

**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA  
DE SÃO PAULO**

**FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, CONTABILIDADE  
E ATUÁRIA,  
DEPARTAMENTO DE PÓS GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO**

**PROPOSIÇÃO DE UM MODELO PREDITIVO DO  
IBOVESPA POR MEIO DA UTILIZAÇÃO DE REDES  
NEURAS ARTIFICIAIS**

**ALUNO: AUGUSTO FELIPPE CARAMICO DOS SANTOS**

**ORIENTADOR: PROF. DR. RUBENS FAMÁ**

**MESTRADO EM ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS**

**SÃO PAULO - SP**

**2010**

**AUGUSTO FELIPPE CARAMICO DOS SANTOS**  
**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE SÃO PAULO**  
**FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, CONTABILIDADE**  
**E ATUÁRIA,**  
**DEPARTAMENTO DE PÓS GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO**

**PROPOSIÇÃO DE UM MODELO PREDITIVO DO**  
**IBOVESPA POR MEIO DA UTILIZAÇÃO DE REDES**  
**NEURAIS ARTIFICIAIS**

**MESTRADO EM ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS**

Dissertação apresentada à Banca Examinadora da Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, como exigência parcial para obtenção do título de Mestre em Administração de Empresas, sob a orientação do Prof. Doutor Rubens Famá.

**SÃO PAULO - SP**

**2010**

BANCA EXAMINADORA:

.....  
.....  
.....

## RESUMO

Foi elaborado um modelo com a finalidade de estimar uma possível antecipação do momento de reversão da tendência de curto prazo para o Ibovespa, reduzindo a exposição ao risco pelo investidor e buscando aumentar seu retorno através de técnicas estatísticas, como a Análise de Regressão Múltipla. Além disso, utilizou-se as Redes Neurais Artificiais, para a construção de um algoritmo capaz de antecipar as tendências e prever a sua reversão. O estudo foi limitado a Bolsa de Valores de São Paulo em seu principal indicador, o Índice Bovespa no período de julho/1994 a dezembro/2009 considerando somente seu valor em pontos, tendo sido coletados dados históricos do mercado brasileiro, americano, europeu e asiático para a composição do modelo artificial.

Verificou-se que a porcentagem de erro do modelo construído através da Rede Neural foi de 21,76%, podendo-se assim dizer que em 78,24% dos casos, o modelo proposto por meio da utilização das redes neurais conseguiu determinar acertadamente a relação existente entre as variáveis de entrada. Ao se realizar uma aplicação fictícia, considerando as condições de mercado acima mencionadas foi obtido um retorno bruto de 65,37% para respostas com dados desconhecidos, ante 53,51% do Ibovespa para o mesmo período, podendo-se dizer que o modelo elaborado apresentou condições de tratar de forma satisfatória os dados desconhecidos e obter um ganho adicional em relação ao mercado no período estudado.

Palavras chave: Rede Neural, Ibovespa, Inteligência Artificial.

## ABSTRACT

A model was developed with the purpose to estimate a potential anticipation of the reversal of the short-term trend for Ibovespa, reducing the investor's risk exposure and seeking to increase its return through statistical techniques, like the Multiple Regression Analysis. Besides, the Artificial Neural Networks have been used to build an algorithm able to anticipate trends and forecast its reversal. The study was limited to the São Paulo Stock Exchange in its main index (Ibovespa), within the period between July 1994 and December 2009, taking into consideration only its value in points. In order to build the artificial model, historical information have been collected from the Brazilian, American, European and Asian markets.

It was found that the error percentage of the model built through the Neural Network was 21.76%, which allows us to conclude that in 78.24% of the cases, the model proposed through the use of neural networks could accurately determine the existing relationship between the input variables. When a fictitious application was performed based on the market conditions above mentioned, a gross return of 65.37% was found for responses with unknown data, in comparison with 53.51% of Ibovespa for the same period. Therefore, it can be concluded that the developed model presented conditions to treat the unknown data in a satisfactory manner and reach an additional gain in relation to the market in the analyzed period.

Keywords: Neural Network, Ibovespa, Artificial Intelligence.

## AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais, meus avós e minha tia, por todo empenho, dedicação e apoio empregados para que esse trabalho fosse possível.

Agradeço à minha namorada Natali, pela paciência e afetividade durante todos esses anos juntos.

Ao Prof<sup>o</sup> Dr. Rubens Famá, por toda a sua cordialidade e presteza em orientar a elaboração deste trabalho e fazer com que as dúvidas iniciais se transformassem em pesquisa, demonstrando ser a busca pelo conhecimento um exercício diário.

À Rita, que sempre muito atenciosa buscou facilitar a vida dos alunos no departamento.

Ao Prof<sup>o</sup> José Luiz Demario, à Prof<sup>a</sup> Regina Baratho, e ao Prof<sup>o</sup> Paulo Romaro pela amizade, apoio e confiança.

À todos os amigos, que não foram acima citados, obrigado por contribuírem de alguma forma para que todo esse esforço gerasse resultados .

Agradeço por mais um dia em que há vida.

## SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO .....	8
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO .....	8
1.2 QUESTÃO-PROBLEMA .....	12
1.3 OBJETIVO DO ESTUDO.....	13
1.4 JUSTIFICATIVA .....	13
1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO .....	16
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	18
2.1 MERCADO, RISCO E PREFERÊNCIA DO INVESTIDOR.....	18
2.1.1 CONCEITO DE MERCADO .....	18
2.1.2 TEORIA DO CONSUMIDOR .....	18
2.1.3 A EVOLUÇÃO DA NOÇÃO DE RISCO .....	21
2.1.4 FONTES DE RISCOS FINANCEIROS .....	23
2.1.5 ANALISANDO O RISCO .....	25
2.1.6 AS PREFERÊNCIAS DO INVESTIDOR.....	28
2.2 MODELOS PARA A FORMAÇÃO DE PREÇOS DE ATIVOS .....	30
2.2.1 <i>CAPITAL ASSET PRICING MODEL (CAPM)</i> .....	30
2.2.2 MODELO DE FORMAÇÃO DE PREÇOS POR ARBITRAGEM (APT) .....	33
2.3 MERCADOS EFICIENTES .....	34
2.4 ANOMALIAS DE MERCADO.....	38
2.5 FINANÇAS COMPORTAMENTAIS .....	40
2.5.1 A ESPECULAÇÃO FINANCEIRA DURANTE O TEMPO .....	44
2.5.2 A TEORIA DO CAOS EM FINANÇAS .....	48
3. METODOLOGIA.....	52
3.1 DELIMITAÇÃO DO ESTUDO .....	52
3.1.1 ÍNDICE IBOVESPA .....	53
3.2 DADOS COLETADOS.....	54
3.3 TRATAMENTO DOS DADOS .....	57
3.4 A ANÁLISE DE REGRESSÃO.....	58
3.5 SISTEMAS ARTIFICIAIS DE INTELIGÊNCIA .....	60
3.5.1 AS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS .....	63
3.5.2 TOPOLOGIA DA REDE NEURAL .....	66
REDES NEURAIS DE ALIMENTAÇÃO DIRETA DE UMA ÚNICA CAMADA ( <i>PERCEPTRON</i> ) .....	66
REDES NEURAIS DE ALIMENTAÇÃO DIRETA DE VÁRIAS CAMADAS ( <i>PERCEPTRON MULTI-CAMADAS</i> ) .....	68
3.5.3 PROCESSO DE APRENDIZAGEM .....	69
3.5.4 TREINAMENTO DA REDE .....	72
3.5.5 O ALGORITMO BACKPROPAGATION.....	73
4. ANÁLISE DOS DADOS.....	76
5. MODELO PROPOSTO.....	82
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	87
7. BIBLIOGRAFIA .....	89
8. ANEXOS .....	96

## LISTA DE TABELAS E FIGURAS

### TABELAS

Tabela 4.1 – Matriz de Correlação entre Índices – pág 76

### FIGURAS

Gráfico 1 - A linha de restrição orçamentária e o mapa de indiferença – Pág. 19

Gráfico 2 – Comparação entre as distribuições de Retorno – pág 23

Gráfico 3 – Diversificação do Risco – pág 25

Gráfico 4 – Representação da Fronteira eficiente e CML – pág 30

Figura 3.1.1.1 -Modelo de Dados do Ibovespa em Planilha Eletrônica – pág 54

Figura 3.2 – Exemplo de Indicadores Financeiros coletados por meio do Bloomberg Professional. – pág 55

Figura 3.5.2.1 – Exemplo de Rede Perceptron – pág 66

Figura 3.5.2.2 – Classificação de dados da rede – pág 66

Figura 3.5.2.3 – Exemplo de Rede Perceptron Multi-Camadas – pág 68

Figura 4.1 – Exemplo de Matriz de Correlação – pág 75

Figura 4.2- Matriz de Correlação - Ibovespa acumulado – pág 77

Figura 4.3 – Ajustamento dos dados da regressão aos valores originais – pág 80

Figura 5.1 –Exemplo de programação da Rede Neural no SPSS 17.0 – pág 83

Figura 5.2 – Resultados obtidos (em azul), comparados com os dados reais (preto) – pág 84

# 1. INTRODUÇÃO

## 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

Desde os primórdios, a humanidade buscou técnicas para aprimorar o seu modo de interagir com a realidade que a cerca. Ao longo da história diversas inovações provocaram rupturas com as antigas culturas, fazendo com que surgisse um novo modo de organização. Um dos exemplos possíveis de apresentação é o do homem no momento em que foi capaz de dominar o fogo e a agricultura, deixando de ser nômade.

Atendo-se às finanças, o surgimento da moeda como padrão de troca para os produtos produzidos por uma determinada sociedade proporcionou o surgimento da ordem econômica. HUBERMAN (1981) afirma que durante esse período, diversos foram os materiais utilizados como meio de troca, desde o sal, passando pelo couro e até mesmo por rodas de pedra sendo que a invenção do meio de troca possibilitou a troca de experiências entre diversos povos distantes entre si, em um primeiro sinal de globalização e de mercado.

Os primeiros mercados organizados de que se tem notícia surgiram no Império Chinês. Nesse Império, tais mercados representavam não somente os lugares de trocas comerciais, mas também o lugar das danças da primavera, dos intercâmbios matrimoniais, dos ritos relacionados à obtenção de chuvas, da fecundidade, da influência celeste, etc. sendo que Para os chineses, representava ainda um lugar sagrado onde *ying* e *yang* buscavam o equilíbrio da paz.

Séculos depois, a humanidade passou a utilizar como meios de troca os produtos que possuíam relativa escassez, como metais e pedras, devido à portabilidade e a durabilidade, haja vista que os materiais utilizados anteriormente se deterioravam com o tempo. Surge assim o comércio de metais e pedras preciosas entre os povos, e a noção do que viria a se tornar posteriormente o dinheiro, por meio de recibos de depósitos desses metais custodiados nas igrejas durante os primeiros séculos depois de Cristo.

Os mercadores que viajavam com esses recibos, buscavam transacionar suas operações em locais que tivessem uma organização que possibilitasse a aproximação entre os compradores e os vendedores de produtos. BERNSTEIN (1997) considera

então o surgimento na França da primeira Bolsa de valores durante o reinado de Luis VII, por meio da criação da Bolsa de Paris em 1141. Durante toda a Idade Média até o séc. XVII, as bolsas de valores negociavam apenas a compra e venda de moedas e metais preciosos, devido principalmente pelas dificuldades de comunicação, escassez de capitais e a ausência de crédito.

BERNSTEIN (1997) aponta ainda que após o séc. XVII, com o advento das sociedades por ações e a figura do banqueiro como ofertante de crédito público, começou-se a gerar grandes acumulações de recursos para a oferta e procura de capitais, iniciando as negociações por intermédio dos *brokers* (corretores intermediários) e *jobbers* (que negociavam por conta própria).

Surgiu daí, principalmente pelo aumento dos volumes negociados, a necessidade de gerenciar os riscos existentes para uma negociação em bolsa de valores de maneira mais precisa.

Pode-se dizer que desde o início da história registrada, os jogos de azar têm sido um passatempo popular, que desperta o raciocínio humano para maximizar a sua satisfação. Foi em um desses jogos que surgiu a inspiração que fez com que os homens passassem a estudar o que se tornariam as leis das probabilidades, verificando que com o conhecimento das probabilidades envolvidas nas jogadas, seria possível aumentar o ganho esperado por rodada e diminuir suas perdas.

