

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO

Análise Dos Retornos Diários Do Índice Bovespa Sob Uma Ótica
Não Linear

Tiago de Castro Costa
Nº. da Matrícula: 1013180

Orientadora: Maria de Nazareth Maciel

Dezembro de 2013

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO

Análise Dos Retornos Diários Do Índice Bovespa Sob Uma Ótica
Não Linear

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.

Tiago de Castro Costa
Nº. da Matrícula: 1013180

Orientadora: Maria de Nazareth Maciel

Dezembro de 2013

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

“... Vou colocar isso de outra forma: teremos menos crises, mas elas serão mais graves. Quanto mais raro o evento, menos sabemos sobre sua probabilidade. Isso significa que sabemos cada vez menos a respeito da possibilidade de uma crise.”

Trecho do livro: *The Black Swan* de Nassim Nicholas Taleb

Sumário

Índice de Gráficos.....	5
1 – Motivação.....	6
2 – Revisão de Literatura.....	8
2.1– A Análise dos Retornos.....	10
2.2– A Não Linearidade.....	11
2.3– As Consequências.....	13
3 – A Bolsa de Valores de São Paulo e o Índice Bovespa.....	15
3.1 – Histórico.....	15
3.2 – Índices de Bolsas de Valores.....	16
3.2.1 – Índices pelo Mundo.....	18
3.2.2 – Índices no Brasil.....	19
3.2.2.1 – O Ibovespa.....	20
3.3 – A Escolha do Ibovespa.....	21
4 – Gerência de Risco.....	22
4.1 – VaR (Value at Risk).....	22
4.1.1 – Forma de Cálculo.....	23
4.1.2 – Críticas.....	25
5 – Estudo da Distribuição dos Retornos Diários do Ibovespa.....	26
5.1 – As Etapas.....	27
5.2 – Distribuição Histórica Vs Distribuição Normal.....	29
5.3 – Comparação dos Desvios.....	30
6 – A Análise dos Retornos Diários do Índice Bovespa sob uma Ótica Não Linear.....	32
6.1 – Leis de Potência Vs Distribuições Gaussianas.....	32
6.2 – Eventos de Grande Intensidade.....	34
6.2.1 – Momento e Amplitude dos Grandes Eventos.....	34
6.3 – Não Linearidade dos Eventos.....	35
6.3.1 – Teoria do Caos.....	36
6.3.1.1 – Efeito Borboleta.....	37
7 – Considerações Finais.....	38
Bibliografia.....	40

Índice de Gráficos

Gráfico 1: Desempenho da Bolsa desde 94.....	27
Gráfico 2: Estimação do formato da distribuição.....	28
Gráfico 3: Comparação entre a distribuições histórica e normal.....	29
Gráfico 4: Comparação dos desvios em relação à média.....	31

Capítulo 1

Motivação

Em 19 de outubro de 1987 os mercados financeiros em todo o mundo viveram um dia de extrema tensão. Naquela segunda feira as bolsas de todo o mundo despencaram e o índice Dow Jones (DJIA) caiu 508 pontos atingindo o patamar de 1738,74 pontos. Tamanho tombo representava uma baixa de 22,61%. Foi a maior queda da história do índice em um único dia.

São eventos como a “*Black Monday*”, como posteriormente ficou conhecido este dia, que colocam em dúvida o quanto conhecemos do mercado financeiro. As perdas decorrentes de dias como esses e suas drásticas consequências para a economia evidenciam a fragilidade da nossa capacidade preditiva e dos nossos controles de risco.

São os raros eventos de grande impacto que nos fazem querer entender o porquê e o quanto estamos vulneráveis a dias como esse. Nossos modelos gaussianos de análise de risco subestimam a probabilidade de que dias como esse aconteçam. Eles não foram capazes de prever uma queda de magnitude tão extraordinária. E nunca serão.

“Se o mundo das finanças fosse gaussiano, um episódio como a quebra da Bolsa (mais do que vinte desvios padrões) aconteceria uma vez a cada muitos bilhões de vezes o tempo de vida do universo.” Escreveu Nassim Nicholas Taleb, em seu livro, *The Black Swan*. Porém, não foram poucos os dias de extrema volatilidade que os *traders*, operadores da bolsa de valores, de todo o mundo viveram.

As grandes variações que pegam a todos de surpresa não são tão raras na prática quanto os modelos de risco preveem. Isso nos leva a diversas questões: Por que dias como esse acontecem? Por que não conseguimos prevêê-los?

Tais respostas não são triviais e serão debatidas ao longo deste trabalho. Mas talvez o caminho para tais respostas esteja na complexidade da economia e dos mercados financeiros, dados os muitos agentes que os compõem e as muitas ações que os influenciam fazendo com que a economia não siga uma linearidade. Ou seja, a economia não possui uma sequência de eventos clara e inequívoca para cada fato gerador.

A não linearidade é objeto de estudo de outras áreas de conhecimento. É preciso aprender com ela, incorporar a não linearidade, a gerência do desconhecido, aos nossos modelos. Talvez o melhor caminho para se entender o mercado financeiro seja estudando o comportamento dos terremotos. O comportamento do mercado financeiro é muito mais próximo do de um terremoto do que se imagina.

É impossível determinar com precisão quando um terremoto irá ocorrer. Também não é possível dizer qual será a sua magnitude. O mesmo vale para avalanches, epidemias e crises financeiras. Ao estudar os terremotos notamos que os de menor magnitude são muito mais frequentes do que os de grande magnitude. Assim também serão os retornos da bolsa de valores onde pequenas oscilações serão muito menos frequentes do que grandes variações.

As grandes variações existem e podem ser muito mais comuns e mais intensas do que nossos modelos são capazes de prever.

Capítulo 2

Revisão De Literatura

A Economia, por ser um campo de estudo muito amplo, abre margem para que conceitos de outras matérias sejam incorporados a si a todo instante. Ao longo dos anos, tamanha abertura permitiu que os grandes avanços da ciência econômica fossem alcançados ao se aplicar métodos e idéias de outros campos de conhecimento. Sendo assim, conseguimos encontrar em muitos modelos econômicos traços característicos de disciplinas como física, matemática, psicologia, entre outros.

No entanto muitos dos modelos que possuímos pressupõem uma sucessão linear de eventos. Essa linearidade muitas vezes não existe na prática. Os modelos costumam apontar para uma previsibilidade das reações, dadas as ações iniciais que estão sendo analisadas, que na realidade podem não existir. Ou seja, os modelos estão programados para tratar todas as reações como previsíveis e inexoráveis, sem abrir margem para que o imprevisível, o improvável, o não linear aconteça.

Um dos motivos apontados para a forte presença da linearidade nos modelos econômicos já consagrados e que seguem sendo aplicados até hoje é, além do fato de terem sido diretamente importados de outros campos de conhecimento como a engenharia ou a física e incorporados à ciência econômica, o momento em que eles foram desenvolvidos.

Muitos de nossos modelos econômicos foram desenvolvidos após as Crises do Petróleo. Durante essa época pós-crise, os períodos de instabilidade econômica não se mostraram tão drásticos e nem tão prolongados quanto anteriormente. Esses anos de estabilidade econômica ficaram conhecidos como o período da Grande Moderação e perdurou de meados da década de 80 até 2007.

A estabilidade econômica deste período era tamanha que havia uma forte crença de que os impactos econômicos estariam dentro de uma variância bem definida. Com uma variância bem definida, era possível modelá-la. Portanto, foi nesse cenário que se desenvolveram e popularizaram diversos modelos econômicos. A crença que pairava sobre os estudos econômicos da época era a de que a economia respeitava tão bem o que fora modelado que não havia motivos para temer grandes surpresas. Ainda que algumas crises como a de 2001 nos EUA e 2000 na Argentina tenham chegado a causar alvoroço nos mercados e começado a levantar suspeitas sobre a nossa capacidade de prever os movimentos da economia, elas não se compararam às crises de 1929 ou de 2007.

