização de carteiras com derivativos. 2006. 118 f. Trabalho de Formatura (Engenharia de produção) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo, 2006.

ROCHA, J. E. N. Sistema inteligente de diagnósticos energéticos e de análise de investimentos em projetos de eficiência energética gerenciados pelo lado da demanda. 2013. 261 f. Tese (Doutorado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 2013.

<http://www.petrobras.com.br/pt/nossas-atividades/areas-de-atuacao/>
(acessado em 21/jan/2016).

<http://www.vale.com/brasil/PT/investors/information-market/invest-vale/Paginas/default.aspx> (acessado em 21/jan/2016).

<http://www.jbs.com.br/pt-br/investidores> (acessado em 21/jan/2016).

12 ANEXOS

12.1 CÓDIGO VBA DA FUNÇÃO CHOLESKY

Public Function Cholesky(mat)

Dim A As Variant, L() As Double, S As Double

Dim n As Integer, m As Integer, j As Integer, K As Integer, i As Integer

A = mat

If TypeName(mat) = "Range" Then

n = mat.Rows.Count

m = mat.Columns.Count

Else

n = UBound(mat)

m = UBound(mat, 2)

End If

If n <> m Then

Cholesky = "?"

Exit Function

End If

ReDim L(1 To n, 1 To n)

For j = 1 To n

S = 0

For K = 1 To j - 1

S = S + L(j, K) ^ 2

Next K

L(j, j) = A(j, j) - S

If L(j, j) <= 0 Then Exit For

L(j, j) = Sqr(L(j, j))

For i = j + 1 To n

S = 0

For K = 1 To j - 1

S = S + L(i, K) * L(j, K)

```

    Next K
    L(i, j) = (A(i, j) - S) / L(j, j)
  Next i
Next j
Cholesky = L
End Function

```

12.2 CÓDIGO VBA DA FUNÇÃO EWMA

```

Function EWMA(rngX As Range, _
    rngY As Range, _
    lambda As Double, _
    Optional StrOut As String) As Double

```

```

Dim n    As Long
Dim i    As Long
Dim volX As Double
Dim volY As Double
Dim volXstd As Double
Dim volYstd As Double
Dim MeanX As Double
Dim MeanY As Double
Dim ftrLam As Double
Dim cov  As Double
Dim t    As Long

```

```

On Error GoTo errhdl:

```

```

MeanY = 0
MeanX = 0
volY = 0
volX = 0
ftrLam = 0

```

```
If rngX.Count <> rngY.Count Then
```

```
    EWMA = -999
```

```
    Exit Function
```

```
End If
```

```
n = rngX.Count
```

```
'Calcula Média de rngX e rngY e Fator Lambda
```

```
For i = 1 To n
```

```
    If rngX.Cells(i, 1).value <> "" And rngY.Cells(i, 1).value <> "" Then
```

```
        MeanX = MeanX + rngX.Cells(i, 1).value / n
```

```
        MeanY = MeanY + rngY.Cells(i, 1).value / n
```

```
        ftrLam = ftrLam + lambda ^ (i - 1)
```

```
    End If
```

```
Next
```

```
i = 1
```

```
'Calcula Vol e Cov
```

```
For i = 1 To n
```

```
    If rngX.Cells(i, 1).value <> "" And rngY.Cells(i, 1).value <> "" Then
```

```
        volX = volX + lambda ^ (n - i) * (MeanX - rngX.Cells(i, 1).value) ^ 2
```

```
        volY = volY + lambda ^ (n - i) * (MeanY - rngY.Cells(i, 1).value) ^ 2
```

```
        cov = cov + lambda ^ (n - i) * (rngY.Cells(i, 1).value - MeanY) * (rngX.Cells(i, 1).value - MeanX)
```

```
        volXstd = volXstd + rngX.Cells(i, 1).value ^ 2
```

```
        volYstd = volYstd + rngY.Cells(i, 1).value ^ 2
```

```
    End If
```

```
Next
```

```
cov = cov / ftrLam
```

```
volX = (volX / ftrLam) ^ 0.5
```

```
volY = (volY / ftrLam) ^ 0.5
```

```
volXstd = (volXstd / n)
```

$\text{volYstd} = (\text{volYstd} / n)$

'Retorna de acordo com a seleção

Select Case UCase(StrOut)

Case "VOLX"

EWMA = volX

Case "VOLY"

EWMA = volY

Case "VOLXSTD"

$\text{EWMA} = (\text{volXstd} * 252) ^ 0.5$

Case "VOLYSTD"

$\text{EWMA} = (\text{volYstd} * 252) ^ 0.5$

Case "MAXX"

$\text{EWMA} = \text{Application.WorksheetFunction.max}(\text{volX}, (\text{volXstd} * 252) ^ 0.5)$

Case "MAXY"

$\text{EWMA} = \text{Application.WorksheetFunction.max}(\text{volY}, (\text{volYstd} * 252) ^ 0.5)$

Case Else

$\text{EWMA} = \text{cov} / (\text{volX} * \text{volY})$

End Select

Exit Function

errhdl:

End Function