O investimento em ativos, por sua vez, pode ser encarado por parte dos investidores como um jogo de azar, na medida em que apostam na sequência da normalidade de hoje acreditando que a mesma terá continuidade no futuro, gerando riquezas e frutos. Isso, porém, não é um jogo, uma vez que as forças em ação na natureza não são as mesmas forças em ação na mente humana; ou seja, a exatidão da maioria das previsões depende das decisões tomadas por pessoas. Dessa forma, o sucesso é atingido por meio da análise de oportunidades de um mercado que negocia ações de empresas e expectativas de crescimento. O investidor que tiver capacidade de identificar oportunidades mais rapidamente e interpretar suas informações obterá maior sucesso que os demais.

O investimento em bolsa de valores deveria obedecer a critérios de escolha determinados pelo investidor de maneira racional, baseados em análises estatísticas e informações disponíveis que visem a maximizar o controle sobre o resultado. Uma vez que isso não ocorre plenamente, pode-se dizer que sob condições de incerteza, a racionalidade e a medição da máquina são essenciais para a administração do risco, pois se tudo fosse uma questão de sorte, a administração do risco seria um exercício sem sentido. Mas existe ainda um fator humano que determina o acaso que possa

existir no mercado, pois invocar a sorte obscurece a verdade, já que separa um evento de sua causa.

Com o surgimento da eletrônica, TURING(1950) busca desenvolver uma máquina capaz de reproduzir o comportamento humano em sua perfeição, por meio de das técnicas de inteligência artificial. Especificamente nas finanças, buscou-se compreender a expectativa dos investidores e simular cenários de ocorrência de eventos para suas atitudes, visando à maximização do lucro por meio da utilização de sistemas de processamento específicos para cada caso. A Rede Neural Artificial demonstrou ser uma das técnicas possíveis de utilização para a tentativa de previsão de dados desconhecidos, e foi utilizada nos mercados internacionais desde meados da década de 1960.

Após a criação do Plano Real, em 1994, o mercado brasileiro foi aos poucos possibilitando a entrada de recursos estrangeiros, os quais contribuíram para elevar o volume negociado na Bovespa e na BM&F, atraindo a atenção dos investidores para o mercado de capitais. Em 30/08/2005 a Bovespa encerrou as atividades de seu pregão viva-voz, após mais de 115 anos de negociação, migrando para a negociação por meio de plataformas eletrônicas. Tal decisão se deu, conforme apresentado pela própria Bovespa, pelo fato de o Brasil atualmente representar perto de 60% do volume financeiro negociado em Bolsas Latino-Americanas e ser o sexto maior mercado do mundo em volume negociado e o maior mercado do hemisfério sul, além da evolução das técnicas computacionais, que torna a negociação mais rápida, eficaz, e com menores custos. A BM&F, instituição responsável pela garantia dos negócios de derivativos agrícolas e financeiros, além do contrato disponível de ouro, manteve seu pregão viva-voz simultaneamente com o eletrônico até 30/06/2009, para que após essa data consolidasse a fusão anunciada em 2008 com a Bovespa e negociasse os contratos de forma eletrônica somente.

Conforme dados divulgados pela BM&FBovespa em Agosto de 2010, cerca de 37% do volume negociado é oriundo de investidores estrangeiros. Mais de 80 empresas brasileiras possuem suas ações negociadas em outras bolsas mundiais, além da expectativa de inserção de listagem de 11 recibos de ações americanas até o final de 2010, demonstrando a globalização existente entre os mercados. Por meio do mercado de capitais as grandes empresas brasileiras financiaram seu crescimento até o momento atual, conquistando o título de grau de investimento para o país. Sabe-se que esse título é concedido pelas agências de risco a países com sólidos fundamentos econômicos considerados capazes de quitar seus débitos de forma a reduzir seus riscos de inadimplência.

Existem diversos debates éticos acerca dos campos em que os computadores poderiam ou não atuar de maneira autônoma de forma a garantir a supremacia humana. ASIMOV (1950) foi um dos precursores desses questionamentos ao propor limitações necessárias para que a raça humana mantivesse sua supremacia no planeta após as máquinas dotadas de inteligência própria adquirissem a noção de uma consciência. SKINNER (1953) afirma que as pessoas são produtos da aprendizagem, modelada pelas variáveis externas mais do que por fatores genéticos. Assim, STEIN (2006) postula que a consciência é a percepção dos nossos próprios sentimentos sobre o entendimento de eventos externos e internos, tais como pensamentos, lembranças, identidade, emoções, etc.. SILVA (2008:26), por sua vez, define consciência como sendo um “atributo que transita entre a razão e sensibilidade (pág, 26)”. Dessa forma, a “consciência é um senso de responsabilidade e generosidade baseado em vínculos emocionais com outras criaturas, sendo a criadora do significado de nossa existência e do significado da vida de cada um de nós.”(ibidem:27.)

Essas indagações iniciais se mostraram para a época extremamente factíveis, principalmente pelo teste proposto por TURING(1950) que versava sobre as condições ideais necessárias para a construção de uma máquina perfeitamente capaz de imitar o raciocínio humano o que, no entanto, devido às condições tecnológicas, não se concretizaram até o momento. WHITBY (1997) retoma essa discussão posteriormente questionando qual seria a implicação que os sistemas de inteligência artificial causariam nos seres humanos devido ao constante aumento de interação homem-máquina. O autor indaga se haveria um ponto onde não se poderia mais distinguir as fronteiras e as máquinas seriam não mais somente obras criadas pelo homem, mas sim uma extensão de seus pensamentos. Apresenta-se ainda a ideia de mecanização do raciocínio, no qual, graças à falsa noção de criação de empregos com a tecnologia, desumanizam-se as funções que o homem desempenha em seu trabalho.