Como vimos, nossas modelagens econômicas são criadas de forma a crer que os eventos futuros irão respeitar algum determinado padrão, seja ele histórico ou fruto de previsões estatísticas. Tais modelos não atribuem o devido peso à probabilidade de ocorrência de eventos extremos, improváveis. Os eventos extremos possuem probabilidade de ocorrência estimada a praticamente zero. Se eventos futuros irão respeitar o padrão modelado, há a possibilidade de se fazer previsões para o futuro dentro de uma margem de erro. No entanto, a presença de eventos extremos, que fujam ao padrão definido, prejudicam a capacidade preditiva do modelo.

Se analisarmos o mercado financeiro, analisando o seu histórico, é possível, em tese, entender como ele se comporta. Entendendo como ele se comporta, é possível gerar previsões em torno de seus retornos futuros. Assim, ainda que não seja possível prever como o mercado financeiro irá encerrar o pregão do dia seguinte, é possível dizer, com certo grau de certeza um intervalo dentro do qual o pregão do dia seguinte se encerrará. Ou seja, em tese, analisando o mercado através de ferramentas estatísticas, é possível afirmar, por exemplo, que com noventa e nove por cento de certeza a bolsa não subirá ou cairá mais do que dois por cento amanhã. No entanto, é justamente isso que iremos debater. Talvez o mercado financeiro seja complexo demais para poder ser modelado e encarado da forma como costuma ser.

2.1 - A Análise Dos Retornos

Para entender melhor como se comportam os mercados e, a partir daí poder traçar e analisar estratégias de gerenciamento de risco, alguns estudos já foram feitos de forma a ver como se comportam os retornos dos índices das bolsas de valores do mundo todo bem como os retornos de outros ativos. Apesar de já ser difundida a idéia de que os retornos do mercado financeiro não se encaixam perfeitamente no formato de uma distribuição normal, ainda é, em grande maioria, segundo as regras gaussianas que se projetam as distribuições dos retornos desses índices e papéis.

William J. Egan, por exemplo, em seu *paper* publicado em 2007, percebeu que os retornos do S&P 500 não são bem representados por uma distribuição normal nem tampouco por uma distribuição lognormal. Entretanto ele conclui que a utilização da distribuição t estabelece uma aproximação bastante razoável dos retornos do índice. Logo, segundo este autor, todos aqueles que operam no mercado fazendo controle de risco segundo distribuições normais e lognormais estarão mais expostos ao risco do que eles acreditam. Por outro lado, aqueles que fizeram os cálculos com a distribuição t, estarão correndo riscos menores.

Indo além do que concluiu William J. Egan e, em certo sentido inclusive na contramão de sua conclusão, há indícios fortes de que o S&P 500 na verdade não segue nenhuma distribuição gaussiana. É o que nos mostra o resultado de uma outra análise que estuda os retornos percentuais por minuto do S&P 500 desde 1984 até 1989. As mais de um milhão e meio de observações indicam que o risco, ou seja, a chance de que grandes variações ocorram, está sendo significativamente subestimado ao se estimar a distribuição dos retornos como se eles obedecessem o formato de uma distribuição gaussiana. (Mantegna e Stanley, 1995).

Não só notamos que as distribuições gaussianas tendem a subestimar os eventos raros, tornando a análise de risco falha, como também podemos notar que quanto menor o espaçamento de tempo, maior a dificuldade de mensuração do risco se torna. (Guilherme, A. P., 2008). Ou seja, dados de quinze minutos dos percentuais de retorno

se mostram mais distantes de uma distribuição gaussiana do que dados diários, por exemplo.

Provavelmente o formato da distribuição aos quais os retornos do mercado melhor se encaixam é o de uma lei de potência. O Primeiro rascunho de uma lei de potência foi dado pelo economista italiano Vilfredo Pareto. Ao estudar a distribuição de riqueza em seu país, Pareto notou que eventos de grande magnitude são raros e que eventos de menor magnitude são muito mais frequentes. Ele chegou a tal conclusão ao perceber que oitenta por cento da riqueza ficava na mão de apenas vinte por cento da população (Morar, D., 2009).

2.2 - A Não Linearidade

Como dito anteriormente, muitos dos modelos que usamos em economia foram herdados de outras disciplinas e são relativamente antigos. Tais modelos se mostram muito simples no sentido em que preveem reações lineares a impulsos diversos, ou seja, A sempre causa B.

O mercado financeiro, por outro lado é extremamente mutável, complexo e ágil. Isso faz com que seja necessário o constante aprimoramento e desenvolvimento de métodos para uma boa análise empírica dos dados que dispomos (Júnior, E. L. S., 2009). Dessa forma, talvez seja preciso buscar em outras disciplinas novos conceitos que nos ajudem a explorar diversos aspectos ainda obscuros da economia. É preciso buscar novas formas de pensar que nos permitam entender um pouco melhor toda a imprevisibilidade e não linearidade que estão presentes no mercado.

Para ilustrar a não linearidade comumente utilizamos a Teoria do Caos, de Edward N. Lorenz. A teoria diz que, em sistemas dinâmicos complexos, os eventos que sucedem uma ação são não lineares. Não é possível prever com certeza o que irá acontecer. Imagine uma mesa de sinuca, com várias bolas agrupadas na superfície da mesa. Após a primeira batida as bolas irão se espalhar sobre a mesa. Mesmo que você rearrume as bolas no mesmo lugar, bata na bola branca com o mesmo ângulo e mesma intensidade da tacada anterior, as chances das bolas se disporem sobre a mesa na exata

mesma posição da jogada anterior são infinitamente pequenas. Ou seja, o fato de existirem diversas bolas interagindo faz com que, por mais próxima que a segunda tacada do jogador seja da primeira, a resposta ao evento inicial, a tacada, será diferente em cada tentativa.

O Efeito Borboleta é talvez a forma mais comum de ilustrar a Teoria do Caos, onde a batida de asa de uma borboleta pode desencadear em milhares de reações que acabem levando ao surgimento de um furacão do outro lado do mundo.

Pensemos no mercado financeiro e nos milhares de fatores que determinam o seu comportamento o tempo todo. É difícil prever como o mercado irá reagir na abertura do pregão de amanhã dados os milhares de impulsos que ele sofreu hoje. Podemos ir além e encontrar outras dificuldades. Suponhamos que, mesmo que se tenha certeza que uma crise está chegando e que em breve todas as ações irão despencar, é impossível encontrar o momento exato que as ações começam a cair. Não só é impossível determinar o momento em que a crise eclodirá, mas também impossível prever a sua dimensão.

Três físicos uma vez fizeram o experimento de simular o empilhamento de grãos de areia para tentar determinar a partir de qual grão a pilha desmoronava. Eles concluíram que não só era impossível calcular o quanto da pilha iria desmoronar como também eram igualmente impossível precisar o momento em que a torre iria cair (Bak, Tang e Wiesenfeld, 1987).

Sem dúvida o mercado financeiro é um sistema dinâmico e complexo. Por esse motivo é interessante analisá-lo à luz desses conceitos. Existem milhões de variáveis influenciando os preços do mercado a todo o momento. É uma ingenuidade acreditar que é possível compreender o comportamento do mercado.

2.3 - As Consequências

A forma mais popular de gerenciamento de risco é o cálculo do VAR (Value at Risk). No entanto, eles é falho. Os *stress tests*, testes que simulam situações de grande instabilidade do mercado e que são utilizados para entender como os papéis que compõem o portfólio de investimento reagiriam a tais cenários, dependem da memória dos agentes, do pessimismo dos controladores de risco e da aceitabilidade dos gestores (Carneiro, D. D. e BOLLE, M. B., 2008). Da forma como são calculados, os eventos raros, que podem gerar grandes perdas para os investidores, são subestimados pelos gestores conforme a distância em relação a última ocorrência de um evento de grande volatilidade.

O modelo VAR, que começou a ser usado na década de 80, fruto de um requerimento da SEC (Securities Exchange Commission) cuja intenção era dar mais segurança a uma nova classe de ativos que surgiam no mercado, os derivativos (Damodaran, 2007) podem ser calculados por três métodos.

O primeiro deles é o método histórico onde o formato da distribuição é o mesmo da distribuição passada, ou seja, é uma reorganização dos dados já observados do menor para o maior. Esse método presume que o passado irá se repetir. O segundo método é o da variância-covariância. Tal método só precisa da média e do desvio padrão da série, assumindo que o formato dos retornos respeita uma distribuição normal. Por fim, o terceiro método, é o da simulação de Monte Carlo. Esse método é mais elaborado e consiste em se programar cenários hipotéticos onde o computador irá retornar cenários aleatórios do que irá acontecer (Harper, D., 2007).

