

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO

DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO

GERENCIAMENTO DE RISCO: VALIDADE DO “VALUE AT
RISK” EM TEMPOS DE CRISE

Henrique Lyra Bähr

Nº de Matrícula: 0612316

Orientador: Marcio Gomes Pinto Garcia

Junho de 2010

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO

DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO

GERENCIAMENTO DE RISCO: VALIDADE DO “VALUE AT
RISK” EM TEMPOS DE CRISE

Declaro que o presente trabalho é de minha autoria e que não recorri, para realizá-lo, a nenhuma forma de ajuda externa, exceto quando autorizado pelo professor tutor.

Henrique Lyra Bähr

Nº de Matrícula: 0612316

Orientador: Marcio Gomes Pinto Garcia

Junho de 2010

As opiniões expressas neste trabalho são de responsabilidade única e exclusiva do autor.

À minha família, fonte inesgotável de aprendizado, esforço e amor, pelo incentivo e exemplo de determinação.

Agradeço ao meu orientador, por ter acolhido meu trabalho, assim como às grandes amizades formadas no decorrer da faculdade e do estágio, em especial Nilson Rossiter Junior, grande incentivador do projeto.

Resumo

O presente trabalho se propõe a abordar a questão da falha dos modelos de gerenciamento de risco durante a crise econômica mundial de 2008 causada pela bolha hipotecária americana. Recentes acontecimentos evidenciaram a falta de previsibilidade de alguns métodos, o que por sua vez acabou causando perdas muito maiores do que esperadas e até a falência de grandes bancos. O foco é na parte empírica, testando diversos modelos de *VaR* e passando-os por um rigoroso *backtesting*, porém há também de se explicar a teoria por trás do que está sendo feito. Ao final do trabalho, tenta-se modificar premissas como a distribuição normal e utilizar a distribuição t de Student para verificar se esta se comporta melhor em face de eventos considerados raros.

Abstract

The following work deals with the failure of risk management models during the sub-prime crisis of 2008. Recent events pointed out the lack of confidence in used methods, which caused larger than expected losses and even the bankruptcy of big banks. Although the focus is in the empirical part, testing different *VaR* models and running them through a backtest, we must not forget to explain the theory behind what we are doing. In the end, important aspects of the models are modified, such as the normality assumption, and the t Student distribution is introduced to verify if this kind of distribution fits better when confronted with rare events.

Palavras – chave

Risco, Crise, Value at Risk (*VaR*), *RiskMetrics*, *Backtesting*, t de Student

Sumário

Lista de Gráficos e Tabelas	8
Introdução.....	10
1. Como Tudo Começou.....	14
1.1 Harry Markowitz	14
1.2 RiskMetrics.....	16
2. Tipos de <i>VaR</i>	19
2.1 Delta Normal	19
2.2 VaR Histórico	22
2.3 Monte Carlo.....	23
3. Delta Normal	26
3.1 Amostra Completa (2000 – 2010)	29
3.2 Período de Crise (2008).....	32
4. <i>VaR</i> Histórico	33
4.1 Amostra Completa (2000 – 2010)	33
4.2 Período de Crise (2008).....	36
5. <i>t de Student</i>	40
5.1 Amostra Completa (2000 – 2010)	43
5.2 Período de Crise (2008).....	45
Conclusão	49
Referências Bibliográficas.....	51

Lista de Gráficos e Tabelas

Gráfico 1 – Fatores de confiança para diferentes intervalos (distribuição normal).....	21
Gráfico 2 – Delta Normal versus Monte Carlo para ativos lineares.....	25
Gráfico 3 – Volatilidade grupo líquido (amostra completa).....	27
Gráfico 4 – Volatilidade grupo ilíquido (amostra completa)	28
Gráfico 5 – Volatilidade IBOV (amostra completa)	29
Gráfico 6 – <i>VaR</i> versus retornos efetivos USIM5 (amostra completa)	31
Gráfico 7 – t de Student versus Normal	40
Gráfico 9 – Comparação entre as diferentes distribuições	42
Tabela 1 – Índice de liquidez (grupo líquido)	26
Tabela 2 - Índice de liquidez (grupo ilíquido).....	26
Tabela 3 - Delta Normal amostra completa (ativos líquidos).....	30
Tabela 4 - Delta Normal amostra completa (ativos ilíquidos).....	30
Tabela 5 - Delta Normal amostra completa (IBOV)	31
Tabela 6 – Delta Normal segundo semestre 2008 (ativos líquidos).....	32
Tabela 7 - Delta Normal segundo semestre 2008 (ativos ilíquidos).....	32
Tabela 8 - Delta Normal segundo semestre 2008 (IBOV)	32
Tabela 9 - Janela fixa 160 dias amostra completa (ativos líquidos).....	33
Tabela 10 - Janela fixa 160 dias amostra completa (ativos ilíquidos).....	33
Tabela 11 - Janela móvel 160 dias amostra completa (ativos líquidos)	34
Tabela 12 - Janela móvel 160 dias amostra completa (ativos ilíquidos).....	34
Tabela 13 - Janela fixa 252 dias amostra completa (ativos líquidos).....	35
Tabela 14 - Janela fixa 252 dias amostra completa (ativos ilíquidos).....	35
Tabela 15 - Janela móvel 252 dias amostra completa (ativos líquidos)	35
Tabela 16 - Janela móvel 252 dias amostra completa (ativos ilíquidos).....	36
Tabela 17 - Janela fixa 160 dias segundo semestre 2008 (ativos líquidos).....	36
Tabela 18 - Janela fixa 160 dias segundo semestre 2008 (ativos ilíquidos).....	36
Tabela 19 - Janela móvel 160 dias segundo semestre 2008 (ativos líquidos).....	37
Tabela 20 - Janela móvel 160 dias segundo semestre 2008 (ativos ilíquidos).....	37

Tabela 21 - Janela fixa 252 dias segundo semestre 2008 (ativos líquidos).....	38
Tabela 22 - Janela fixa 252 dias segundo semestre 2008 (ativos ilíquidos).....	38
Tabela 23 – Janela móvel 252 dias segundo semestre 2008 (ativos líquidos)	39
Tabela 24 - Janela móvel 252 dias segundo semestre 2008 (ativos ilíquidos).....	39
Tabela 25 – Fatores de confiança dado intervalo e graus de liberdade	42
Tabela 26 – Amostra completa com 4 GL (ativos líquidos)	43
Tabela 27 – Amostra completa com 4 GL (ativos ilíquidos)	43
Tabela 28 – Amostra completa com 4 GL (IBOV)	43
Tabela 29 – Amostra completa com 5 GL (ativos líquidos)	44
Tabela 30 – Amostra completa com 5 GL (ativos ilíquidos)	44
Tabela 31 – Amostra completa com 5 GL (IBOV)	44
Tabela 32 – Amostra completa com 6 GL (ativos líquidos)	45
Tabela 33 - Amostra completa com 6 GL (ativos ilíquidos).....	45
Tabela 34 - Amostra completa com 6 GL (IBOV).....	45
Tabela 35 – Segundo semestre 2008 com 4 GL (ativos líquidos).....	46
Tabela 36 - Segundo semestre 2008 com 4 GL (ativos ilíquidos).....	46
Tabela 37 - Segundo semestre 2008 com 4 GL (IBOV)	46
Tabela 38 - Segundo semestre 2008 com 5 GL (ativos líquidos).....	47
Tabela 39 – Segundo semestre 2008 com 5 GL (ativos ilíquidos).....	47
Tabela 40 - Segundo semestre 2008 com 5 GL (IBOV)	47
Tabela 41 - Segundo semestre 2008 com 6 GL (ativos líquidos).....	47
Tabela 42 - Segundo semestre 2008 com 6 GL (ativos ilíquidos).....	48
Tabela 43 - Segundo semestre 2008 com 6 GL (IBOV)	48

Introdução

A recente crise econômica mundial, que começou com a bolha imobiliária americana em 2007 e ainda se faz presente, fez com que muitos aspectos universalmente aceitos fossem repensados. A forma como se conduz política econômica foi posta em xeque, a armadilha da liquidez voltou a nos assombrar e a tão discutida regulação dos mercados voltou à pauta. Um dos temas mais falados desde o início da crise, porém, tem sido a questão do risco. Nos últimos dez anos, com o mundo usufruindo de juros baixos, altos retornos e baixa volatilidade, o tema parecia ter sido esquecido indicando que a humanidade finalmente havia o domado, de forma a mantê-lo a níveis baixos permanentemente.

Tal crença ocorreu devido às inovações financeiras que cresceram no período, como os derivativos e complexos instrumentos de *hedge* assim como a securitização dos ativos, que possibilitariam a divisão dos riscos entre inúmeros agentes. Ressalte-se, ainda, o avanço tecnológico ocorrido no período supracitado, que implicou em softwares e computadores mais eficientes e ágeis, tornando o cálculo de risco algo simples e rápido. O banco de investimento JP Morgan, em 1995, com seu histórico *RiskMetrics*, deu início à era do *Value at Risk* (“*VaR*”), modelo que apresenta um número representativo da maior perda esperada em um determinado período com um certo nível de confiança. Com a difusão do *VaR*, as instituições financeiras e até não-financeiras se viram aptas a calcular e, mais importante ainda, apresentar suas posições em risco para a alta gerência e acionistas, muitas vezes não familiarizados com a matemática complexa necessária para o cálculo de risco.

Observou-se um notável aumento da participação de engenheiros e físicos em bancos, os chamados *quants*, termo que advém da economia quantitativa, ou seja, aqueles que usam como meio a matemática para a tomada de decisões.

A ilusão de segurança que os modelos e os *quants* trouxeram resultou em 15 trilhões de dólares em injeções de capital e outras formas de ajuda a bancos e instituições consideradas muito grandes para falharem. Percebeu-se que, nos mercados financeiros,

eventos extremos acontecem com muito mais frequência do que os modelos calculam. Benoit Mandelbrot, um pioneiro em estudos de variações de mercado constatou:

“If financial markets followed the normal bell-shaped distribution curve, in which meltdowns are very rare, the stockmarket crash of 1987, the interest-rate turmoil of 1992 and the 2008 crash would each be expected only once in the lifetime of the universe.”¹

Modelos de *VaR*, tidos como a melhor forma de quantificar o risco de mercado presente, foram constantemente violados devido à ausência de dados passados que previssem variações da forma que presenciamos no ano de 2008.