Diversos programadores perseguiram a criação de máquinas capazes de atuar de forma similar ao humano para condições específicas. Um dos casos mais divulgados foi o embate entre o enxadrista russo Garry Kasparov e o supercomputador criado pela IBM *Deep Blue* no ano de 1996. Composta por 256 processadores com alta capacidade de processamento, essa máquina foi criada para realizar o cálculo de 200 milhões de jogadas possíveis por segundo, por meio de uma base de dados de mais de 700 mil jogos de xadrez entre os grandes mestres do jogo. Em um primeiro embate, acompanhado e divulgado amplamente pela mídia impressa americana, Kasparov obteve no computado total o maior número de pontos. Tendo vencido o computador, Kasparov afirmou naquele momento que provavelmente teria sido “o

último humano a ganhar um campeonato de xadrez”. No ano seguinte, após diversas atualizações realizadas pela IBM na programação do supercomputador, foi repetido o teste. A partir de então, o computador venceu pela primeira vez um campeonato de xadrez contra humanos.

Apesar de questionamentos da mídia acerca da validade de tal vitória - haja vista que Kasparov acusou a companhia de ter alterado os registros de dados do computador de forma irregular e a empresa não forneceu informações que refutassem isso – esse foi um marco para os sistemas artificiais de inteligência. Tal marco levantou questionamentos acerca do real valor ético existente no ser humano para a elaboração de mecanismos artificiais de forma a garantir a sua sobrevivência no futuro.

IVANQUI (2005) ressalta que diversos produtos utilizados diariamente possuem mecanismos de inteligência artificial com a finalidade não de superar a inteligência humana, mas sim de auxiliá-la na resolução de questões das mais diversas ordens, desde a programação de ciclos nas máquinas de lavar identificando o tipo de tecido, como até mesmo no auxílio para diagnósticos de doenças, analisando detalhes que podem algumas vezes passar despercebidos pelo olhar humano mais crítico. Dessa forma, apesar dos debates éticos existentes neste campo até o momento, as técnicas artificiais têm criado *softwares* capazes de auxiliar o ser humano para aprimorar as suas atividades e desenvolver novas técnicas que impulsionam o avanço científico.

## 1.2 QUESTÃO-PROBLEMA

Considerando o avanço significativo que se teve no campo da inteligência artificial e a sua aplicação cotidiana nos mais diversos produtos e, considerando ainda a evolução ocorrida nas finanças e seus produtos, busca-se verificar se é possível a elaboração de um modelo artificial de inteligência capaz de analisar os dados e reconhecer padrões em sua formação, de modo que esse modelo seja capaz de ajustar de forma satisfatória suas estimativas com dados reais desconhecidos, verificando assim sua acurácia. Pergunta-se então: seria possível a formulação de tal modelo?

### 1.3 OBJETIVO DO ESTUDO

A presente pesquisa visa propor um modelo baseado na utilização de sistemas artificiais de inteligência e processamento de dados que seja capaz de verificar uma possível antecipação do momento de reversão da tendência de curto prazo para o Ibovespa, reduzindo a exposição ao risco pelo investidor e buscando aumentar seu retorno.

Para tanto, realiza-se a comparação dos resultados com técnicas estatísticas amplamente utilizadas, tais como a Análise de Regressão Múltipla e a Análise de correlação, utilizando como base de dados os indicadores financeiros geralmente empregados para a tomada de decisão de investimento e os dados históricos das cotações de mercado do Ibovespa. Busca-se então compor um modelo capaz de tratar de forma estatisticamente relevante o ajustamento de dados desconhecidos do fechamento do Ibovespa, por meio do reconhecimento de padrões em outras variáveis acima citadas.

### 1.4 JUSTIFICATIVA

Preços de ações negociadas em mercado apresentam um padrão oscilatório de alternância de movimentos de altas e baixas no decorrer do tempo, buscando realinhar seus valores de negociação com os valores relativos na economia (THOMAZ ;VELASCO, 2005). A hipótese de mercados eficientes é um dos assuntos mais importantes dentro da teoria de finanças. Este conceito, primeiramente proposto por FAMA (1970) e aprimorado posteriormente por FAMA (1991) buscou verificar a capacidade do mercado em ajustar seus preços conforme as informações são divulgadas, considerando que se os mesmos são racionais em suas escolhas, não há a possibilidade de ganho adicional.

Com o aumento da capacidade de processamento dos computadores e a sua consequente popularização, diversos pesquisadores passaram a partir da década de 1980 a questionar tal hipótese, sob a alegação de ser possível verificar a existência de retornos anormais nos retornos dos ativos financeiros. De acordo com FAMÁ e BRUNI (1998) as principais anomalias de mercado, como o efeito janeiro e o efeito segunda-feira, podem ser detectados de forma persistente nos mercados de capitais de diversos países.

CORREA e SOUZA (2001) afirmam que o maior desafio do mercado financeiro é o de combinar a máxima rentabilidade incorrendo no menor nível de risco possível. Dessa forma, conforme sugere MELLO (2004) a Rede Neural Artificial (RNA) é a melhor técnica para este tipo de aplicação, pois consegue reconhecer padrões em sistemas não lineares e propor um bom ajustamento de dados não conhecidos, da mesma forma como se comporta o mercado, visto que ele sofre influências de fatores políticos e econômicos.

Buscou-se então utilizar técnicas computacionais com a finalidade de obter um melhor ajustamento de dados como forma de auferir um retorno adicional superior aos demais participantes de mercado. A fim de verificar a efetividade deste modelo de RNA, foi simulada comparação da tomada de decisão da rede e do ativo visando a um horizonte de longo prazo na estratégia de compra e manutenção.

Especificamente no ramo das finanças, as redes neurais foram extensamente testadas - como se demonstra a seguir - com a finalidade de avaliar a hipótese de eficiência de mercado e a capacidade preditiva de modelos artificiais para se auferir retornos adicionais em ações. Uma das hipóteses mais fortes do modelo atual de finanças foi apresentada inicialmente por TVERSKY (1979) e consiste no questionamento da hipótese de racionalidade ilimitada proposta pela eficiência de mercado. Questiona-se então a capacidade do homem em ser completamente racional nas suas escolhas e a real maximização da utilidade.

NORVIG (2004) afirma que o histórico de preços de uma ação pode ser representado por uma série temporal, ou seja, um conjunto de observações ordenadas no tempo, no qual em razão da pequena quantidade de observações da série, tem caráter não estacionário, pois as leis que a governam alteram no decorrer do tempo. De acordo ainda com BRAV e HEATON (2006), considerando a teoria das finanças comportamentais, os investidores podem levar o mercado a serem ineficientes em dado momento devido à possibilidade de levarem os preços além dos níveis racionais por algum tempo.