Como podemos notar, os três métodos assumem que o mercado se comporta segundo um formato de sino. Ou, como na primeira hipótese, que ele irá se repetir. É justamente o oposto disso que as leis de potência nos mostram.

As leis de potência preveem que eventos pequenos são muito comuns e eventos grandes são raros. Porém, como os estudos indicam, e o que os modelos de risco não conseguem prever, é que não só tais eventos são mais comuns do que se imagina como

eles podem assumir qualquer magnitude. Numa distribuição de lei de potencia, a média não possui importância, bem como o desvio padrão. Essa é ideia presente no início do trabalho de D. Đorić, e E. Nikolić-Đoric, de 2011. Eles apontam que a dificuldade de encontrar o formato da distribuição não está em encontrar a média, mas sim a grossura da cauda.

Os eventos de cauda, que são os eventos mais raros, são mais comuns em leis de potência, pois sua distribuição apresenta caudas muito mais grossas do que qualquer distribuição gaussiana. As curvas em formato de sino flutuam em torno da média e a probabilidade de um desvio declina exponencialmente mais rápido a medida que nos afastamos da média. Segundo Nassim Nicholas Taleb “a forma gaussiana tradicional de se ver o mundo começa através do foco no ordinário e depois lida com exceções ou supostos outliers como se fossem ancilares”.

Observando as várias dificuldades que existem para se determinar o formato da distribuição dos retornos dos ativos da bolsa de valores, vemos que é muito difícil criar previsões. Se criadas elas provavelmente serão falhas.

Capítulo 3

A Bolsa De Valores De São Paulo E O Índice Bovespa

Este capítulo busca justificar a escolha do Ibovespa – o Índice Bovespa – para o estudo proposto. Para tanto contaremos a história da Bolsa de Valores de São Paulo mostrando como ela chegou ao seu formato atual. A partir daí entenderemos a importância dos índices para as Bolsas de Valores e seus investidores ao redor do mundo. Por fim, estudaremos o Ibovespa, principal índice da Bovespa, destacando a sua metodologia de cálculo.

3.1 - Histórico

A história da Bolsa de Valores em nosso país teve muitos capítulos. Podemos considerar que ela tem início com a criação da Bolsa de Valores do Rio de Janeiro em 1845. De lá para cá foram muitos os eventos que determinaram a constituição da Bolsa tal como a conhecemos hoje. Apenas em 2008, 163 anos depois da fundação da Bolsa do Rio, a Bolsa de São Paulo se estabeleceu no formato que a conhecemos hoje, como a BM&F Bovespa – Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros. Podemos listar alguns episódios dessa trajetória que se mostraram cruciais para que atingíssemos o formato atual.

Em 1890 foi fundada, em São Paulo, por Emílio Rangel Pestana a Bolsa Livre. Era o primeiro passo para a constituição da bolsa que temos hoje, pois muitos anos depois a Bolsa Livre viria a se transformar na Bovespa. Cinco anos mais tarde, em 1895, seu nome mudou para Bolsa de Fundos Públicos de São Paulo. Finalmente, em 1960 sua denominação foi alterada para Bolsa de Valores de São Paulo. A Bolsa de Valores de São Paulo era uma instituição sem fins lucrativos. Essa forma de estrutura permaneceu inalterada até 2007 quando a Bolsa se transformou em sociedade anônima. (Assaf Neto, 2011)

Outro ano determinante na história da Bolsa foi 2000, quando as 27 Bolsas de Valores espalhadas pelo Brasil firmaram um acordo no qual decidiam se integrar. Dessa forma, passamos a ter todas as negociações de títulos de renda variável centralizados em uma única Bolsa de Valores, em São Paulo. Dois anos após, em 2002 as negociações em bolsa passaram a ser realizadas de forma totalmente eletrônica.

Como fruto das negociações serem integralmente feitas de forma eletrônica a Bolsa nacional foi pioneira ao oferecer uma sessão noturna de negociação, o After-Market. O After-Market se mostrou um mecanismo interessante de se atrair investidores de pequeno e médio porte que não conseguem operar no horário regular de pregão. Medidas como esta atraem um maior número de investidores. O crescente número de investidores tem feito com que, ano após ano, aumente o volume financeiro movimentado. Em 2007, por exemplo, a Bovespa chegou a atingir a marca de mais de um trilhão de reais movimentados.

No entanto, comparada a outras Bolsas pelo mundo, a Bovespa ainda se mostra muito pequena em diversos quesitos. Por exemplo, temos apenas 528 companhias listadas, número muito inferior ao de bolsas de outros países. A BSE, Bombay Stock Exchange, uma das bolsas de valores da Índia, possui mais de cinco mil empresas listadas.

Um dos desafios da Bovespa hoje é se firmar como uma das potências do mercado financeiro global. As bolsas de valores são uma boa opção de financiamento para as empresas e de investimento para investidores.

3.2 – Índices De Bolsas De Valores

As bolsas de Valores de todo o mundo possuem diversos índices. A elaboração desses índices visa simular o comportamento do mercado como um todo, ou de um segmento do mercado que seja de interesse, através da análise de desempenho de uma carteira fictícia de ações. A idéia é que essa carteira represente um bom parâmetro para analisar o desempenho de um determinado grupo de ações. Por exemplo, se o índice se propõe a analisar o mercado como um todo, em determinado dia alguns papéis irão se

valorizar e outros irão cair. Através do índice é capaz de se interpretar se o mercado como um todo subiu ou desceu. Como veremos mais adiante existem diversos critérios na hora de se elaborar um índice, o importante é entender o que se está querendo analisar.

Os índices são mais uma ferramenta de análise na hora de armar uma operação no mercado. Ao se analisar o histórico de comportamento de um índice dentro de um intervalo de tempo determinado o objetivo é tentar entender como o mercado está se comportando e, antecipadamente, se posicionar em relação a ele (Fortuna, 2005).

A análise do índice, além de representar como um determinado segmento da bolsa ou como a bolsa como um todo se comporta, possibilita que se compare a performance de determinada empresa em relação ao restante do grupo em questão. Ou seja, algumas empresas podem historicamente variar mais intensamente que o resto do mercado subindo mais que o mercado quando este está subindo ou caindo mais do que o mercado quando este está caindo. Assim, o índice também pode ajudar na previsão do comportamento específico de um papel.

Outro papel importante assumido pelo índice é o papel de benchmark, ou seja, o papel de um parâmetro de comparação. Muitos fundos de investimento e produtos financeiros são lastreados no Índice Bovespa, por exemplo. Ou seja, para avaliar a performance de um fundo de compra e vendas de ações, em geral se compara a sua rentabilidade com a rentabilidade de algum índice. Geralmente o Ibovespa é utilizado por ser o índice mais popular e que visa simular o desempenho do mercado acionário brasileiro como um todo. Se a rentabilidade observada no fundo, ou no produto em questão for superior a rentabilidade do índice no período em que a aplicação se deu, o investimento terá “batido o mercado” ou “superado o mercado”, como no jargão popular, e o seu rendimento provavelmente terá sido satisfatório.

3.2.1 - Índices Pelo Mundo

No mundo globalizado em que vivemos as notícias se espalham rapidamente. Algo que aconteça em um país instantaneamente está publicado no mundo inteiro. Assim, eventos de um país influenciam diretamente o comportamento de outro. Tamaña conexão fica evidente no mercado financeiro e na correlação entre os índices das Bolsas de Valores. Uma notícia que afete um mercado seja ela a divulgação de algum dado macroeconômico, a divulgação do balanço de alguma empresa, a descoberta de um novo poço de petróleo ou um atentado terrorista, afeta os valores dos papéis de um país, que alteram o seu índice e, conseqüentemente, também irão afetar outros papéis pelo mundo.