O presente trabalho se dispõe a apresentar os diferentes modelos de *VaR* e testá-los empiricamente em um período que abrange a crise para tentar determinar o mais adequado, isto é, aquele que apresenta menos violações. A relevância científica do tema decorre da falta de trabalhos empíricos publicados acerca do assunto, visto que o período a ser pesquisado ainda é muito recente e o processo de aceitação de trabalhos científicos é longo.

Assim sendo, o presente estudo mostra-se socialmente relevante na medida em que tem por objeto matéria de interesse de cada um de nós, uma vez que, em um mundo cada vez mais interligado, onde fica cada vez mais notável a magnitude dos efeitos de uma crise econômica como a qual presenciamos, o gerenciamento de risco de uma instituição, que, a princípio, pode parecer algo irrelevante para o cidadão comum, pode na verdade comprometer seu emprego ou poupanças de sua vida inteira.

O tema escolhido foi objeto de reflexões pessoais e advém de grande interesse na área em questão, em especial por ser bastante atual. O interesse maior reside no contato com situações práticas, vivenciado durante um período de estágio na Ventor Investimentos, na área gerencial de renda variável. Neste período, realizou-se profunda pesquisa, evidenciando a importância do tema.

¹ MANDELBROT, Benoit. In: *The Gods Strike Back*. The Economist, edição de 11 de fevereiro de 2010.

A pesquisa foi realizada principalmente sob a forma empírica, porém também recorrendo à literatura quando necessário, assim como a artigos e publicações, de onde foi extraído o embasamento teórico, bem como importantes discussões e reflexões.

O presente trabalho é composto por cinco capítulos. Primeiramente, faz-se uma introdução à história do risco nos mercados financeiros, incluindo as contribuições do ganhador do prêmio Nobel Harry Markowitz, a importância da volatilidade e da variância para o cálculo do risco e o revolucionário *RiskMetrics* do JPMorgan.

Em seguida, no segundo capítulo, o foco recai na investigação dos três diferentes tipos de *VaR* - *VaR* Delta Normal, *VaR* Histórico e Monte Carlo -, abrangendo questões como suas premissas, suas vantagens e desvantagens, além de apontar quando cada um é recomendável e quais serão utilizados no presente trabalho.

O terceiro capítulo já apresenta resultados empíricos utilizando o *VaR* Delta Normal com decaimento (*Exponential Weighted Moving Average* – “EWMA”). A ideia é fazer o teste para uma carteira de 15 ativos com diferentes níveis de confiança para os dias sendo analisados e comparar com o retorno efetivo observado no dia. Assim podemos testar para cada nível de confiança quantas vezes o modelo é violado e se é o que se esperava (*backtesting*).

O quarto capítulo se propõe a fazer o mesmo, porém com o *VaR* Histórico, ou seja, sem presumir que a distribuição dos retornos assume uma forma normal, pois utiliza a distribuição “real” dos retornos, ao levar em consideração os dados passados dos retornos. Com isso, podemos comparar qual dos dois modelos é mais adequado a situações de grande volatilidade nos mercados. O desafio aqui é definir uma janela de dias para considerar. É possível, ainda, empregar o EWMA neste modelo.

Por fim, apresenta-se uma tentativa de busca de uma distribuição mais realista que a normal e que assuma caldas largas, de forma a possibilitar o cálculo de grandes perdas com

maior probabilidade. A idéia é usar uma t de Student, que apresenta caudas mais largas e menor densidade em torno da média, e testá-la para o mesmo período.

Ao final do presente trabalho espera-se poder fazer inferências sobre os diferentes modelos testados de maneira a estimular seu desenvolvimento para que o risco seja mais bem quantificado no futuro, evitando, assim, que eventos chamados de “cisnes negros”², considerados muito pouco prováveis, nos peguem de surpresa.

² A teoria do cisne negro vem do livro “The Black Swan” de Nassim Nicholas Taleb e explica a existência e ocorrência de eventos raros e difíceis de prever, porém o termo data desde os tempos de Aristóteles, quando cisne negro significava o improvável.

1. Como Tudo Começou

“The revolutionary idea that defines the boundary between modern times and the past is the mastery of risk: the notion that the future is more than a whim of the gods and that men and women are not passive before nature.”³

Risco como ele é conhecido hoje é um conceito relativamente novo. Nossos ancestrais, que viviam numa sociedade dominada por mitos e religião, provavelmente achariam um absurdo um ser humano tentar prever o futuro, já que o mesmo seria controlado unicamente por deuses e/ou a natureza. Com uma combinação de eventos no decorrer da história e o aparecimento de pessoas com habilidades diferenciadas, se deu cada vez mais importância para as ciências e a lógica e mitos foram sendo derrubados. Foi assim que Cardano, um jogador nato, começou a esboçar uma teoria sobre probabilidades observando jogos de azar. Com a Renascença, houve um surto de conhecimento, agora livre de resistência da Igreja. O advento da estatística também foi importante; para poder fazer inferências sobre o futuro, é preciso de uma base de dados confiável sobre o passado. Mas como fomos de um simples jogo de dados para um modelo de *VaR* tão comumente usado nos dias de hoje?

1.1 Harry Markowitz

Em seu livro *Against the Gods*, Peter Bernstein afirma que durante a maior parte da história dos mercados financeiros, nunca se pensou em definir risco em um simples número. Risco se assimilava com coragem e ousadia, alguns ativos eram mais arriscados do que outros, e as pessoas se contentavam com isso. Foi quando, em junho de 1952, Harry Markowitz, na época um estudante de pós-graduação na Universidade de Chicago de apenas 25 anos publicou um artigo de quatorze páginas chamado *Portfolio Selection* no *Journal of Finance*.⁴

³ BERNSTEIN, Peter L. *Against the Gods: The Remarkable Story of Risk*. John Wiley & Sons Inc., 1996. p. 1.

⁴ *Ibid.*, p. 248.

O artigo foi inovador em tempos onde o típico investimento em mercado financeiro era tratado como tremendamente especulativo e não-digno de ser retratado. Mais interessante ainda foi o fato de Markowitz escrever sobre a riqueza total do investidor, seu portfólio⁵, e não um ativo sozinho, considerado por ele totalmente diferente. Com seus conhecimentos de programação linear, algo novo naquele tempo, o objetivo de seu trabalho era usar a noção de risco para construir portfólios considerando retorno esperado como algo desejável e variância deste mesmo retorno algo indesejável, ou seja, maximizando retorno e minimizando variância. Ao descrever tal estratégia, Markowitz não menciona a palavra risco, apenas a variância a ser minimizada. Os dois termos passaram assim a ser sinônimos.⁶

Variância é uma medida estatística de quanto varia os retornos de um ativo em torno de sua média. É o quadrado do desvio-padrão. Significa que quanto maior ela é, menor é a significância da média para o retorno que de fato ocorrerá. Matematicamente temos:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \mu)^2,$$

onde μ é a média da população.

Para diminuir a variância dos retornos, diz Markowitz, o melhor que podemos fazer é diversificar. Há uma semelhança de sua idéia com a teoria dos jogos, onde aqui os dois jogadores seriam o mercado e o investidor. O mercado é poderoso e secreto sobre suas intenções, logo, jogar para ganhar contra tal oponente pode significar uma grande perda. Sendo assim, o melhor a se fazer é diversificar, maximizando ao menos a chance de sobrevivência. O grande trunfo da diversificação é o fato do retorno do portfólio ser a média dos retornos de cada ativo, porém a volatilidade ser menor que a média das volatilidades de cada um, considerando, é claro, que não haja uma grande correlação entre os retornos de cada ativo.

⁵ “The word has a Latin root from *portare*, to carry, and *foglio*, leaf or sheet. *Portfolio* has thus come to mean a collection of paper assets”. (Ibid., p. 249)

⁶ Ibid., p.249.

A eficiência de uma carteira (ou portfólio) na visão de Markowitz se dá através da minimização da variância para um dado retorno esperado, ou a maximização do retorno para uma dada variância. Tal conceito é muito parecido com a teoria econômica de maximizar lucros e minimizar custos e também implica na maximização de utilidade para o investidor, nas palavras de Von Neumann e Morgenstern.

Como acontece de ativos com retorno esperado alto nos desapontar e aqueles que não esperamos nada nos surpreender, Markowitz assumiu que as probabilidades de retornos acima ou abaixo da média se distribuem em uma curva simétrica gaussiana normal, usada no modelo de *VaR* – Delta Normal e apontada como uma das razões para a falha do mesmo durante a crise.

Seu trabalho passou despercebido numa época onde os mercados estavam calmos e o desempenho de um ativo era medido pelo lucro que ele gerava. Foi com a Crise do Petróleo de 1973, que derrubou os mercados, que os agentes perceberam que se deveria olhar não só o retorno, mas também o risco de uma operação.

1.2 *RiskMetrics*

No começo da década de 1990, com o surgimento de instrumentos financeiros cada vez mais sofisticados e o desenvolvimento de mercados antes inexplorados (leia-se mercados emergentes), a demanda por modelos de risco cresceu de forma a incentivar a criação de algo novo. O fato de a globalização estar tornando o mundo cada vez mais interdependente também implicou na dificuldade de se ter a noção exata da exposição do risco de uma instituição que operasse em diferentes mercados.⁷ Havia também acabado de acontecer alguns desastres financeiros devido à falha na gestão de risco, como por exemplo, a falência do Banco Barings, então uma instituição de 233 anos, devido à imprudência de um operador, que perdeu sozinho 1,3 bilhão de dólares em operações com derivativos.

⁷ LOWENKRON, Alexandre. As Falhas nos Modelos de Gestão de Risco durante a Crise. In: Risco e Regulação, 2010, p.125.

Tendo isso em vista, em 1989, Sir Dennis Weatherstone, o então novo presidente do J.P. Morgan, pediu à sua equipe um relatório diário que medisse e explicasse em apenas um número os riscos do banco. Uma divisão interna, chamada *RiskMetrics*, foi criada para produzir os relatórios, que saíam todo dia pontualmente às 16:15.

A metodologia baseia-se em descrever o risco de mercado ao estimar, com um dado intervalo de confiança, a perda máxima esperada ao se segurar uma posição por um período de tempo, seja um dia, um mês ou mais. Começava aqui a era do *VaR*. Para isso era necessário estimar volatilidades históricas e correlações de preços. Há diferentes alternativas para se estimar volatilidades futuras, mas o método do *RiskMetrics* prefere dados históricos à volatilidade implícita, por exemplo, pois aponta a dificuldade de se obter dados sobre um grande número de ativos, e lembra que o poder de previsão não muda tanto a ponto de ser vantajoso.