No que tange à inteligência artificial, destaca-se ainda a capacidade de aprendizado e generalização na análise de séries temporais não estacionárias como pontos a serem considerados para justificar tal aplicação. ABELEM (1994) afirma que as RNA's são capazes de aprender com dados da série sem que haja conhecimento a priori a cerca do problema em estudo acima mencionado. Suas habilidades em extrair complicadas relações não lineares entre as variáveis de um conjunto de dados temporais têm possibilitado resultados surpreendentes, na maioria das vezes melhores do que os obtidos por procedimentos convencionais.

De acordo com MARIJANA (2003) as RNA's se tornaram um importante método para a análise de ações, pelo fato de poderem trabalhar com os cenários incertos, e, dessa forma, obter melhor resultado assim se comparado com os métodos tradicionais empregados. Ainda, de acordo com o autor, cerca de 25% de todos os trabalhos na área visam à elaboração de um modelo que busca prever o comportamento de ações ou otimizar a escolha de ações para uma carteira.

No contexto americano, visando analisar a capacidade preditiva de modelos artificiais, KULKARNI (1996) propôs um modelo para o S&P500, buscando uma relação de implicação entre as taxas de juros de curto e longo prazo americanos com o respectivo mercado acionário. Durante o período estudado, compreendido entre 1972 e 1996 o autor ressalta que as redes neurais obtiveram um bom ajustamento de dados em condições normais de mercado. Em períodos de repentina baixa ou alta a rede previu estes fatos, porém com menor ajustamento, sendo correta em 65 das 75 vezes com erro máximo de 13,7% e erro médio de 4,18%.

MUELLER (1996) propõe inicialmente a utilização de RNA's no mercado acionário brasileiro, justificando que se as leis que regem um determinado fenômeno são expressas por meio de equações precisas - como o ocorrido em finanças - logo, seria possível prever o comportamento futuro dos eventos por meio da aplicação de um modelo matemático. Dessa forma, obteve-se um modelo preditivo que alcançou valores observados próximos dos valores reais, com desvios de menor magnitude quando comparados com aqueles obtidos pelos métodos preditivos convencionais. O autor afirma ainda que o modelo apresentou desempenho satisfatório no decorrer do estudo, e não necessitou de ajustes entre as conexões estabelecidas entre o período de treinamento e o período de previsão de dados. Infere-se então que as RNA's possuem maior capacidade de ajuste, se comparadas às técnicas convencionais, pois reagem mais rapidamente às novas informações do mercado, mesmo que desconhecidas da rede.

Atendo-se ao contexto brasileiro, pode-se apresentar como exemplo o trabalho proposto por BONOMO e AGNOL (2003) que constataram que, com o início do plano Real, a eficiência alocacional de mercado no contexto brasileiro aumentou significativamente, devido à uma maior precisão na divulgação das informações e a desnecessidade de tratamento especial dos dados graças à inexistência de contexto inflacionário.

MELLO (2004), por sua vez, desenvolveu um trabalho de pesquisa que consiste na elaboração de um modelo artificial de inteligência que aperfeiçoe o processo de precificação de ações e escolha de carteira, considerando que este é um problema que envolve uma série de soluções possíveis, e que na prática, quando

escolhida por uma pessoa, não necessariamente a escolha é da carteira de melhor eficiência. Após diversos testes, a autora obteve um modelo neural que superou os demais modelos amplamente empregados para a seleção de ações. O modelo foi capaz ainda de, em alguns momentos, aproximar a estimativa de retorno do valor real.

De outra forma, o estudo proposto por SESTREM (2005), elaborou um modelo preditivo para o valor de fechamento das ações da Petrobras, por meio da utilização das RNA's no período de quatro anos. Neste estudo o autor obteve um índice de acerto da ordem de 31% quando utilizou somente o valor de fechamento e, um nível de 55% quando inserida a variável volume como auxiliar. Com essa experiência, o autor conclui não ser recomendada a utilização isolada do modelo artificial, mas aconselha sua utilização como um modelo auxiliar para a tomada de decisão.

## 1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

O trabalho a seguir foi estruturado de forma a apresentar de forma introdutória neste primeiro capítulo o contexto teórico principal que permeia o campo das finanças atualmente, sua evolução histórica e uma possível área de atuação no campo de inteligência artificial. Buscou-se ainda apresentar a relevância do trabalho proposto justificando sua elaboração por meio de trabalhos acadêmicos diversos que visaram à elaboração de modelos preditivos em finanças e suas vantagens e desvantagens em relação aos modelos tradicionais. No capítulo 2, na fundamentação teórica são abordados os aspectos referentes à percepção de utilidade pelo investidor e a relação risco / retorno que determinarão a escolha e a preferência por ativos. Busca-se então apresentar a Hipótese de Eficiência de Mercado e os modelos de precificação de retornos fatoriais e multifatoriais, apresentando os aspectos operacionais que popularizaram tais modelos e as críticas referentes aos mesmos. A partir daí, analisam-se as anomalias de mercado percebidas pelos investidores e a evolução da teoria financeira até os dias de hoje, no que se refere às finanças comportamentais.

No capítulo 3, apresenta-se a metodologia utilizada, justificando a escolha das técnicas estatísticas de regressão, as formas de coleta de dados e organização, além dos estudos de correlação entre as variáveis e o emprego das Redes Neurais Artificiais para a formulação de um modelo preditivo.

No capítulo 4, realiza-se a análise dos dados por meio de técnicas estatísticas de correlação entre as variáveis e regressão *stepwise*, além da regressão múltipla para estimar um modelo inicial. Propõe-se então o tratamento dos dados por meio da

criação de um modelo artificial de inteligência baseado no algoritmo *perceptron* multicamadas e a utilização de algoritmo *backpropagation* para verificar o ajustamento dos dados e a capacidade de aprendizagem da rede com dados desconhecidos.

No capítulo 5, analisam-se então os resultados obtidos por meio das análises estatísticas e simula-se o índice de acerto da rede neural em situação hipotética de investimento.