Assim, quanto mais próximos economicamente dois países forem, mais importante é acompanhar como está se comportando a Bolsa desse outro país, pois os acontecimentos de um determinam os preços de outro. Alguns países exercem papel central nas finanças mundiais e os índices de suas Bolsas influenciam fortemente o desempenho dos outros mercados pelo mundo. É comum ver não só como fechou a Bolsa nacional, mas também como fecharam as principais Bolsas mundo afora como Londres, Nova York, Tóquio... Um resultado muito positivo no quadro econômico europeu pode puxar os papéis nacionais para cima. Um sinal de piora da economia asiática provavelmente acarretará em uma queda dos papéis que exportam matéria prima para a China, por exemplo.

Dos muitos índices que representam as muitas Bolsas pelo mundo, alguns acabam se tornando mais populares do que outros. Um dos mais conhecidos índices do mundo, o DJIA, Índice Dow Jones Industrial, foi o primeiro índice publicado. Foi desenvolvido em 1884 por Charles Dow. Em sua primeira publicação o índice representava a relação de 11 papéis e não passava de uma média aritmética simples. Apesar dos papéis que envolvem o índice terem mudado, a sua metodologia de cálculo não variou muito desde então. Apesar de ainda ser acompanhado por muitos, é um índice amplamente criticado.

Como o DJIA se mostra demasiadamente simples, o Standard & Poor's 500, S&P 500, é um índice que apresenta uma metodologia mais sofisticada. Além disso, são utilizadas 500 ações para a elaboração da carteira teórica que busca representar o desempenho da Bolsa americana como um todo. A mesma crítica feita ao DJIA vale para o Nikkei, índice acionário japonês, que também possui uma alternativa mais elaborada, o Topix. (Assaf Neto, 2011) O índice Britânico FTSE 100 também é amplamente acompanhado.

Além dos índices nacionais, existem ainda índices como o MSCI World e o S&P Global 100 que analisam papéis do mundo todo, sem levar em conta a bolsa na qual eles são transacionados.

3.2.2 - Índices No Brasil

Como pudemos notar, os índices podem ser elaborados das mais diversas formas, por inúmeros critérios, de acordo com o enfoque que se quer dar. Além disso, também vimos que uma mesma Bolsa de Valores possui muito índices, porém alguns se tornam mais populares do que outros.

Na Bolsa de Valores de São Paulo podemos analisar diversos índices além do Ibovespa. O IBrX, Índice Brasil de Ações, por exemplo, se refere a uma carteira teórica das 100 ações mais negociadas em termos de número de negócios e volume financeiro. Já o IBrX-50 analisa um número menor de ações olhando apenas as 50 mais negociadas.

Existem também muitos índices setoriais que permitem visões segmentadas do mercado como o ITEL, Índice Setorial de Telecomunicações, e o IEE, Índice de Energia Elétrica.

Além da segmentação setorial, outro critério adotado é a capitalização. Assim, o MLCX, Índice Mid-Large Cap, olha para as empresas que juntas possuem 85% do valor de mercado total da bolsa. As que não estão entre elas compõem o SMLL, Índice Small Cap.

Em suma, existem diversos índices no mercado, cabe ao investidor definir sob que ótica ele deseja analisar o mercado e, a partir daí, definir qual o índice que mais lhe agrada para acompanhar o desempenho do mercado e traçar suas estratégias ao negociar.

3.2.2.1 - O Ibovespa

Sem dúvida o mais popular dos indicadores da Bovespa é o Ibovespa, Índice Bovespa. Sua metodologia não é alterada desde sua criação em 2 de janeiro de 1968. Seu objetivo é representar, em tempo real, o comportamento dos principais papéis negociados na BM&F Bovespa e assim simular o comportamento do mercado a vista nacional como um todo.

O índice simula uma carteira teórica de ações expressa em pontos. O valor inicial em sua criação era de 100 pontos. Supõe-se que não houve nenhum investimento adicional desde sua criação. No cálculo admite-se apenas que dividendos foram recebidos e que outros proventos foram distribuídos.

Apesar da metodologia nunca ter sido alterada o índice sofreu algumas adequações ao longo dos anos para efeito de divulgação. Em 1983 se dividiu por 100 o valor do índice. Posteriormente se dividiu o valor por 10 em diversas ocasiões. Foram elas 1985, 1988, 1989, 1990, 1991, 1992, 1993 (duas vezes), 1994 e 1997.

Para compor o índice são considerados em sua carteira teórica apenas os papéis que possuam participação superior a 0,1% do volume total negociado. As ações que integram a carteira precisam juntas responder por 80% do volume negociado no mercado a vista nos últimos 12 meses e devem possuir um mínimo de participação em 80% dos pregões elaborados nesse mesmo período. O peso de cada papel na carteira está relacionado ao número de negócios e o volume que a ação apresenta no mercado a vista. Se deixar de atender algum desses critérios a ação é excluída da carteira teórica Bovespa.

3.3 - A Escolha Do Ibovespa

Para a análise realizada o índice escolhido foi o Ibovespa. Dado que a idéia era escolher um índice que fosse bastante popular no mercado, que tentasse reproduzir o mercado acionário como um todo e que a intenção era analisar o mercado nacional, a escolha do Ibovespa se mostrou natural.

Capítulo 4

Gerência De Risco

No capítulo anterior vimos a importância dos índices das bolsas de valores para os investidores. Ou seja, mostramos que os índices podem não só representar o desempenho da bolsa como um todo ou de um grupo específico de ações, mas também podem servir de base para tomada de decisões de investimento. Neste capítulo veremos como os investidores controlam sua exposição ao risco. Mais especificamente falaremos sobre o VAR (Value at risk) e analisaremos suas limitações.

4.1 - VaR (Value at Risk)

Em um mercado de renda variável, muitos são os fatores que afetam os valores dos ativos, tanto positivamente quanto negativamente. Para maximizar as chances de acerto de um investimento, não basta analisar o retorno potencial do ativo a ser investido. É preciso medir também os riscos da operação ou do portfólio como um todo.

A fim de tentar assegurar, proteger o patrimônio investido, a questão que o investidor busca responder é: qual o valor máximo que eu poderei perder neste investimento? Existem muitos métodos que se propõem a responder a esta pergunta. No entanto, o método que se tornou mais popular na busca por medir o “worst-case scenario” foi o VaR, Value at Risk.

Este método é comumente tido como uma alternativa ao “Risk Adjusted Value” e outros modelos probabilísticos. No entanto ele engloba características de todos eles. (Damodaran, 2007). O VaR se tornou muito popular entre instituições financeiras, como bancos de investimento. Porém, no fundo ele pode ser utilizado por qualquer entidade que pretenda medir a exposição ao risco de um portfólio em movimentos adversos do mercado ao longo de um período de tempo.

Em sua definição mais simples o Value at Risk é o instrumento que se propõe a mensurar qual a potencial perda de valor de um ativo de risco, de um portfólio, ou de uma firma, ao longo de um período de tempo. Isso tudo dentro de um determinado intervalo de confiança. Portanto, imaginando um portfólio composto por diversas ações, se, dado um intervalo de confiança de noventa e nove por cento, o VaR desse portfólio for de quinze milhões de reais uma vez por semana, isso significa que existe uma chance de um por cento do valor desse portfólio cair mais do que quinze milhões de reais em qualquer semana no futuro.

Em tese, sabendo o quanto exposto ao risco um ativo está, o valor encontrado pode ser comparado ao capital disponível do investidor. Assim, seria possível garantir que perdas, ainda que grandes, não iriam representar um perigo muito grande para a economia. Elas poderiam ser financiadas por esse capital disponível.

Outro ponto interessante sobre o VaR, porém não muito utilizado, é que, assim como ele busca mensurar perdas em potencial, ele também é capaz de mensurar ganhos em potencial.

4.1.1 Forma De Cálculo

Existem três formas de calcular o VaR. Elas são: método histórico, método de variância-covariância e por simulação de Monte Carlo.

O primeiro método, o método histórico, simplesmente assume que o passado irá se repetir. Porém, ele faz isso através de uma perspectiva de risco. Ou seja, ele rearruma os retornos históricos, seja a periodicidade que for, de forma que eles fiquem ordenados do pior retorno histórico para o melhor.