Variâncias são modeladas usando uma média móvel exponencial ponderada (EWMA), dando mais valor às observações mais recentes do que às passadas. O decaimento λ foi estabelecido pelo J.P. Morgan como 0,94 para dados diários.

A premissa crucial do *RiskMetrics* é assumir que os preços de instrumentos financeiros assumem uma distribuição normal. Sendo assim, a volatilidade pode ser expressa em termos de desvios-padrão ao redor da média. Considerando esta distribuição, dentro de 1,65 desvios-padrão encontram-se 95% das ocorrências. Isso implica que ocorrências fora do intervalo de confiança são excluídas, tendendo a subestimar o risco calculado. Apesar de o relatório admitir tal falha, diz que os desvios não são suficientes para alterar os resultados:

“Changes in prices and yields are often not normally distributed. Most series display fat tails when graphed in a histogram, implying that the number and size of large changes is higher than forecast by a normal distribution. While changes in financial market prices and yields do deviate from normality however, the deviations are not

sufficient to significantly alter the results of market risk estimation based on normality".⁸

Temos aqui um primeiro equívoco do *VaR*: presumir que as ocorrências caudais não alteram significativamente o resultado a ponto de serem ignoradas. A distribuição normal, porém, tem um papel muito importante no modelo, pois, sem ela, não podemos descrever movimentos de mercado por volatilidades e correlações.

Quase quatro anos depois, o banco decidiu divulgar a metodologia usada para satisfazer Weatherstone para o mercado e todos seus participantes, transformando-o assim em modelo padrão e eventualmente, em um produto de software. A padronização dos modelos usados e o fácil entendimento dos resultados revolucionaram o mercado financeiro e, até a crise, quinze anos depois, a metodologia continuava sendo considerada a melhor disponível. Em 1998, o Riskmetrics Group se separou da entidade J.P. Morgan e se consolidou como uma nova companhia.

⁸ J.P. MORGAN, *Introduction to RiskMetrics*. Third Edition, 1995.

2. Tipos de VaR

*“In practice, the objective should be to provide a reasonably accurate estimate of risk at a reasonable cost. This involves choosing from among the various industry standards a method that is most appropriate for the portfolio at hand”.*⁹

Como se percebe, é importante entender os mais importantes tipos de modelos de VaR para diferenciar o mais adequado a ser utilizado dado o portfólio a ser analisado. Os modelos que tratam da exposição ao risco podem ser divididos em dois tipos.

O primeiro, chamado de *Valuation* local, mede a exposição através de derivadas parciais. Como exemplo, tem-se o modelo Delta Normal, onde Δ é a primeira derivada parcial, ou seja, a sensibilidade do ativo às mudanças de preços.

O segundo, conhecido como *Full Valuation*, é caracterizado pelas situações onde não se pode usar o Delta Normal devido à falta de linearidade dos retornos de um ativo. É o caso de algumas opções, que apresentam *payoffs* não-lineares. Uma posição comprada numa *call*, por exemplo, tem uma cauda longa à direita, pois seu ganho é ilimitado. Já à esquerda não acontece o mesmo, dado que sua perda é limitada ao prêmio da opção. Sendo assim, é necessário gerar os fatores de risco por métodos de simulação. É possível simular através de dados históricos, que é o caso do VaR Histórico, ou de distribuições paramétricas, que é o caso do Monte Carlo, que considera uma distribuição normal. A seguir apresentam-se os três modelos e suas vantagens e desvantagens.¹⁰

2.1 Delta Normal

É o modelo de VaR mais simplificado, pois considera que os fatores de risco são distribuídos de forma normal e as posições podem ser representadas pelas suas exposições de delta.

⁹ JORION, Phillippe *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*, McGraw-Hill, p.247.

¹⁰ *Ibid.*, p.247-252.

Para calcular o *Var* Delta Normal de um ativo, é preciso primeiramente calcular seus fatores de risco, que são as variações em seu preço, ou seja, sua volatilidade. Em minha opinião, faz sentido calcular a volatilidade usando o decaimento exponencial (EWMA), pois assim dá-se mais valor aos dados mais recentes, permitindo uma resposta mais rápida às mudanças de comportamento. Sendo assim, há a necessidade de escolher um valor lambda (λ), que define os pesos dados a cada observação passada. Como foi verificado no capítulo anterior, O *RiskMetrics* sugere um λ de 0,94. Outro número importante a ser escolhido é o número de dias que será usado.

A partir dos dados escolhidos, faz-se uma soma dada pela seguinte fórmula

$$Soma = \frac{(\lambda^{dias-1})}{(\lambda - 1)}$$

e construí-se um vetor de pesos com o peso mais recente w_{t-1} sendo

$$w_{t-1} = \frac{1}{Soma}$$

e os pesos subsequentes w_{t-n} iguais a

$$w_{t-n} = \lambda w_{t-n+1}$$

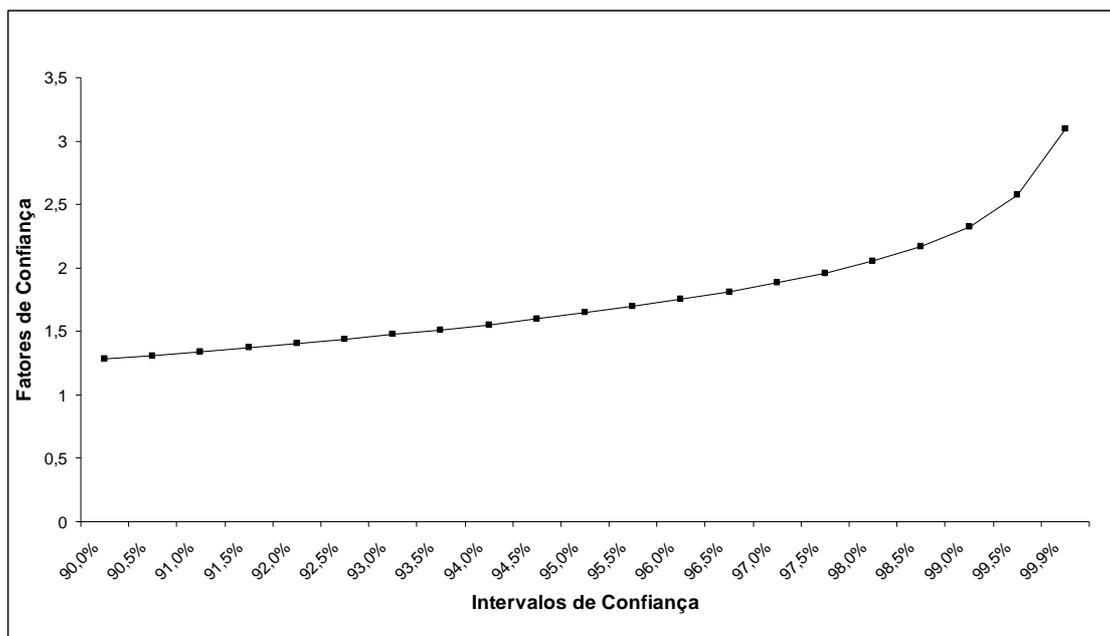
Como exemplo, tem-se que, com um lambda de 0,94 e uma janela de 160 dias, a volatilidade do dia anterior terá um peso de 0,06, ou 6% e diminui exponencialmente quando se caminha para dados menos recentes.

Com o vetor de pesos e o vetor de retornos passados, basta multiplicá-los e extrair a raiz quadrada para obter a volatilidade do dia. Com a volatilidade calculada, basta multiplicá-la pelo fator de confiança (FC), que dependerá, obviamente, do intervalo de confiança a ser utilizado.

$$VaR_{d-N} = Vol \cdot FC$$

Abaixo se tem um gráfico dos diferentes fatores de confiança relacionados a diferentes intervalos de confiança.

Gráfico 1 – Fatores de confiança para diferentes intervalos (distribuição normal)



Pode-se ver claramente que quanto maior o intervalo de confiança, maior o fator de confiança. Isto faz sentido na fórmula do *VaR* Delta Normal, pois quanto maior o FC, maior será o *VaR*, significando que se está dando como possível uma perda maior.

A vantagem do *VaR* Delta Normal é o fato dele ser relativamente simples de implementar, pois envolve apenas uma multiplicação matricial, tornando-o computacionalmente rápido, mesmo com um grande número de ativos.

No entanto, este método tem um número considerável de desvantagens. O primeiro problema é a existência de caudas largas nas distribuições da maioria dos ativos financeiros. Este problema é preocupante, pois o *VaR* se concentra exatamente na cauda à esquerda. Nesta situação, considerar uma distribuição normal subestima a proporção de *outliers* e conseqüentemente, o *VaR*.¹¹

Este problema depende da escolha do intervalo de confiança. Tipicamente, não há muito viés quando se utiliza um nível de 95%, porém com níveis mais altos, a subestimação aumenta.¹²

Outro problema deste modelo é o fato dele ser inadequado para instrumentos não lineares, como opções e derivativos. Como observado no início do capítulo, as assimetrias na distribuição das opções não são capturadas pelo *VaR* Delta Normal.

2.2 VaR Histórico

O modelo de *VaR* Histórico é um método não paramétrico, ou seja, não assume uma distribuição específica para os fatores de risco, mas sim utiliza os dados passados e constrói dessa forma a distribuição que é acreditada a se repetir.

Para se calcular o *VaR* Histórico de um ativo, precisa-se da janela de dias a ser utilizada e o intervalo de confiança. A partir daí, basta encontrar o segundo menor retorno associado com (1-IC) durante o período e este será o *VaR*.

¹¹ JORION, Phillipe *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*, McGraw-Hill, p. 262.

¹² *Ibid.*, p.262.

Ao considerar, por exemplo, uma janela de 160 dias e um intervalo de confiança de 95%, tem-se que em $(1-95\%) = 5\%$ dos casos a perda será maior que o *VaR*. Como 5% de 160 é 8, basta encontrar o 9º pior retorno e esse será o número que procura-se.