Apresentam-se, por fim, no capítulo 6, as considerações finais acerca do trabalho, discorrendo sobre as conclusões relativas às análises e as limitações dos resultados encontrados, além de sugestões para novos estudos relativos ao tema que utilizarão as técnicas apresentadas.

## 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 2.1 MERCADO, RISCO E PREFERÊNCIA DO INVESTIDOR.

#### 2.1.1 CONCEITO DE MERCADO

Caso se dividam as unidades econômicas individuais em dois grandes grupos de acordo com sua função, compradores e vendedores, entende-se que a interação ocorrida entre tais grupos para a determinação de preços em comum originam os mercados.

Em uma economia, PINHEIRO (2003) afirma existirem diversos tipos de mercados, que podem ser agrupados em: a- Mercado de produtos, no qual são operados bens manufaturados ou serviços; b - Mercado de fatores, que corresponde aos fatores de produção e outros. PINHEIRO (2003, pg.82) considera ainda o mercado financeiro como “mecanismo ou ambiente integrante do mercado de fatores, responsável pelo intercâmbio de ativos financeiros criados pelo homem para o fator de produção capital”. A função do mercado financeiro passa ser então a de transferir unidades financeiras dos agentes superavitários - famílias, empresas e governo - que têm excesso de fundos, para os agentes deficitários – famílias, empresas e governo - que têm necessidades de fundos. Essa oferta de recursos pelos agentes superavitários irá financiar as necessidades dos deficitários, que buscam obter fontes de financiamento, transferindo as poupanças dos agentes superavitários para os agentes deficitários com prazo indeterminado.

#### 2.1.2 TEORIA DO CONSUMIDOR

Dadas as diferentes classificações de mercado, criaram-se diversos produtos financeiros para investimento, os quais estão acessíveis aos participantes em determinado momento, sob determinadas condições. Considera-se que “o consumo pelo investidor em dois períodos quaisquer é limitado pelo rendimento que o investidor

*pode obter nos dois períodos*” (PINDYCK, 2003 pg. 62). De acordo com o autor, chama-se o conjunto de opções disponíveis ao investidor de “conjunto de oportunidades”, composto por diversas combinações de ativos, em que cabe ao investidor revelar a sua preferência, optando por um conjunto A ou B, sendo a cesta de mercadorias uma combinação de produtos, cada um em uma quantidade.

Sabe-se que os consumidores não podem consumir tudo o que querem de todas as mercadorias, porque esses consumidores têm um poder de compra limitado por sua renda monetária e pelos preços da mercadoria, a qual será chamada de restrição orçamentária.

A teoria do consumidor parte então da hipótese de que o consumidor escolhe, entre as cestas de mercadorias acessíveis naquele momento, dada a sua restrição orçamentária, aquela que será preferível a todas as outras. (GUENA, 2009, pg.40)

De acordo com VARIAN (2003) deve-se então, ponderar primeiramente a possibilidade de encontrar uma forma prática de compreender as preferências do consumidor para a escolha entre dois produtos distintos. Consideram-se como premissas para a análise que as preferências do consumidor são completas, isto é, os consumidores têm condições de comparar e ordenar todas as cestas de produtos que são oferecidas. A partir daí, assume-se que as preferências são transitivas, ou seja, se um consumidor prefere um produto A em relação a um produto B, e prefere B em vez de um produto C logo, ele deverá optar por A em relação a C. Por fim, considera-se que todas as mercadorias oferecidas são desejáveis, situação em que os consumidores buscarão maximizar a quantidade obtida de cada produto – mais é melhor que menos.

Podem-se representar tais premissas graficamente por meio da utilização do conceito de curvas de indiferença. Apresentada primeiramente por HICKS e ALLEN (1934 apud. Varian), uma curva de indiferença é um gráfico de uma função que mostra todas as combinações de cestas de mercado que na quantidade ofertada torna o consumidor indiferente entre determinadas escolhas. Assim, ele não tem preferência entre uma combinação ou outra, já que cada uma provê um mesmo nível de satisfação. Na curva de indiferença são colocados diversos cenários de escolhas entre categorias de um ativo frente ao outro e todos os pontos formados ao longo da curva de indiferença o consumidor não deverá apresentar preferência entre os ativos oferecidos. A curva de indiferença pode ser entendida então como a possibilidade de comportamento esperado diante do conflito risco-retorno de um investimento por parte do investidor. VARIAN (2003, pg. 38) afirma, no entanto, que um dos problemas em se usar curvas de indiferença para descrever preferências está no fato de que *“elas mostram apenas as cestas que o consumidor percebe como indiferentes entre si, não*

*distinguindo as cestas melhores das piores.*”. ROSSETI (2003) argumenta por sua vez que:

*“uma hipótese que dá sustentação à curva de indiferença do consumidor é que ele alcança o mesmo grau de utilidade total com diferentes combinações de produtos e quantidades. Todas lhe proporcionariam o mesmo grau de satisfação, desde que pudessem ser viabilizadas por dado nível de renda disponível para consumo”.*  
(ROSSETI 2003, pg 452)

NEUMANN e MORGENSTERN (1944) apresentam ainda uma segunda hipótese comportamental básica da Teoria do Consumidor, que consiste na premissa de que dadas as preferências e as restrições orçamentárias, o consumidor visará sempre maximizar a sua utilidade. Esse conceito assume que as preferências dos indivíduos preenchem os requisitos de completude, transitividade, continuidade e independência, podendo assim ser representados pela esperança de uma função utilidade. Assim, para descrever as preferências de um consumidor perante todas as combinações de bens, poder-se-ia traçar um conjunto de curvas de indiferenças, denominado mapa de indiferença.