Depois que a distribuição estiver arrumada, e ela provavelmente terá assumido o formato de sino, é possível descobrir o VaR. O que se quer é focar na cauda da esquerda, aquela dos piores retornos históricos. A partir daí basta definir o intervalo de confiança que se quer estudar. Digamos que este intervalo seja de noventa e cinco por cento e a periodicidade estudada seja semanal. Isso significa que basta ver o valor mais

alto desses cinco por cento valores mais baixos encontrados. Digamos que o valor mais alto encontrado seja negativo em quatro por cento. Isso representa que se espera que apenas cinco por cento das semanas apresentem retornos inferiores a uma queda de quatro por cento.

O segundo método é o método da variância-covariância. Esse método assume que os retornos do objeto de estudo em questão, por exemplo um ativo, possuem o formato de uma distribuição normal. Para traçar uma distribuição normal, são necessários apenas a média e o desvio padrão da amostra.

A partir desse momento o procedimento é basicamente o mesmo do método anterior. Porém, não usaremos os retornos da distribuição da amostra, e sim os retornos da distribuição normal gerada. A partir daí analisaremos os valores de acordo com o intervalo de confiança determinado, e poderemos dizer qual é o VaR do ativo. Por exemplo, se o intervalo de confiança desejado é de noventa e nove por cento, para saber a maior perda potencial esperada para uma probabilidade de um por cento basta multiplicar o desvio padrão da amostra pelo valor de z do intervalo de confiança escolhido.

O terceiro método, o da simulação de Monte Carlo, é um pouco mais complexo. Essa simulação envolve gerar diversos retornos aleatórios e comparar os resultados que aparecerem. É como se fizéssemos uma análise da distribuição de todas as distribuições. Assim, se fizéssemos dez mil simulações e o intervalo de confiança escolhido fosse de noventa e cinco por cento, o valor de interesse seria o quingentésimo menor, que representaria o maior valor dos cinco por cento menores.

Dado que existem três diferentes formas de se calcular o VaR, e que, portanto, elas podem indicar três diferentes resultados, é preciso saber qual é melhor. A resposta não é tão simples. Ela irá depender do objetivo de análise e da base de dados, ou seja, esta resposta irá variar de acordo com o caso em questão.

No entanto, na prática é comum que o critério adotado seja: caso o período observado seja curto, por exemplo, diário ou semanal, o método da variância-covariância costuma ser utilizado. Porém, se a base de dados é muito extensa e parece

apresentar resultados estáveis o método histórico pode ser uma boa opção. Porém, para amostras de alta volatilidade não estacionárias, a simulação de Monte Carlo pode representar a melhor escolha.

4.1.2 Críticas

Apesar de ser bastante popular, o VaR deve ser usado com precaução. Os resultados encontrados devem ser sempre analisados com uma dose de ceticismo. Além de não ser trivial a escolha do método a ser utilizado, todos eles apresentam falhas.

Algumas das falhas são comuns a todos os métodos. O formato da distribuição é uma delas. Em todos os casos o formato da distribuição assumido não pode ser alterado. Caso o formato real não seja igual ao que a distribuição prevê, e provavelmente não é, os resultados obtidos estarão equivocados.

Outro ponto falho que podemos citar é a importância da história para o cálculo do VaR. Os três métodos utilizam a base de dados histórica para fazer suas previsões, ainda que em níveis diferentes, seja para a distribuição completa ou apenas para encontrar a média e desvio padrão para a formação da distribuição normal. O histórico, no entanto, não necessariamente será repetido no futuro, o que irá encontrar valores errados para o VaR.

Algumas outras falhas são específicas de cada método. Por exemplo, no método histórico, podemos pensar que dar o mesmo peso para valores muito antigos que damos para outros mais recentes pode atrapalhar a análise. As condições de um ativo, de um mercado, mudam ao longo dos anos. Não devemos esperar que os retornos sejam os mesmos para sempre. O método histórico também depende muito da base de dados disponível, se ela não for grande o suficiente, o resultado encontrado pode ser absolutamente irreal.

Capítulo 5

Estudo Da Distribuição Dos Retornos Diários Do Ibovespa

No capítulo anterior discutimos a mensuração de risco. Mais especificamente falamos sobre o VaR e seus métodos de cálculo. Por fim, debatemos a eficácia do Value at Risk.

Neste capítulo temos como objetivo expor o estudo feito com os retornos diários do índice Bovespa com o objetivo de testar a capacidade de previsão dos modelos de análise de risco.

O período escolhido para a análise é bastante amplo. Ao todo foram utilizadas 4681 observações. Os dados têm início em 4 de Julho de 1994, quando o índice encerrou o pregão aos 3.581 pontos. O último dos pregões observados fechou o dia aos 53.506 pontos em 31 de Maio de 2013. Neste período a bolsa apresentou uma variação de 1394%.

A máxima observada em todo esse período foi de 73.517 pontos em 20 de Maio de 2008 e a mínima foi de 2.138 pontos em 3 de Setembro de 1995. Se compararmos esses dois valores de mínima e máxima notamos uma variação de 3339%.

A maior variação percentual positiva observada nesse período ocorreu em 15 de Janeiro de 1999. Nesse dia o Real sofreu forte desvalorização e o câmbio passou a ser flutuante. A alta foi de incríveis 33,42%. A maior baixa registrada no período foi de -15,81% em 10 de Setembro de 1998.

São dias como esses que despertam o interesse desse estudo. São dias assim, de grande euforia ou pavor dos mercados, que os nossos testes de risco não conseguem prever. A probabilidade de que tais eventos aconteçam, em teoria, poderiam ser

descartadas, reduzidas a zero. Porém, dias assim são mais frequentes do que acreditamos ser.

A média observada dos retornos no período analisado é positiva e seu valor é 0,084%. O desvio padrão encontrado foi de 0,02301. Esses valores são importantes para desenhar a distribuição normal do estudo.

Gráfico 1: Desempenho da Bolsa desde 94.



5.1 – As Etapas

O primeiro passo do estudo, após obtida a base de dados, ou seja, todos os fechamentos do índice Bovespa desde 1994, era traçar o formato da distribuição dos retornos diários. Assim, ao distribuir os retornos ao longo do gráfico poderíamos ver a distribuição histórica do índice.

Para conseguir ver a distribuição histórica do índice é preciso ver a frequência com que cada variação ocorreu. O resultado esperado era que pequenas variações ocorressem com muita frequência, e grandes variações ocorressem com uma frequência muito menor.

Esse processo é feito em duas etapas. Em uma primeira etapa separamos os retornos em grupos de diferentes variações percentuais. Assim, conseguimos desenhar um histograma composto de barras que assumem altura equivalente ao número de vezes que os eventos de tais magnitudes ocorreram. Na figura abaixo o histograma é formado por barras verticais verdes.

Em seguida, após montado o histograma, para conseguirmos sair do mundo discreto e encontrarmos uma linha contínua de distribuição e assim conseguirmos visualizar melhor a distribuição dos retornos, é preciso aproximar o histograma de uma distribuição contínua. Isso foi feito com o programa Stata e está representado no primeiro gráfico por uma linha azul desenhada diretamente acima do histograma original.

Como podemos observar na figura abaixo, os resultados positivos ou negativos próximos da média ocorreram com uma frequência muito maior do que os de grandes variações. Assim, a figura é mais elevada no centro e vai diminuindo conforme se afasta de zero, tanto para a direita quando para a esquerda.