A vantagem deste modelo é que ele também é simples de se implementar se os dados históricos forem disponíveis. Para um portfólio, com o *VaR* Histórico, não é preciso calcular a matriz de covariância, basta ter em mãos a série temporal do valor do portfólio, simplificando consideravelmente no âmbito computacional. A maior vantagem do modelo, porém, é o fato da simulação histórica considerar caudas largas na medida em que elas estejam presentes nos dados históricos. O modelo é também bastante intuitivo, já que o *VaR* corresponde à uma grande perda num período recente.¹³

Por outro lado, pelo fato dele assumir que o passado irá representar o futuro de forma adequada, se a janela estiver omitindo eventos importantes, as caudas não serão devidamente representadas. Da mesma forma, a amostra pode conter eventos que não ocorrerão novamente.¹⁴

2.3 Monte Carlo

O modelo de Monte Carlo é um método paramétrico de simulação que gera movimentos aleatórios dos fatores de risco de uma distribuição paramétrica estimada. Ele é dividido em duas etapas: a primeira envolve o gerenciador de risco especificar um processo estocástico paramétrico para todos os fatores de risco. Na segunda, trilhas de preços fictícios são simuladas para todos os fatores. Cada uma das “pseudo” realizações é utilizada para compilar uma distribuição de retornos, que então é usada para obter o *VaR*.¹⁵

¹³ Ibid., p.264.

¹⁴ Ibid., p. 265.

¹⁵ Ibid., p.266.

O *VaR* Monte Carlo é considerado o mais poderoso modelo de *VaR*. Ele é flexível o suficiente para incorporar caudas largas e cenários extremos, além de permitir o uso de ativos não lineares. Com ele é possível também incorporar a passagem do tempo, ou *vega*.¹⁶

A grande desvantagem do modelo é o fato dele ser pesado computacionalmente, o que o torna muito oneroso para ser calculado de forma freqüente. Requer muita infra-estrutura de sistemas e desenvolvimento intelectual.¹⁷

Além disso, para ativos lineares, como os que serão utilizados, o *VaR* Delta Normal e o Monte Carlo não apresentam diferenças significativas, implicando a preferência pelo Delta Normal, visto que é mais simples de se calcular. Como exemplo, temos o gráfico abaixo, de um fundo de renda variável com patrimônio de 10 milhões de reais iniciado em janeiro de 2010, com apenas posições compradas em ações (ativos lineares). Podemos observar que os dois modelos caminham sempre muito próximos.

¹⁶ Ibid., p.266.

¹⁷ Ibid, p.267.

3. Delta Normal

Para os testes que serão feitos, foram escolhidos 15 ativos que são negociados na Bovespa, atentando para os diferentes níveis de liquidez. Se apenas ativos líquidos fossem utilizados, estaríamos com uma amostra viesada, pois há papéis menos líquidos que se comportam de forma diferente fora da amostra. O índice (IBOV) também será estudado. Os diferentes ativos foram divididos em dois grupos: o primeiro representa os papéis mais líquidos da bolsa (em 26 de abril de 2010, considerando os últimos 3 meses). O índice de liquidez é calculado pelo programa Economatica e considera o volume do IBOVESPA como 100, logo um papel como VALE5, com índice correspondente a 8,475011877, implica que o volume diário médio nos últimos 3 meses desse papel foi de 8,47% do observado para o IBOV. São eles:

Tabela 1 – Índice de liquidez (grupo líquido)

	Nome	Ticker	Tipo	Liquidez – 26Apr10 L3M
1	Vale	VALE5	PNA	8.475011877
2	Petrobras	PETR4	PN	8.395351805
3	Itau Unibanco	ITUB4	PN	3.10423797
4	Gerdau	GGBR4	PN	2.696961869
5	Bradesco	BBDC4	PN	2.495973825
6	Usiminas	USIM5	PNA	2.264451924
7	CSN	CSNA3	ON	1.944198418
8	Banco do Brasil	BBAS3	ON	1.60118702

O segundo traz alguns ativos menos líquidos, considerados *small caps*, que se comportam diferentemente por conta deste fato. Não são os menos líquidos que existem, pois se acredita que isto comprometeria os resultados. São eles:

Tabela 2 - Índice de liquidez (grupo ilíquido)

	Nome	Ticker	Tipo	Liquidez - 26Apr10 L3M
1	Vivo	VIVO4	PN	0.560264062
2	Copel	CPLE6	PNB	0.491253613
3	Braskem	BRKM5	PNA	0.462771761
4	Light	LIGT3	ON	0.451947067
5	Ultrapar	UGPA4	PN	0.421802728

6	Souza Cruz	CRUZ3	ON	0.373876117
7	Tractebel	TBLE3	ON	0.365988271

Como exemplo da diferença entre os grupos, tem-se abaixo dois gráficos mostrando a trajetória da volatilidade de cada grupo no período a ser analisado, que começa em 23/08/2000 e termina em 26/04/2010.

Gráfico 3 – Volatilidade grupo líquido (amostra completa)

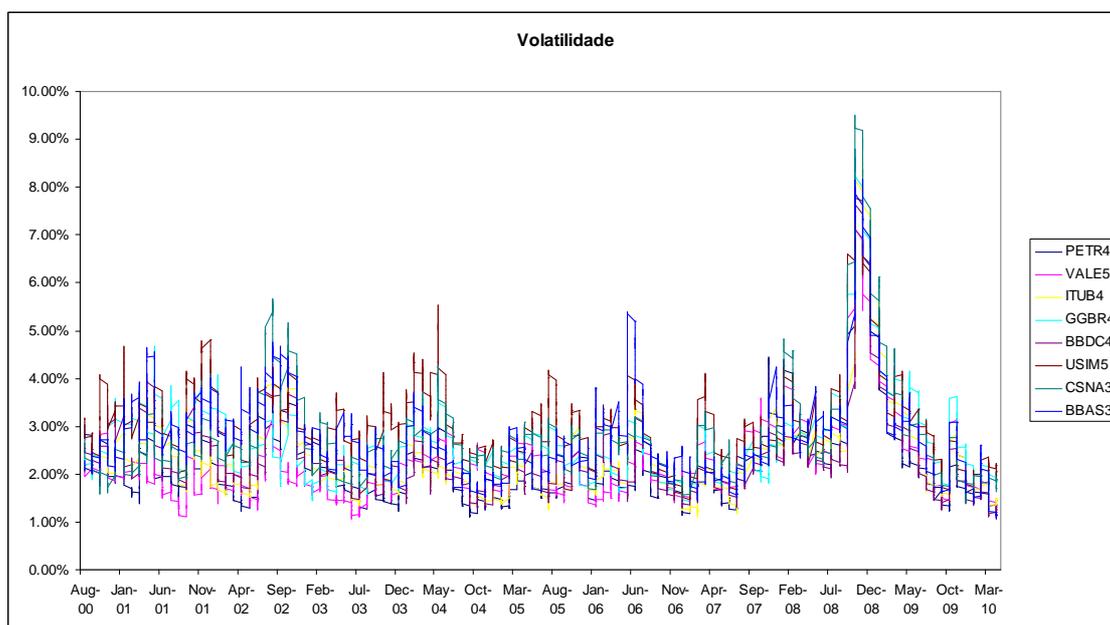
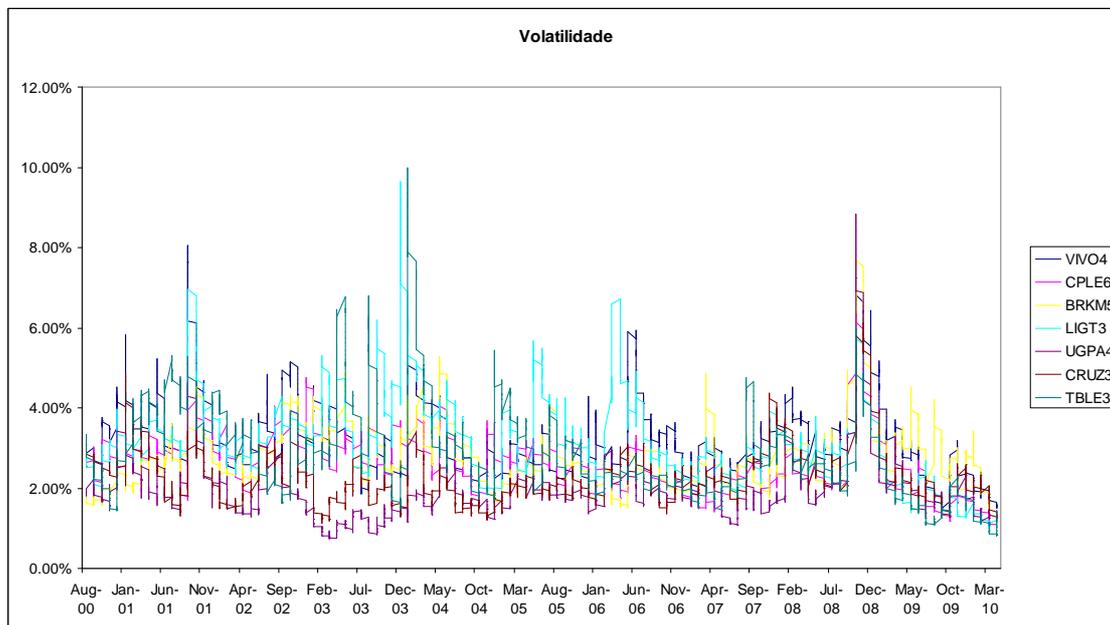
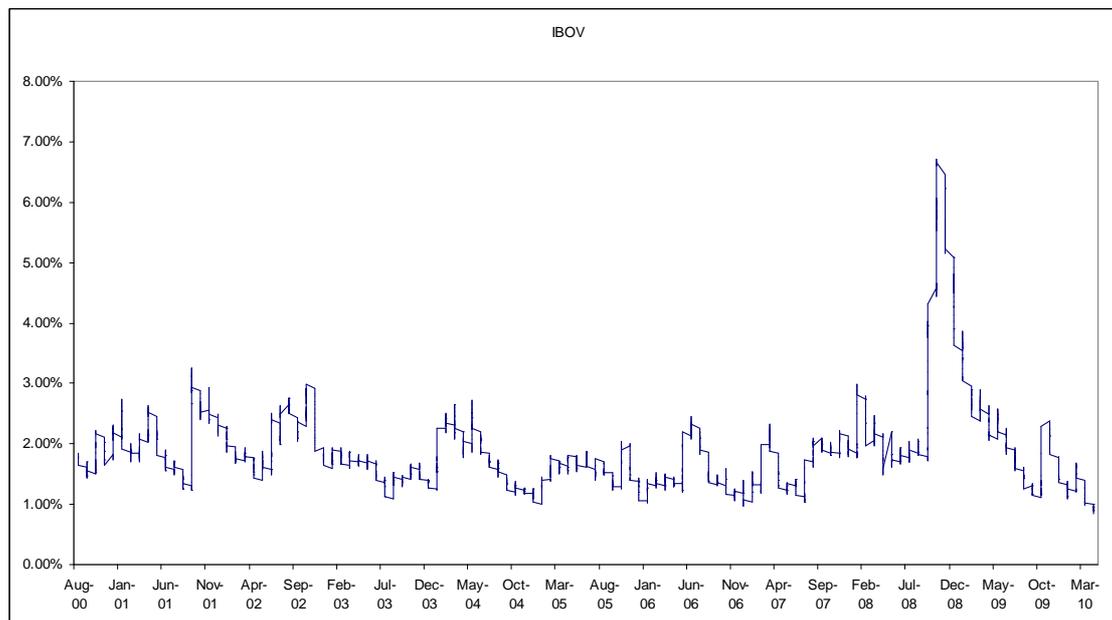


Gráfico 4 – Volatilidade grupo líquido (amostra completa)

Pode-se ver, com base nos gráficos, que os *small caps* tendem a apresentar maior volatilidade que as *blue chips*, consideradas mais seguras, pois são mais fáceis de se desfazer. Com isso, num cenário de estresse, os ativos com menor liquidez sofrem mais.