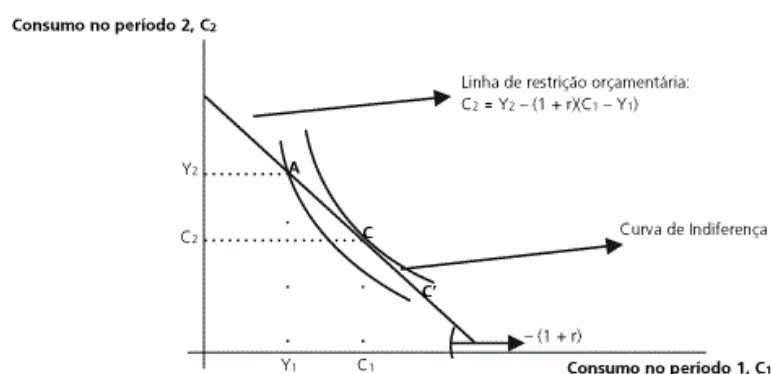


Gráfico 1 - A linha de restrição orçamentária e o mapa de indiferença. (Adaptado VARIAN 2003)

A fim de medir a quantidade de uma determinada mercadoria que um consumidor se propõe a deixar de consumir para obter um número maior de outra PINDYCK (2003) apresenta o conceito de Taxa marginal de substituição (TMS), que mede “o valor que um indivíduo atribui a uma unidade extra de um bem em termos de outro.”(pg. 68) dada pela equação:

$$TMS = - \frac{\Delta A}{\Delta B}$$

Equação 2.1.2.1 – Taxa Marginal de Substituição. Onde:

$\Delta A$  = Variação na quantidade consumida de um bem A

$\Delta B$  = Variação na quantidade consumida de um bem B

TMS = Taxa Marginal de Substituição

Logo, podem-se relacionar as curvas de indiferença por intermédio da classificação dos bens, demonstrando os diferentes graus de disposição de um consumidor para escolher por um ou outro bem. Assim, dois bens são considerados substitutos perfeitos quando o consumidor aceita substituir um pelo outro a uma TMS constante. De outra forma, chamam-se de bens complementares perfeitos aqueles que são preferíveis de consumo sempre juntos e em proporções fixas em relação a outros bens. Nesse sentido, o aumento de consumo de um bem, sem contrapartida no outro, deixa o consumidor indiferente à posição anterior. Por fim, há ainda os bens considerados maus, em que o consumo dos mesmos é evitável e os bens neutros, simbolizados pela falta de importância que os mesmos possuem para o consumidor em questão, se comparados com outro bem que tenha preferência revelada. Diz-se ainda que a TMS mede a taxa em que o consumidor se encontra na fronteira entre querer substituir ou não o bem A pelo bem B, simbolizando a propensão marginal a pagar de um consumidor, conforme a sua preferência. A escolha do consumidor deverá então estar sobre a linha de seu orçamento, maximizando assim o grau de satisfação que se poderá obter, combinando sua preferência de bens e serviços dado o orçamento limitado que possui.

### 2.1.3 A EVOLUÇÃO DA NOÇÃO DE RISCO

A ideia de risco como se conhece atualmente surge, em termos históricos, quando o homem passa a ter condições de mensurar suas opções de escolha, por meio da utilização do sistema de numeração indo-arábico. A origem etimológica do risco é oriunda do latim, palavra que em sua concepção original *risico* tem como significação aproximada para o português ousar. Outra definição aceita é a da palavra advinda do latim *resecare* que representava a noção do perigo que os marinheiros tinham ao navegar perto de rochas.

A maneira atual de mensurar o risco consiste da atribuição de probabilidades para a sua ocorrência e remonta os trabalhos de CARDANO (1565 apud. Bernstein) sobre o jogo, descrito matematicamente por PASCAL (1654 apud. Bernstein) posteriormente, sobre quantas vezes um valor pode ocorrer durante um experimento imaginário. O desafio proposto foi formulado duzentos anos antes pelo criador das

partidas dobradas, o pároco e matemático italiano Luca Paccioli. A solução deste desafio permitiu que pela primeira vez os homens pudessem estimar por meio de previsões o que aconteceria no futuro por meio do cálculo de probabilidades. Sinteticamente, o procedimento adotado consistiu na tabulação de todos os resultados possíveis para que após isso se sintetizem os dados por intermédio da distribuição de suas frequências resumindo os resultados por meio da utilização de frações.

Outro matemático francês, MOIVRE (1730 apud. Bernstein), apresentou a distribuição Normal (Curva em Sino, mais tarde formalizada por Gauss) e desenvolveu o conceito de risco padrão que mais tarde seria utilizado na medição de risco de um ativo isolado. Alguns anos depois, BERNOULLI (1738 apud. Bernstein) desenvolveu os conceitos essenciais de como as pessoas tomam decisões e realizam escolhas entre alternativas que são apresentadas. No desenvolvimento de suas concepções, o autor formula pela primeira vez o que depois se tornaria o conceito de aversão ao risco, enunciando formalmente pela primeira vez que *“a satisfação gerada numa pessoa por qualquer pequeno aumento de sua riqueza é inversamente proporcional à riqueza possuída por tal pessoa”* (BERNSTEIN, pág. 23).

Na mesma época, LEIBNIZ (1740 apud. Bernstein), verificou que a natureza estabeleceu padrões que se repetiam de tempos em tempos, mas só “na maior parte dos casos”. Ou seja, os eventos se repetem, mas não da mesma forma, o que contribuiu para o desenvolvimento dos métodos de amostragens que são utilizados atualmente nas questões econômicas, financeiras e administrativas que envolvem a avaliação do risco.

No início do século XIX, LAPLACE (1812 apud. Bernstein) que formulava o que posteriormente se tornou o conceito de Teorema do Limite Central, propunha que a tendência de que as médias de médias se reduzirão em dispersão em torno da grande média ou da média principal, permitindo estabelecer que, se uma população tem uma distribuição normal, a distribuição das médias amostrais retiradas da população também terá uma distribuição normal, independente do tamanho de amostra. Desse modo simplifica-se o tratamento das informações de uma amostra, pois reduz o número de informações necessário para que se tomem decisões sobre os elementos de uma população.

## 2.1.4 FONTES DE RISCOS FINANCEIROS

Os ativos que compõem os produtos financeiros podem ser divididos basicamente em dois tipos, ativos de renda fixa e ativos de renda variável. Entende-se por ativos de renda fixa, aqueles cujo valor final é conhecido e acordado no momento em que se realiza a aplicação, sendo mantido até o final do período. Os ativos de renda variável, por sua vez, não possuem garantias acerca da existência do conhecimento de seus retornos, independentemente do prazo.