Gráfico 2: Estimação do formato da distribuição

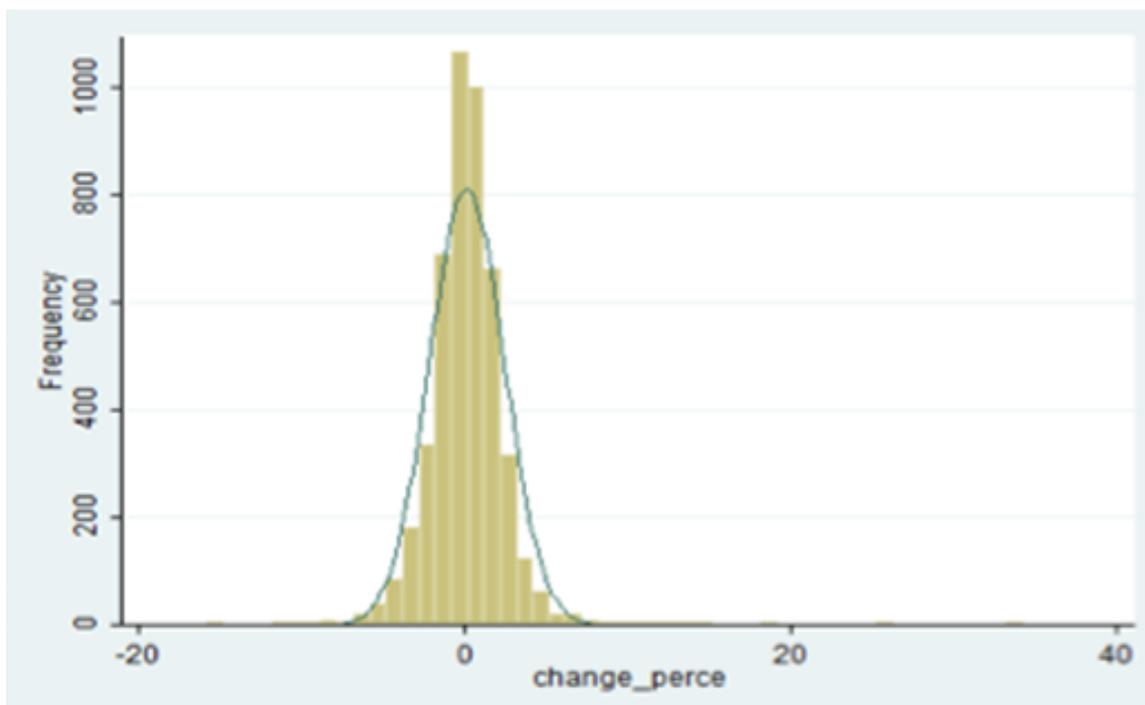
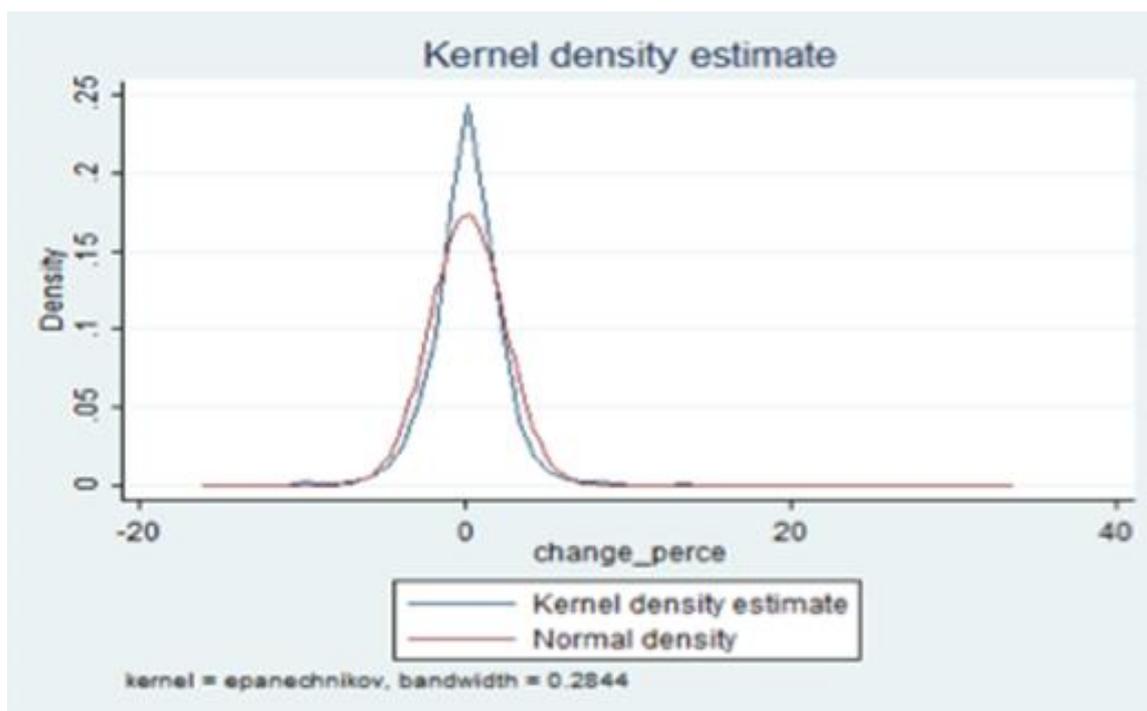


Gráfico 3: Comparação entre a distribuições histórica e normal

5.2 – Distribuição Histórica Vs Distribuição Normal

O segundo gráfico compara a distribuição encontrada com a distribuição normal. A distribuição normal foi desenhada de acordo com a média e o desvio padrão das observações utilizadas e foi desenhado de vermelho.

Podemos notar algumas diferenças entre eles. A primeira é que a distribuição encontrada é mais consistente próxima a média que a distribuição normal. Portanto, assume um formato mais fino no meio e alcança uma altura maior.

O segundo ponto a ser destacado, e esse é o de maior interesse na análise é a presença de outliers, observações que fujam muito ao padrão. Como podemos ver, a distribuição normal atribui probabilidade praticamente nula para eventos extremos. A partir de determinado ponto a esquerda ou a direita, a probabilidade de que grandes eventos aconteçam se mostra praticamente nula. Porém, na distribuição histórica, vemos que existem eventos de grande intensidade.

Ou seja, ao contrário do que prevê uma distribuição normal, a distribuição histórica mostra que existem eventos de grande intensidade, tanto positivos quanto negativos que ocorrem com certa frequência. Ainda que sejam raros, a probabilidade de tais eventos ocorrerem não pode ser descartada.

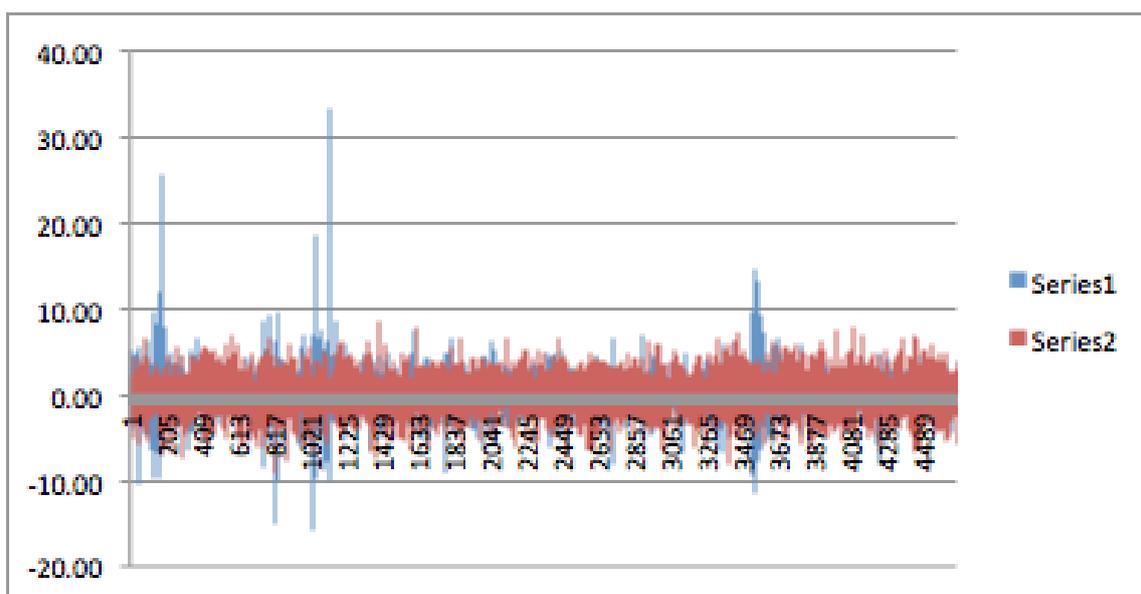
5.3 – Comparação Dos Desvios

O segundo passo da análise foi estimar valores aleatórios que comporiam a distribuição normal dada a média e o desvio padrão encontrados da base de dados original.

Com os valores aleatórios gerados, a idéia era desenhar um gráfico com os desvios em relação à média dos valores aleatórios e compará-los com os desvios da base de dados original.