Em ambos os gráficos pode-se notar um salto na volatilidade no segundo semestre de 2008, referente ao auge da crise imobiliária americana, foco deste trabalho. Pode-se também observar o mesmo gráfico referente ao índice Ibovespa:

Gráfico 5 – Volatilidade IBOV (amostra completa)

Nele, fica clara a magnitude do surto de volatilidade causada pela crise, chegando a 6,65% no dia 30/10/2008, após a quebra do Lehman Brothers.

3.1 Amostra Completa (2000 – 2010)

Com isso em mente, faz-se primeiro o teste no período inteiro, desde 2000, para em seguida se focar no segundo semestre de 2008. Inicialmente, usa-se um λ de 0,94 e um nível de confiança de 90%, para então ir aumentando os intervalos e verificando as implicações de tal mudança. O número de violações esperado com esse intervalo é simplesmente o número de dias vezes (1- intervalo de confiança).

$$E(\text{Violações}) = n \cdot (1 - IC)$$

Aplicando a fórmula aos nossos dados, acha-se um número esperado de 239 violações para o intervalo de confiança de 90%. Conforme se aumenta tal intervalo, tem-se uma diminuição do número esperado de violações, como demonstrado na tabela abaixo, que mostra o número de violações para cada ativo referente a cada nível de confiança. Para o grupo de ativos mais líquidos, temos:

Tabela 3 - Delta Normal amostra completa (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	239	220	195	191	219	198	202	193	189	201
95%	120	115	105	88	110	96	106	91	97	101
97,5%	60	69	64	40	59	49	53	56	53	55
99%	24	39	28	21	30	27	25	23	22	27
99,5%	12	26	16	14	16	19	14	13	11	16

O *Var* foi violado menos vezes do que o previsto pelo modelo para os níveis de confiança de 90%, 95% e 97,5% no período estudado de agosto de 2000 à abril de 2010, porém ao aumentar-se o nível, vê-se claramente que as violações são mais frequentes. Isso pode implicar que, a distribuição considerada normal no modelo, na verdade apresenta caudas mais largas (explicado as violações do modelo com níveis maiores) e maior peso nas ocorrências ao redor da média (explicando a “folga” nas violações de menores níveis). Para os ativos menos líquidos:

Tabela 4 - Delta Normal amostra completa (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPLE6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	239	225	194	216	212	191	198	168	201
95%	120	106	100	104	103	102	104	103	103
97,5%	60	50	48	53	64	62	62	54	56
99%	24	27	27	32	37	31	28	21	29
99,5%	12	19	17	25	27	25	19	13	21

Observa-se um comportamento similar para o segundo grupo. Usando um nível de confiança baixo tem-se um modelo com alto poder preditivo, porém permitindo muitas violações, o que pode desafiar a utilidade do modelo. De acordo com nossos dados, o risco foi superestimado a níveis baixos de confiança, isto é, tivemos muito menos violações do que o esperado. Ao querer atingir uma maior confiança no modelo, acaba-se por subestimar o risco presente, como se verifica em ambos os grupos. Como dito anteriormente, tem-se um claro exemplo de que não se trata de uma distribuição normal. Nos mesmos moldes, o índice apresentou comportamento como detalhado abaixo:

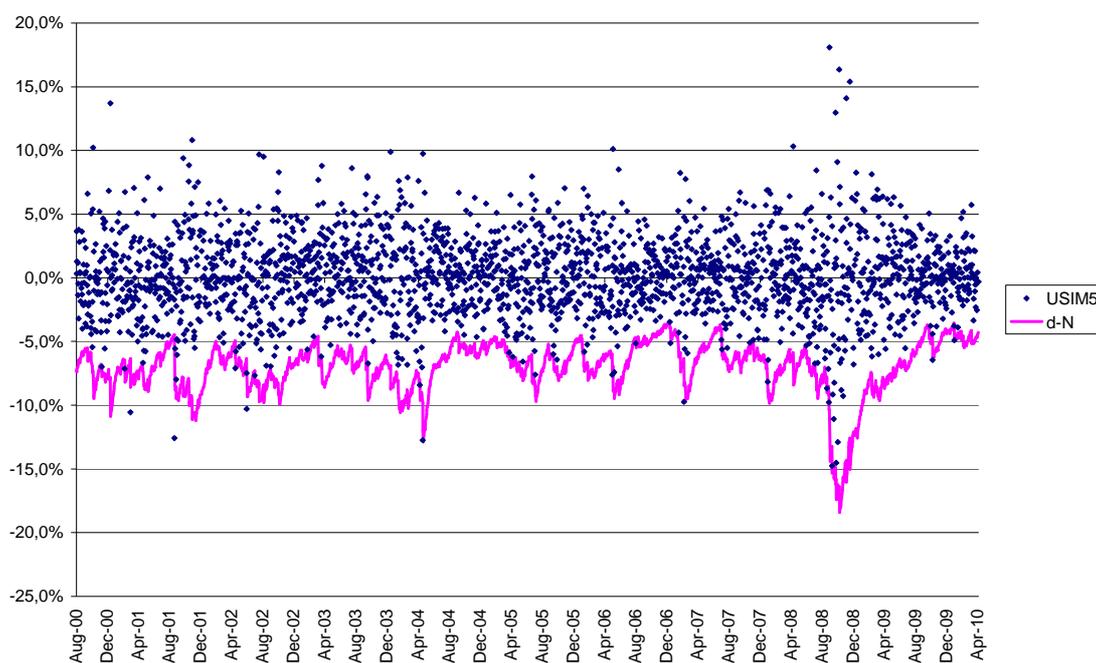
Tabela 5 - Delta Normal amostra completa (IBOV)

IC	Esperado	IBOV
90%	239	227
95%	120	133
97,5%	60	78
99%	24	36
99,5%	12	23

O Índice foi violado com mais frequência do que os ativos sozinhos, mas ele também segue o padrão encontrado para os dois grupos: quanto maior o intervalo de confiança, pior o funcionamento do modelo.

Um ativo que se comportou de forma parecida à média foi Usiminas (USIM5), e, por esta razão, viu-se a utilidade de se construir um gráfico ilustrando seu comportamento, com um intervalo de 99%:

Gráfico 6 – VaR versus retornos efetivos USIM5 (amostra completa)



Aqui o modelo parece ter se comportado razoavelmente bem, afinal permite-se 24 violações e observa-se 25. É visível também que os maiores retornos em módulo se encontram no segundo semestre de 2008, no auge da crise.

3.2 Período de Crise (2008)

Analisando agora somente o segundo semestre de 2008, período que abrange as datas de 01/07/2008 à 30/12/2008, ou seja, 126 dias em que houve pregão no mercado, esperava-se que houvesse uma grande concentração de violações, dado o surto de volatilidade presente na época. Para verificar esta afirmação, testes foram feitos nos moldes dos primeiros. Para o grupo da liquidez obtivemos:

Tabela 6 – Delta Normal segundo semestre 2008 (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	13	23	16	12	18	13	19	18	13	17
95%	6	11	10	4	9	8	13	11	9	9
97,5%	3	6	9	2	7	3	6	8	6	6
99%	1	1	4	1	5	2	3	5	3	3
99,5%	1	0	3	1	1	1	2	1	1	1

Confirmando a hipótese, na média, houve violações acima do permitido para todos os intervalos de confiança testados. O mesmo se observou no grupo ilíquido:

Tabela 7 - Delta Normal segundo semestre 2008 (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPL6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	13	12	17	13	17	13	12	16	14
95%	6	4	8	5	6	7	11	12	8
97,5%	3	3	6	1	5	4	6	6	4
99%	1	3	4	1	4	2	4	1	3
99,5%	1	3	3	1	3	1	3	0	2

Para o IBOV, chega-se ao mesmo resultado, o que indica que o *VaR* Delta Normal não se comporta bem em situações de crise, havendo necessidade de mudanças em suas premissas.

Tabela 8 - Delta Normal segundo semestre 2008 (IBOV)

IC	Esperado	IBOV
90%	13	18
95%	6	14
97,5%	3	8
99%	1	4
99,5%	1	1

4. VaR Histórico

O VaR Histórico é calculado através da observação dos retornos passados dos ativos. Ele é simplesmente a primeira maior perda permitida pelo nível de confiança, ou seja, para uma amostra de 160 dias, por exemplo, e um intervalo de 95%, tem-se como VaR a 9º pior perda (visto que 5% de 160 é 8).

Para esta parte dos testes, começa-se usando como base 160 dias para depois utilizar-se 252. Também se faz uso de dois tipos de janelas, uma onde o período é fixo e vai seguindo os dados sempre com o mesmo número de dias e outra onde o primeiro dado utiliza uma janela e esta vai aumentando com o tempo, ou seja, onde o primeiro dado use 160 dias, no dia seguinte 161, após 162 e por aí adiante.

4.1 Amostra Completa (2000 – 2010)

A primeira possibilidade a ser testada é uma janela fixa de 160 dias. Foram obtidos resultados surpreendentes ao verificar que houve muitas violações, até para níveis de confiança mais baixos. Para os dois diferentes grupos:

Tabela 9 - Janela fixa 160 dias amostra completa (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	239	249	252	257	239	239	241	643	253	297
95%	120	137	138	130	140	136	144	321	141	161
97,5%	60	76	78	78	89	82	82	173	81	92
99%	24	42	37	42	47	42	40	69	44	45
99,5%	12	27	24	28	29	30	28	41	34	30

Tabela 10 - Janela fixa 160 dias amostra completa (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPLE6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	239	242	236	259	250	249	240	242	245
95%	120	128	129	137	121	143	144	125	132
97,5%	60	75	76	81	75	85	86	72	79
99%	24	36	41	40	41	47	41	35	40
99,5%	12	26	24	27	27	30	25	25	26

Isto pode ser explicado pelo fato de 160 dias serem uma amostra relativamente pequena para se induzir uma distribuição de retornos e, como a janela não aumenta, ela será sempre pequena. Sendo assim, pode-se ver que ao utilizar o *VaR* Histórico, devemos ter muito cuidado ao escolher o número de dias a ser levado em conta.

Outra possibilidade pensada foi fazer uso de uma janela que cresce com o tempo, de 160 dias para o primeiro *VaR* calculado e a cada novo dia, acrescentando um dia à janela. Pode-se ver pelas tabelas abaixo que tal característica aumenta o poder preditivo do *VaR*, se comparado à janela fixa.

Tabela 11 - Janela móvel 160 dias amostra completa (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	239	237	246	209	242	202	226	641	235	280
95%	120	124	142	111	134	95	120	314	122	145
97,5%	60	79	80	60	76	47	69	143	72	78
99%	24	32	39	33	36	20	28	59	34	35
99,5%	12	26	16	22	21	12	16	38	26	22

Tabela 12 - Janela móvel 160 dias amostra completa (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPLE6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	239	173	176	245	204	213	210	186	201
95%	120	83	98	125	108	105	109	95	103
97,5%	60	39	55	65	53	54	51	44	52
99%	24	17	28	30	15	23	24	23	23
99,5%	12	9	17	12	9	11	10	14	12

Uma característica interessante que se pode observar é que, com exceção de BRKM5, os ativos menos líquidos se comportaram muito bem de acordo com este modelo. Apresentaram muito menos violações que o primeiro grupo. Isto se dá devido à presença de maior volatilidade em ativos ilíquidos em tempos normais quando comparados a ativos líquidos. Isto pode ser visto através dos gráficos mostrados anteriormente relativos às volatilidades para os dois grupos no período analisado. O fato deles já terem em sua amostra uma maior volatilidade permite que seu *VaR* esteja melhor preparado para momentos de estresse.

Como se acredita que uma janela de 160 dias seja insuficiente, foi testado também se olhando para 252 dias anteriores ao *VaR* calculado. Com uma janela fixa, tem-se:

Tabela 13 - Janela fixa 252 dias amostra completa (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	239	234	237	236	222	226	222	620	237	279
95%	120	125	127	132	127	129	134	323	131	154
97,5%	60	66	71	75	75	71	76	159	72	83
99%	24	33	32	37	37	38	37	68	38	40
99,5%	12	23	19	27	29	26	22	41	28	27

Tabela 14 - Janela fixa 252 dias amostra completa (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPL6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	239	226	218	239	228	237	228	225	229
95%	120	118	118	134	115	123	126	119	122
97,5%	60	63	69	64	64	77	73	63	68
99%	24	31	36	35	29	36	36	31	33
99,5%	12	20	18	24	16	23	23	17	20

É observada uma melhora quando comparado à janela de 160 dias, porém ainda têm-se muitas violações. Deve-se ressaltar também que a média dos ativos mais líquidos está poluída por CSNA3, que apresenta números muito grandes de violações, como 620 no caso de um intervalo de confiança de 90%.

Utilizando-se de uma janela crescente, esperar-se-ia que o poder preditivo do modelo aumentasse que foi o que de fato ocorreu:

Tabela 15 - Janela móvel 252 dias amostra completa (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	239	230	242	204	228	195	215	622	226	270
95%	120	120	141	109	126	93	117	307	118	141
97,5%	60	77	80	60	72	46	66	140	69	76
99%	24	31	39	33	34	20	27	58	32	34
99,5%	12	25	16	22	20	12	16	38	25	22

Tabela 16 - Janela móvel 252 dias amostra completa (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPL6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	239	166	171	236	195	205	202	180	194
95%	120	80	95	122	103	102	106	91	100
97,5%	60	37	53	64	50	52	50	43	50
99%	24	16	28	30	15	23	24	22	23
99,5%	12	9	17	12	9	11	10	13	12

Novamente os ativos menos líquidos levam vantagem devido à sua maior volatilidade na série histórica. Assim como na janela crescente de 160 dias, este grupo não apresentou nenhuma violação além das permitidas na média.

4.2 Período de Crise (2008)

Para o período que abrange o segundo semestre de 2008, estopim da crise, testou-se da mesma forma os diferentes tipos de *VaR* Histórico começando pela janela fixa de 160 dias, obtendo-se o seguinte resultado:

Tabela 17 - Janela fixa 160 dias segundo semestre 2008 (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	13	28	23	25	27	25	29	52	26	29
95%	6	20	15	19	18	18	18	42	17	21
97,5%	3	11	10	12	14	15	13	33	13	15
99%	1	8	6	8	9	9	10	23	10	10
99,5%	1	5	3	5	6	7	6	18	8	7

Pode-se observar a magnitude das violações acima do permitido para este período. Na média, considerando um intervalo de confiança de 99,5%, o *VaR* Histórico na crise para uma janela fixa de 160 dias foi violado 1051% a mais do que o previsto!

Para o grupo menos líquido, como já foi verificado para as outras variações do *VaR* Histórico, obteve-se um resultado melhor, porém ainda assustador, com as violações chegando à 512% do previsto para 99,5%:

Tabela 18 - Janela fixa 160 dias segundo semestre 2008 (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPL6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
----	----------	-------	------	-------	-------	-------	-------	-------	-------

90%	13	20	25	25	19	23	20	18	21
95%	6	12	18	15	9	18	14	11	14
97,5%	3	9	11	10	7	11	11	8	10
99%	1	3	9	7	5	5	4	5	5
99,5%	1	3	5	3	5	4	3	4	4

Curiosamente, ao testar-se com uma janela aumentando com o tempo, e começando com 160 dias, encontrou-se uma piora em relação à janela fixa, o que pode ser explicado através de, pelo fato do período analisado ser relativamente curto e com grande volatilidade, um modelo com uma janela menor captando essa volatilidade apresenta resultados melhores. Um modelo que leve em consideração somente o período da crise irá apresentar um melhor desempenho do que aquele que também considera um período anterior a ela, com menores níveis de variância dos retornos. Dessa forma, tem-se:

Tabela 19 - Janela móvel 160 dias segundo semestre 2008 (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	13	28	25	27	28	29	29	52	27	31
95%	6	19	18	20	21	18	20	43	21	23
97,5%	3	13	11	15	14	15	17	32	14	16
99%	1	7	6	9	12	12	10	27	8	11
99,5%	1	7	3	8	8	7	6	19	8	8

Tabela 20 - Janela móvel 160 dias segundo semestre 2008 (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPL6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	13	17	27	23	17	24	20	20	21
95%	6	12	19	15	11	18	11	11	14
97,5%	3	8	13	12	8	13	8	7	10
99%	1	5	10	8	5	5	5	7	6
99,5%	1	3	5	5	5	3	3	5	4

Ainda assim, é considerado um resultado inaceitável, dado que foi, assim como todos os modelos de *VaR* Histórico testados para o segundo semestre de 2008, violados consideravelmente mais vezes do que o permitido para todos os níveis de confiança.

Como última tentativa de se achar uma variação do *VaR* Histórico que tenha se comportado bem durante a crise, voltou-se para uma janela maior, de 252 dias, que parece ter funcionado bem para melhorar o poder de previsão quando considera-se o período todo.

Tabela 21 - Janela fixa 252 dias segundo semestre 2008 (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	13	31	25	26	31	28	32	52	28	32
95%	6	20	17	20	21	19	22	43	20	23
97,5%	3	13	11	16	17	15	17	33	14	17
99%	1	8	6	9	12	12	10	26	8	11
99,5%	1	7	3	8	8	8	7	20	8	9

Tabela 22 - Janela fixa 252 dias segundo semestre 2008 (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPL6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	13	21	27	25	17	26	20	20	22
95%	6	12	18	16	12	19	13	9	14
97,5%	3	8	13	12	8	14	8	8	10
99%	1	5	7	7	5	5	5	7	6
99,5%	1	3	5	5	4	3	4	5	4

Aqui mais uma surpresa, na medida em que ao usarmos 252 dias ao invés de 160, tem-se uma piora nos resultados. Acredita-se que isso se deve novamente ao fato de um modelo sendo analisado em um curto período de grande volatilidade responde melhor a uma janela menor de tempo, seja ela menor, pois é fixa ou porque engloba um menor número de dias.