O objetivo desse estudo, ao se desenhar juntos os dois gráficos das diferenças entre o que preveem os desvios de uma distribuição normal e os que de fato ocorreram no histórico dos retornos diários da Bolsa de Valores de São Paulo é encontrar grandes divergências comportamentais.

Gráfico 4: Comparação dos desvios em relação à média.



Em vermelho, chamado de Series 2, observamos os erros de uma distribuição com valores gerados aleatoriamente de acordo com a média e desvio padrão observados dos dados originais. Podemos notar o quão bem comportados eles são, respeitando um nível máximo superior e inferior, sem desviar muito da média.

Em contrapartida, podemos notar que os desvios em azul, chamados no gráfico de Series 1, da série verdadeira, não respeitam um limite superior e inferior como da série aleatória de distribuição normal. Existem grandes picos tanto para cima quanto para baixo.

Assim, podemos notar que grandes eventos são raros, porém a magnitude desses eventos não possui limite. Se os retornos do Ibovespa fossem como o de uma distribuição normal, seria muito mais fácil estimar as perdas potenciais. Porém, o que observamos é muito distante do que preveem os desvios da distribuição normal, tornando impossível uma análise precisa dos riscos como discutiremos no capítulo a seguir.

Capítulo 6

A Análise Dos Retornos Diários do Índice Bovespa Sob Uma Ótica Não Linear

No capítulo anterior vimos a análise feita sobre a distribuição dos retornos diários do Ibovespa e os seus primeiros resultados. No entanto, comparamos o formato da distribuição encontrado e os desvios em relação à média com modelos tradicionais, ou seja, todas as comparações feitas envolviam a distribuição normal. Analisamos sob uma ótica tradicional, comparamos os resultados encontrados com os resultados esperados de distribuições em formato de sino, distribuições gaussianas.

No capítulo atual pretendemos estender a análise do capítulo anterior à luz dos conceitos abstratos de não linearidade. O que se busca debater neste capítulo é porque a distribuição normal não é boa o suficiente para explicar o comportamento do mercado. Na realidade não só a distribuição normal não seria capaz disso, como também nenhuma outra distribuição gaussiana seria. Também debateremos o quão precisos em relação ao *timing* e à magnitude de grandes eventos nós conseguimos ser.

Em suma, o que este capítulo busca mostrar é porque um agente tão complexo como o mercado acionário não deveria ser analisado através de uma ótica linear, que geraria o formato de sino das distribuições.

6.1 - Leis De Potência VS Distribuições Gaussianas

No capítulo anterior pudemos perceber que a distribuição normal não satisfazia inteiramente o formato da distribuição real dos retornos diários do Ibovespa. Isso se dava por dois motivos mais especificamente. Em primeiro lugar os retornos próximos à média eram mais frequentes do que a distribuição normal prevê, e, portanto a distribuição real era mais elevada no meio. O segundo motivo era a presença de eventos

de grande magnitude nas pontas. Esses eventos são raros, mas são mais frequentes do que previa a distribuição normal que atribuía a tais eventos probabilidade zero.

Infelizmente a curva normal acaba não conseguindo nos revelar praticamente nada. Por ignorar os grandes desvios, os eventos de grande intensidade, a curva na forma de sino é incapaz de prever a existência desses desvios.

Tal incapacidade nos leva a crer que uma distribuição de outro formato talvez representasse melhor o que realmente acontece com os retornos do Ibovespa. É preciso que a distribuição em questão atribua maior probabilidade para que eventos de grande magnitude aconteçam. Esse é o caso das leis de potência.

As leis de potência são distribuições de cauda longa, ou seja, elas atribuem maiores probabilidade a eventos de grande magnitude que as distribuições gaussianas. Diferente de uma distribuição com formato de sino, a média de uma lei de potência não é muito relevante para a análise. O que realmente importa é a percepção de que grandes eventos ocorrem com pouca frequência, mas pequenos eventos ocorrem com muita frequência. Esses grandes eventos irão alterar a média de forma muito mais lenta do que em uma distribuição gaussiana devido ao fato de que os grandes eventos são muito menos raros nas distribuições de lei de potencia, o que garante a ela a condição de distribuição de cauda pesada, ou cauda longa.

A idéia das leis de potência pode ser vista como uma extensão do princípio de Pareto, ou da regra de 80-20. Esse princípio é fruto de uma observação feita por Vilfred Pareto em 1906. Ele notou que oitenta por cento das terras da Itália eram de posse de apenas vinte por cento da população.

As leis de potência têm sido muito estudadas em diversos campos da ciência. Por exemplo, a potência dos terremotos, erupções vulcânicas e incêndios florestais seguem leis de potência, ou seja, os de baixa intensidade são comuns, porém, os de alta intensidade são muito raros. A distribuição das crateras na superfície lunar de acordo com o tamanho e proximidade uma das outras também é visto como um exemplo de lei de potência. As leis de potência também são boas para representar a distribuição da

população pelas cidades, uma vez que são poucas as cidades com muitos habitantes, mas são muitas as cidades com poucos habitantes.

Se compararmos as ideias aqui debatidas com o modelo de gerência de risco Value at Risk iremos perceber que ele não pode ser aplicado visto como algo indubitável. Ao vermos que o mercado financeiro segue uma lei de potência, em que os eventos de grande magnitude são menos raros do que se imagina e os eventos de baixa magnitude são muito comuns, o VaR passa a não fazer muito sentido. Vemos que esse método de gerenciamento de risco é falho já em sua origem uma vez que o VaR esperaria que a distribuição assumisse o formato de uma distribuição normal ou repetisse sua distribuição passada.

6.2 – Eventos De Grande Intensidade

Se os grandes eventos são causadores da não adequação da distribuição normal ao comportamento do mercado financeiro, vale a pena tentar entendê-los, dimensioná-los e prevêê-los. Ou seja, talvez fosse interessante entender a existência dos grandes eventos nas dimensões de como, quando e por que. Porém, será que é possível?

6.2.1 - Momento E Amplitude Dos Grandes Eventos

Em 1987 três físicos experimentais (Bak, Tang e Wiesenfeld) se propuseram a fazer o seguinte simples experimento: empilhar grãos de areia. Esse experimento foi relatado em um *paper* publicado neste mesmo ano.

Por mais simples que o experimento seja, ele deixa clara a não linearidade do sistema. Como a pilha não pode simplesmente crescer sem parar, em algum dado momento ela irá desmoronar. Esse momento era exatamente o objeto de interesse do estudo. A idéia era tentar precisar a partir de que ponto os desmoronamentos seriam mais frequentes e qual seria a intensidade deles.

A conclusão que eles chegam é de certa forma surpreendente. Eles descobrem que não é possível encontrar um tamanho tal em que os desmoronamentos ocorram com maior frequência.

Com a ajuda de um computador para fazer as simulações eles chegam a uma conclusão ainda mais impactante. Não só não é possível determinar qual o grão que irá determinar o início do desmoronamento como não é possível prever a magnitude do desmoronamento. Ou seja, não é possível prever se aquele grão irá derrubar apenas um pedaço da pilha, metade ou a pilha por completo.

6.3 - Não Linearidade Dos Eventos.

Se pensarmos na linha de porque os grandes eventos acontecem, talvez tenhamos que buscar a resposta em campos mais subjetivos do que as justificativas que costumamos encontrar no nosso dia-a-dia.

No fundo estamos o tempo todo buscando justificativas lineares como se o meio em que vivemos fosse simples, envolvendo poucos agentes. Estamos o tempo todo traçando relações do tipo B só existiu graças a A, ou seja, A causou B. Talvez encontrar essas respostas lineares satisfaça a maioria das nossas inquietações ao longo do dia. Porém, em sistemas dinâmicos e complexos as respostas podem não ser tão simples assim.

Como exemplo de um sistema complexo e dinâmico, ainda que seja bastante fácil de visualizar e compreender, podemos pensar em um jogo de sinuca. O jogo começa com algumas bolas agrupadas em forma de pirâmide em uma das pontas da mesa. O jogo se inicia com uma tacada em direção a essa pirâmide visando espalhar as bolas pela superfície da mesa. No entanto a disposição das bolas após a tacada inicial não é totalmente previsível. Por mais que você tente reproduzir a tacada anterior com a mesma força e direção, muito provavelmente as bolas não terminarão dispostas sobre a mesa da mesma forma.