Com isso em mente, deveríamos esperar que, ao mudarmos a janela de forma que ela aumente após a primeira de 252 dias, os resultados ficassem ainda piores, que foi o que de fato aconteceu, com exceção do grupo ilíquido, que não apresentou mudanças significativas:

Tabela 23 – Janela móvel 252 dias segundo semestre 2008 (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	13	31	26	27	33	31	37	53	29	33
95%	6	23	19	21	24	19	25	44	21	25
97,5%	3	15	13	19	17	16	17	34	16	18
99%	1	8	6	11	14	12	10	27	8	12
99,5%	1	7	3	8	9	9	9	20	8	9

Tabela 24 - Janela móvel 252 dias segundo semestre 2008 (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPLE6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	13	22	27	25	18	27	20	20	23
95%	6	13	17	18	12	20	14	9	15
97,5%	3	9	13	12	8	14	8	7	10
99%	1	6	7	5	5	6	6	4	6
99,5%	1	3	5	3	4	3	5	2	4

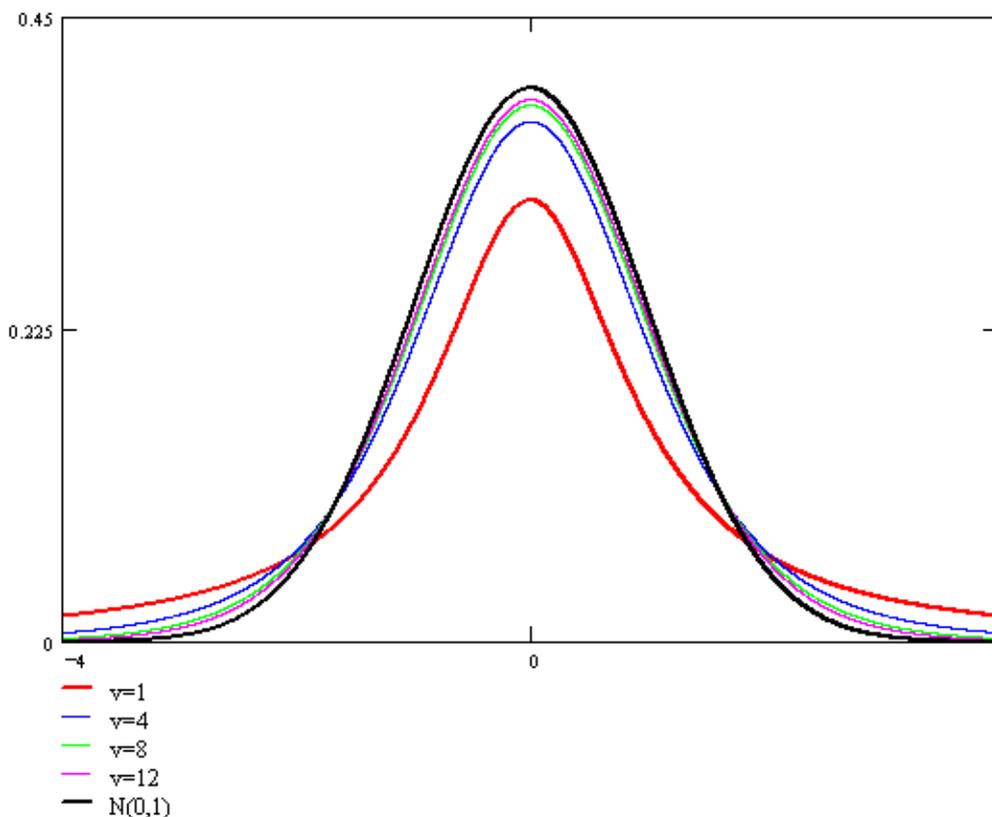
Assim como o *VaR* Delta Normal, o *VaR* Histórico apresentou na média violações maiores do que esperadas para todos os intervalos de confiança analisados no período que abrange o segundo semestre de 2008. No entanto, alguns ativos no Delta Normal se comportaram bem para certos intervalos, o que não ocorreu no Histórico, evidenciando o melhor comportamento do Delta Normal frente ao Histórico em momentos de crise.

É preciso dizer, porém, que ambos tiveram resultados piores do que o esperado e sugerir um novo tipo de premissa que possibilite uma melhora nos modelos. Com isso dito, apresenta-se a distribuição t de Student.

5. *t* de Student

A distribuição *t* de Student é, assim como a Normal, uma distribuição de probabilidade teórica e simétrica. É semelhante à curva Normal padrão, porém com caudas mais largas, ou seja, uma *t* de Student permite valores mais extremos que uma normal. Ela apresenta também menores probabilidades para valores ao redor da média, onde a Normal é mais pesada. O que define e caracteriza a forma de uma *t* de Student é um único parâmetro ν que corresponde ao seu número de graus de liberdade. Quanto maior for esse parâmetro, mais próxima da Normal ela será. Para ilustrar as diferenças entre as duas distribuições, tem-se um gráfico com a curva normal e 4 diferentes *t* de Student, diferenciadas pelo seu número de graus de liberdade.

Gráfico 7 – *t* de Student versus Normal¹⁸



¹⁸ WITKOWSKI, Konrad: *t* - Student's distribution: density functions for several values of degree of freedom parameter ν compared to standardized normal distribution $N(0,1)$. Disponível em: <<http://pt.wikipedia.org/wiki/Ficheiro:TStudent.png>>. Acesso em 23 de maio de 2010.

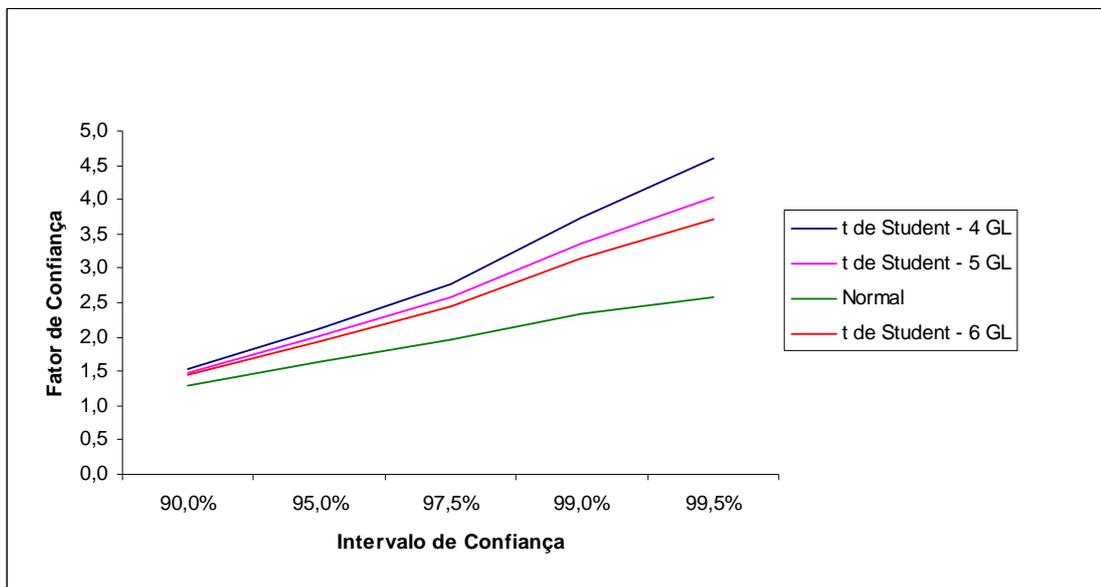
Pode-se confirmar pelo gráfico que, com muitos graus de liberdade, a *t* de Student se aproxima muito de uma distribuição Normal. Este tipo de distribuição parece ser interessante para analisar retornos de ativos financeiros, pois ela dá uma probabilidade maior para eventos na sua cauda esquerda, foco dos modelos de *VaR*, significando uma menor violação dos modelos testados, que, como viu-se anteriormente, foram violentamente rejeitados durante o período de estresse que observou-se no segundo semestre de 2008.

A metodologia a ser utilizada para se calcular o *VaR* utilizando uma distribuição *t* de Student é similar ao *VaR* Delta Normal, porém fazendo-se uso de um fator de confiança diferente, associado à nova distribuição. Este fator de confiança é naturalmente maior, dado um intervalo de confiança.

O importante aqui é escolher o número de graus de liberdade a ser usado. De acordo com Jorion, em seu livro *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*, de 2007, para ativos financeiros lineares, como ações, o ideal é considerar 6 graus de liberdade. No entanto, em seu livro mais recente, *Financial Risk Manager Handbook*, escrito com conhecimento da crise (2009), já admite usar de 4 a 5, dando à distribuição caudas mais largas.

Sendo assim, tem-se um gráfico evidenciando-se as diferenças entre os fatores de confiança quando se usa uma Normal, uma *t* de Student com 4, 5 ou 6 GL:

Gráfico 8 – Comparação entre as diferentes distribuições



Com o grau de liberdade e intervalo de confiança escolhidos, associa-se a eles o seu fator de confiança:

Tabela 25 – Fatores de confiança dado intervalo e graus de liberdade

IC	Graus de Liberdade									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
90%	3.078	1.886	1.638	1.533	1.476	1.440	1.415	1.397	1.383	1.372
95%	6.314	2.920	2.353	2.132	2.015	1.943	1.895	1.860	1.833	1.812
97,50%	12.706	4.303	3.182	2.776	2.571	2.447	2.365	2.306	2.262	2.228
99%	31.821	6.965	4.541	3.747	3.365	3.143	2.998	2.896	2.821	2.764
99,50%	63.657	9.925	5.841	4.604	4.032	3.707	3.499	3.355	3.250	3.169

E utiliza-se a mesma fórmula do Delta Normal para calcular o *VaR*:

$$VaR = Vol \cdot FC$$

5.1 Amostra Completa (2000 – 2010)

Como primeiro teste, 4 graus de liberdade foram usados e, naturalmente, devido ao grande fator de confiança a eles associado, esperava-se um pequeno número de violações, que foi o que de fato ocorreu:

Tabela 26 – Amostra completa com 4 GL (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	239	139	126	113	136	124	136	117	118	126
95%	120	53	46	31	46	38	39	41	35	41
97,5%	60	22	10	12	11	14	11	11	6	12
99%	24	5	3	4	2	1	2	2	1	3
99,5%	12	0	2	0	0	0	1	0	0	0

Tabela 27 – Amostra completa com 4 GL (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPLE6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	239	129	122	132	129	123	126	124	126
95%	120	38	35	41	48	47	44	33	41
97,5%	60	13	13	18	20	18	12	12	15
99%	24	2	3	2	4	5	5	2	3
99,5%	12	1	0	1	1	1	1	1	1

Tabela 28 – Amostra completa com 4 GL (IBOV)

IC	Esperado	IBOV
90%	239	165
95%	120	58
97,5%	60	15
99%	24	3
99,5%	12	2

Apesar da grande segurança que este tipo de modelo oferece, é preciso também evidenciar a falta de realismo que o acompanha. Com um número pequeno de graus de liberdade, irá se calcular um valor muito alto para o *VaR*, superestimando o mesmo a ponto de não ser vantajoso utilizá-lo.

Com isto em mente, pode-se aumentar o grau de liberdade de modo a tornar o modelo mais realista. Os resultados obtidos ao fazer-se uso de 5 graus ao invés de 4 foram mais interessantes, porém ainda demonstraram espaço para aumentar-se ainda mais o número de graus, devido ao pequeno número de violações frente às permitidas pelos intervalos de confiança.

Tabela 29 – Amostra completa com 5 GL (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	239	159	139	133	148	139	151	130	132	141
95%	120	60	57	39	55	43	48	50	47	50
97,5%	60	26	16	14	16	19	15	13	11	16
99%	24	11	4	4	4	4	3	3	2	4
99,5%	12	2	3	3	1	0	1	0	0	1

Tabela 30 – Amostra completa com 5 GL (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPL6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	239	144	134	147	142	142	139	131	140
95%	120	44	43	48	60	55	54	42	49
97,5%	60	20	18	25	27	25	19	13	21
99%	24	6	5	7	6	9	6	4	6
99,5%	12	1	2	1	3	4	3	1	2

Tabela 31 – Amostra completa com 5 GL (IBOV)

IC	Esperado	IBOV
90%	239	179
95%	120	71
97,5%	60	23
99%	24	7
99,5%	12	2

Fica claro que ainda pode-se escalar mais a tabela de graus de liberdade, passando assim para o número 6, sugerido por Jorion como ideal para ativos lineares como os que estão sendo estudados (ações).

Ao fazer-se uso de 6 graus de liberdade, continua-se a caminhar na direção certa, de diminuir a superestimação do risco associado a um alto valor de *VaR*, porém ainda observa-se uma grande “gordura” a ser queimada para se chegar ao valor mais realista.

Tabela 32 – Amostra completa com 6 GL (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	239	171	151	144	163	153	159	147	138	153
95%	120	71	65	43	61	51	54	56	53	57
97,5%	60	33	21	17	22	23	18	16	15	21
99%	24	12	6	6	7	6	5	6	3	6
99,5%	12	7	3	4	2	2	2	2	1	3

Tabela 33 - Amostra completa com 6 GL (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPLE6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	239	158	142	160	149	148	150	137	149
95%	120	51	50	58	64	64	63	57	58
97,5%	60	22	22	30	29	27	22	18	24
99%	24	8	7	10	11	12	7	6	9
99,5%	12	2	3	2	4	5	5	2	3

Tabela 34 - Amostra completa com 6 GL (IBOV)

IC	Esperado	IBOV
90%	239	186
95%	120	80
97,5%	60	29
99%	24	11
99,5%	12	3

É importante ressaltar que os modelos apresentam “folgas” quando se analisa o período inteiro, mas não necessariamente se comportará da mesma forma quando se deparar com um período de estresse, fato a ser verificado a seguir.

5.2 Período de Crise (2008)

Já se observou que no segundo semestre de 2008 é onde se encontra o maior número de violações dos modelos Delta Normal e Histórico, sendo assim o maior desafio para o modelo modificado sendo testado neste capítulo. Tendo respondido bem na amostra completa, porém superestimando o risco, há de se verificar se os graus de liberdade sendo

testados são sim suficientes para um bom modelo em tempos de crise, estimando com eficiência o risco.

Para o semestre analisado, utilizando-se de 4 graus de liberdade, já há de se notar uma proximidade maior das violações ocorridas às permitidas, fato não ocorrido para a amostra completa.

Tabela 35 – Segundo semestre 2008 com 4 GL (ativos líquidos)

IC	Esperado	PETR4	VALE5	ITUB4	GGBR4	BBDC4	USIM5	CSNA3	BBAS3	Média
90%	13	13	11	6	11	10	14	13	10	11
95%	6	6	6	1	6	2	5	6	4	5
97,5%	3	0	1	1	0	1	0	1	1	1
99%	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
99,5%	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabela 36 - Segundo semestre 2008 com 4 GL (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPLE6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	13	8	10	6	9	9	11	13	9
95%	6	3	5	1	5	4	6	3	4
97,5%	3	3	1	1	3	1	1	0	1
99%	1	0	0	1	0	1	0	0	0
99,5%	1	0	0	1	0	0	0	0	0

Tabela 37 - Segundo semestre 2008 com 4 GL (IBOV)

IC	Esperado	IBOV
90%	13	14
95%	6	5
97,5%	3	1
99%	1	0
99,5%	1	0

Fica a pergunta se ao se aumentar para 5 graus, haverá violações. Dado esta indagação, testa-se também para essa característica da distribuição t de Student e obtêm-se os seguintes resultados:

Tabela 42 - Segundo semestre 2008 com 6 GL (ativos ilíquidos)

IC	Esperado	VIVO4	CPL6	BRKM5	LIGT3	UGPA4	CRUZ3	TBLE3	Média
90%	13	9	13	10	10	9	12	15	11
95%	6	3	6	1	5	4	6	6	4
97,5%	3	3	3	1	3	1	4	1	2
99%	1	1	1	1	1	1	0	0	1
99,5%	1	0	0	1	0	1	0	0	0

Tabela 43 - Segundo semestre 2008 com 6 GL (IBOV)

IC	Esperado	IBOV
90%	13	15
95%	6	8
97,5%	3	2
99%	1	1
99,5%	1	0

De fato, aqui se começa a observar violações além das permitidas em média, e com isso vem o perigo que resultou nas falhas dos modelos comumente usados, mesmo que tais violações tenham se concentrado no índice IBOV. Mas, mesmo num período conturbado como a crise do *sub-prime*, o modelo usando-se uma t de Student com 6 graus de liberdade não apresentou falhas espetaculares como o Histórico ou o Delta Normal, levando-nos a conclusão de que este modelo pode sim ser útil e, a ferramenta de uma nova distribuição pode ajudar a corrigir alguns pressupostos equivocados hoje aceitos.

Conclusão

Ao final do trabalho, como dito anteriormente, pretendia-se fazer inferências sobre os diferentes modelos testados de maneira a estimular seu desenvolvimento para que o risco fosse mais bem quantificado no futuro.

Após longos testes, foi-se verificado, como era esperado, que os modelos comumente usados de *VaR* Delta Normal e Histórico foram violentamente expostos na crise de 2008, ao apresentarem violações muito acima do permitido. Isto explica parte do despreparo de instituições financeiras e não-financeiras na forma de manutenção de capital para lidar com uma crise de grandes proporções.

Tentou-se corrigir este problema com uma mudança nas premissas do modelo Delta Normal, e justamente ao não assumir que a distribuição de retornos de ativos segue um padrão gaussiano normal, mas sim uma *t* de Student, obteve-se um resultado melhor, na medida em que o *VaR* calculado nunca ultrapassou o número de violações permitidas para um dado intervalo de confiança para a amostra completa. Para o período da crise, funcionou bem com 4 e 5 graus de liberdade, chegando a ser levemente violado com 6.

O grande problema aqui é o *trade-off* entre estar protegido de movimentos violentos e superestimar o risco em situações ditas normais. Infelizmente, este dilema parece ser difícil de se resolver, apresentando assim barreiras ao trabalho de acadêmicos e profissionais de risco. A modificação por mim proposta funcionou bem na crise, porém na amostra completa daria uma sensação de um valor grande em risco que talvez fosse superestimado. Dado que um evento raro é difícil de se prever, acredito que tal valor seja sim útil, pois se uma instituição tomasse medidas para se proteger de perdas calculadas pela *t* de Student, a mesma nunca se veria em dificuldades, nem mesmo em tempos de crise.

No entanto, é compreensível que grandes instituições não queiram divulgar um número grande de *VaR*, para não causar alarde em seus investidores, muitas vezes não familiarizados com as métricas dos modelos. Aí se encontra mais uma dificuldade.

Por fim, deve-se lembrar que a função de um modelo é auxiliar o entendimento da realidade, porém nunca será de fato igual à mesma. Desta forma, há de se incluir certa subjetividade na análise de risco, não confiando cegamente nos números e buscando sempre o desenvolvimento contínuo para que os métodos não fiquem ultrapassados. Espera-se que o trabalho apresentado, ao levantar questões e ideias acerca do tema, tenha representado um passo neste rumo.

Referências Bibliográficas

AMBACHTSHEER, Keith. *Rethinking Risk Management and Measurement*. Toronto: KPA Advisory Letter, September 2002.

BERNSTEIN, Peter L. *Against the Gods: The Remarkable Story of Risk*. John Wiley & Sons Inc., 1996.

DORNBUSCH, Rudiger. *After Asia: New Directions for the International Financial System, working paper*. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1998.

FAMA, Eugene F. *The Behavior of Stock Market Price*, 1965. Disponível em <http://stevereads.com/papers_to_read/the_behavior_of_stock_market_prices.pdf>. Acesso em 22 de abril de 2010.

GARCIA, Márcio G. P. *Risco e Regulação*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2010.

HALLERBACH, Winfred. *Decomposing Portfolio Value-at-Risk: A General Analysis*, 1999. Disponível em <<http://www.smartquant.com/references/VaR/var48.pdf>>. Acesso em 22 de abril de 2010.

HULL, John. *Options, Futures, and Other Derivatives*. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 2005.

J.P. MORGAN. *Introduction to RiskMetrics, Third Edition*. Nova Iorque, 1995.

JORION, Phillipe. *Financial Risk Manager Handbook*. Nova Iorque: Wiley Finance, 2009.

JORION, Phillipe. *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*. Nova Iorque: McGraw-Hill, 2007.

LEESON, Nicholas. *Rogue Trader: How I Brought Down Barings Bank and Shook the Financial World*. Boston: Little Brown, 1996.

MANDELBROT, Benoit & HUDSON, Richard L. *The (Mis)Behaviour of Markets: A Fractal View of Risk, Ruin and Reward*. Basic Books, 2004.

MARKOWITZ, Harry. *Portfolio Selection*. In: *Journal of Finance*, Vol. 7, no. 1. Nova Iorque, 1952. pp. 77-91. Disponível em <<http://www.gacetafinanciera.com/TEORIARIESGO/MPS.pdf>>. Acesso em 18 de março de 2010.

SENIOR SUPERVISORS GROUP. *Risk Management Lessons from the Global Banking Crisis of 2008*. Disponível em <<http://www.sec.gov/news/press/2009/report102109.pdf>>. Acesso em 7 de maio de 2010.

TALEB, Nassim Nicholas. *The Black Swan: The Impact of the Highly Improbable*, Second Edition. New York: Random House Trade Paperbacks, 2010. 444 p.

THE ECONOMIST. *The Gods Strike Back*. Edição de 11 de fevereiro de 2010. Disponível em <<http://www.ssc.wisc.edu/~cengel/Econ666/Reading6.pdf>>. Acesso em 4 de abril de 2010.

WITKOWSKI, Konrad. *T - Student's distribution: density functions for several values of degree of freedom parameter ν compared to standardized normal distribution $N(0,1)$* . Disponível em: <<http://pt.wikipedia.org/wiki/Ficheiro:TStudent.png>>. Acesso em 23 de maio de 2010.