6.3.1 – Teoria Do Caos

A imprevisibilidade de como os eventos irão se suceder em um sistema complexo despertou o interesse de um meteorologista americano na década de 60, Edward Lorenz. Ao alterar minimamente as variáveis de um programa de computador que simulava o movimento de massas de ar, ele percebeu que por menores que fossem as variações, os resultados finais sofriam grandes alterações. Em suas palavras, as grandes consequências geradas pelas pequenas alterações, no futuro geravam resultados caóticos.

O termo caótico passa a sensação de que os resultados são obrigatoriamente ruins. Mas nas palavras de Lorenz, o caos nada mais é do que: quando o presente determina o futuro, mas o presente próximo não determina o futuro próximo (*Chaos: When the present determines the future, but the approximate present does not approximately determine the future.*). Isso não necessariamente é ruim, apenas imprevisível.

No fundo, nossa vida é regida por eventos que desencadeiam uma sequência de outros eventos inesperados que podem mudar toda a nossa história. Porém, quase nunca conseguimos perceber a importância de tais eventos. O menor dos eventos pode acabar mudando o rumo das coisas para sempre.

Para ilustrar a importância de um evento pequeno, imaginemos um personagem fictício chamado André. Imaginemos também que todo dia nosso personagem saia de casa a tempo de pegar o ônibus que o deixa na faculdade às nove horas da manhã. Porém, em um determinado dia o elevador está quebrado e ele precisa descer as escadas. Além disso, nesse mesmo dia ele estava atrasado e teve que descer as escadas correndo. Talvez esse evento não fosse mudar muita coisa em sua vida, porém, digamos que o seu sapato estivesse desamarrado e que ele caia da escada quebrando a perna. Talvez a história simplesmente acabasse aí e André só tivesse quebrado a perna. Mas se no hospital ele conhecer a mulher de sua vida, o cadarço desamarrado provavelmente terá desencadeado a sequência de eventos que mudará a sua história, a de sua mulher, a de seus filhos, netos...

Após a difusão da teoria do caos, muitos estudos passaram a mostrar que, assim como no exemplo anterior em que falamos de um pequeno fato como se esquecer de amarrar os sapatos pode ter mudado a vida de uma pessoa para sempre, a imprevisibilidade dos eventos que sucedem pequenos fatos está presente nos mais diversos lugares, seja o ritmo dos batimentos cardíacos ou as cotações do mercado acionário...

6.3.1.1 – Efeito Borboleta

A forma mais comum de ilustrar a Teoria do Caos é através do exemplo do efeito borboleta. Este conceito também é fruto de uma de uma fala de Edward Lorenz: O bater de asas de uma borboleta no Brasil causa um furacão no Texas? (*“Does the flap of a Butterfly’s wings in Brazil cause a hurricane in Texas?”*)

Essa metáfora é boa para ilustrar a não linearidade de eventos em um sistema complexo. Ou seja, sabemos que não é por que uma borboleta bate asa no Brasil que teremos um furacão no Texas, mas quem sabe, alguma vez, alguma borboleta ao bater asa durante um voo não tenha desencadeado uma série de eventos que se sucederam até originar um furacão no Texas? Apesar de ser uma metáfora exagerada, ela também é boa para evidenciar a característica fundamental dos sistemas complexos e dinâmicos de sensibilidade às condições iniciais.

Mais uma vez pomos em dúvida a validade do formato de sino da distribuição dos retornos do Ibovespa. O mercado acionário está sujeito a milhares de impulsos o tempo todo que determinam os seus preços. Como no exemplo da borboleta, não sabemos exatamente como cada notícia irá repercutir no mercado.

O mercado em certa medida é imprevisível, apesar de improvável, o seu comportamento pode mudar radicalmente de uma hora para a outra. Assim, não é correto acreditar que ele irá repetir o passado, ou que seguirá respeitando um formato já definido, de sino.

Capítulo 7

Considerações Finais

Este trabalho buscou analisar a bolsa de valores como um sistema complexo e dinâmico à luz de conceitos como a teoria do caos e leis de potência. Dessa forma foi possível expor as incoerências de tratar os retornos do índice Bovespa como uma distribuição em formato de sino. Como consequência, nossos modelos convencionais de gerenciamento de risco, por exemplo, o Value at Risk, VaR, se mostraram falhos.

Como vimos, o VaR depende das distribuições gaussianas, as com formato de sino. Porém, essas distribuições subestimam a frequência de grandes eventos. Assim, nossos modelos para prevenção de risco estão fadados a subestimar a probabilidade de novas crises ocorrerem. Além de subestimarmos a probabilidade de crises, não é possível, em um sistema complexo, dimensionar o *timing* e nem sequer o tamanho delas. Deveríamos usar nossos modelos de risco mais de forma ilustrativa e menos de forma preditiva.

Como os grandes eventos são imprevisíveis e, conseqüentemente, as grandes crises são imprevisíveis, só nos resta nos adequar a sua existência. Tentar prever as crises, como muitas vezes fazemos, é uma proposta quase ingênua. O grande desafio então é sermos rápidos em remediar. É preciso buscarmos políticas macroeconômicas e um ambiente regulatório que sejam muito ágeis em corrigir desastres.

Outra dificuldade que temos, e essa talvez da própria natureza humana seja a tendência a sempre aprendermos o específico e não o geral. Ou seja, vemos o que deu errado uma vez e tentamos corrigir aquele erro específico, não tentamos entender o grande quadro de porque aquele erro foi gerado e como poderíamos ir à sua origem prevenindo não só esse mas muitos outros.

A metáfora perfeita, usada inclusive no livro *A lógica do cisne negro* de Nassim Nicholas Taleb, é a Linha Maginot. A Linha Maginot era uma fortificação criada para defender a França de uma nova invasão alemã. Porém, os franceses fizeram a linha priorizando a defesa onde a invasão já havia ocorrido. A Linha Maginot era intransponível, no entanto os alemães conseguiram invadir a França sem grandes dificuldades. Eles a contornaram.

Em suma, nossos modelos de risco subestimam os grandes eventos e, como consequência, irão subestimar as crises. Não podemos criar uma Linha Maginot no mercado financeiro a cada crise e achar que estamos seguros, livres de uma próxima. Elas virão, e serão diferentes das anteriores. O desafio, como dito anteriormente, é encontrar formas de remedia-las rápido.

Bibliografia

- Carneiro, D. D. e Bolle, M. B. - Por Que é Tão Difícil Prever o Tamanho e o Timing das Crises? – Carta Econômica Galanto No. 106/08 – Setembro/2008
- Morar, D. – Power Laws in the Stock Market –Reed College Theses - May 2009
- BAK, P., TANG, C. e WIESENFELD, K. Self-Organized Criticality: an Explanation of $1/f$ Noise. Physical Review Letters. 1987
- GUILHERME, A. P. - Análise do índice Bovespa pelo método dos gráficos de recorrência – 2008
- Taleb N. N. – A Logica do Cisne Negro: O Impacto Do Altamente Improvavel - 5 Ed. – Best Seller, 2007.
- Đoric. D. e Nikolic-Đoric. E. – Return Distribution and Value at Risk Estimation for BELEX15 – 2011
- Harper D. – An Introduction To Value at Risk (VAR) – 2010
- Damodaran. A – Value at Risk (VAR) – NYU Stern School of Bussiness publishing - 2007
- Júnior E. L. S. – Leis de Potências e Correlações em Séries Temporais De Preços De Produtos Agrícolas – 2009
- Mantegna R. N. e Stanley H. E. – An Introduction to Econophysics Correlations and Complexity in Finance - 2000
- Egan W. J. - The Distribution of S&P 500 Index Returns – 2007

- Lorenz E. N. – Deterministic Nonperiodic Flow – Journal Of The Atmospheric Sciences - 1963

- Fortuna, Eduardo. Mercado Financeiro: produtos e serviços. 16a edição. Rio de Janeiro: Qualitymark Ed., 2005.

- Assaf Neto, Alexandre. Mercado Financeiro – 10. Ed – São Paulo: Atlas, 2011.