Surge a partir daí, a noção implícita da possibilidade de existência de perda de valor, mesmo com a postergação do consumo, dado o não conhecimento do cenário futuro no momento da aplicação devido à existência de volatilidade de resultados inesperados. Nesse sentido, entende-se risco financeiro como “*a probabilidade de recebermos um retorno sobre um investimento que seja diferente daquele que esperávamos.*” (DAMODARAN, pg. 63). Por sua vez, pode-se ainda considerar o risco financeiro como “*a dispersão de resultados inesperados, devido a oscilações nas variáveis financeiras*” (JORION, pg.71).

Acredita-se que ao realizar um investimento, o investidor racional que adquire um ativo espera um retorno positivo compatível com o período em que estiver em posse do mesmo considerando, inicialmente, os seguintes tipos de riscos de mercado principais: taxa de juro, câmbio, liquidez, derivativos, concentração, hedge, ações e *commodities* (Pinheiro; Junior; Jordão; Bastos, 2005).

Quando a distribuição do retorno para um determinado investimento em um ativo A não possui variações significativas em relação ao retorno esperado, dados os riscos acima citados, este pode ser considerado um ativo livre de risco. Para estabelecer um contraste com este ativo, há ativos que possuem variações relevantes em seus retornos reais, quando comparados ao retorno esperado. A diferença entre os dois é medida pela variância ou pelo desvio-padrão da distribuição.

Entende-se como valor esperado, ou média, como a medida da posição central para a variável aleatória em questão. Enquanto o valor esperado fornece o valor médio para a variável, FISCHER (1918 apud. Stevenson) em um trabalho sobre genética introduz o conceito de variação de uma base de dados em relação ao valor médio de  $x$ , chamado de variância, o qual mede a distância que um valor em particular da variável aleatória está do valor esperado. O desvio-padrão é então definido como sendo a raiz quadrada da variância e serve de medida para a volatilidade dos valores em relação à média. Nesse sentido, quanto maior o desvio do retorno real desse ativo em relação ao retorno esperado, maior a variância, representando maior tendência de o preço ter uma variação, seja para cima ou para baixo, de modo a aumentar a

percepção do risco para o investidor. Se uma escolha tiver que ser feita entre duas oportunidades de investimento que tenham os mesmos retornos esperados - mas diferentes desvios-padrão - o investidor racional deverá optar pelo ativo que possua menor desvio-padrão.

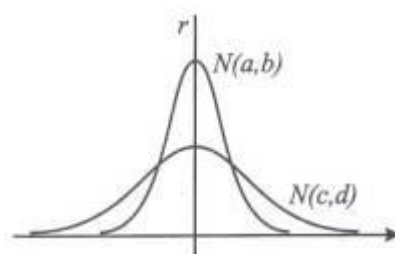


Gráfico 2 – Comparação entre as distribuições de Retorno (adaptação Damodaran pág.64)

Da mesma forma, dados dois ativos que possuam o mesmo risco, mas retornos esperados diferentes, o investidor optará pelo ativo que fornecer maior retorno por unidade de risco incorrida. Esta medida recebe o nome de coeficiente de variação (CV), e é responsável por mostrar o risco por unidade de retorno, de modo a oferecer uma base mais confiável para comparação quando os retornos esperados de dois ativos não são iguais.

$$CV = \frac{\sigma}{\mu}$$

Equação 2.1.4.1 Coeficiente de Variação. Onde:

$\sigma$  = Desvio-padrão

$\mu$  = Retorno esperado

Cabe ressaltar que as variâncias e os retornos esperados são medidas baseadas em dados passados, e não em retornos futuros, em que a variância de uma soma de variáveis aleatórias não é igual a soma das variâncias e as distribuições de retornos passados são utilizadas como indicadores de futuras distribuições por meio de distribuições de probabilidade contínua, com sua faixa de resultados variando de  $-\infty$  até  $+\infty$ , cuja soma final deverá ser igual ao valor 1, sobre todos os valores possíveis, ou seja,  $\int_{-\infty}^{+\infty} f(x)dx = 1$ .

Apresenta-se ainda a medida estatística que mensura os movimentos conjuntos de duas variáveis aleatórias, a covariância. A normalização da covariância, por meio da correlação, gera sempre um número que varia de -1 a +1. Nesse caso pode-se afirmar que existe uma forte correlação positiva quando os movimentos de uma das séries de retorno tendem a ser acompanhados similarmente por outra série de retorno sendo caracterizada a correlação negativa, quando duas séries possuem direções diferentes em seus movimentos.

A partir do proposto por GAUSS (1809 apud. Stevenson) de que a média de uma série converge para uma distribuição normal conforme se aumenta o número de observações, pode-se dizer que a curva normal é simétrica, podendo utilizar os valores tabelados e o desvio padrão. Todavia, uma vez que nem todas as variáveis normalmente distribuídas têm média zero e desvio-padrão igual a um, é necessário padronizar os dados subtraindo a média e dividindo pelo desvio-padrão. Esta padronização fará com que a distribuição assuma média igual a zero e desvio-padrão igual a um, conforme apresenta a equação:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

Equação 2.1.4.2 Padronização da função normal. Onde:

$z$  = valor padronizado

$x$  = valor observado

$\sigma$  = Desvio-padrão

$\mu$  = Retorno esperado

Logo, a distribuição normal padrão apresentada no Gráfico 2 é uma função perfeitamente simétrica e padronizada, e tem média igual à moda e mediana, na qual 95% dos valores estão contidos entre -2 e +2 desvios-padrão, razão pela qual é utilizada para configurar a noção de risco em um ativo isolado.

## 2.1.5 ANALISANDO O RISCO

Embora sejam muitas as razões que motivam a dispersão dos valores esperados em relação aos valores realmente observados, pode-se classificar o risco financeiro como sendo não apenas a possibilidade de existência de retornos negativos, mas também a possibilidade de retornos superiores aos esperados, denotando um misto de perigos e oportunidades. Por ser subjetivo, o risco total de qualquer ativo financeiro é definido pela sua parte sistemática e não sistemática. O risco sistemático é o risco que é afetado por diversos fatores macroeconômicos como taxa de juros, câmbio ou qualquer outra variável que afete a economia como um todo. Por sua vez, o risco não sistemático é a parcela do risco total que depende das variáveis específicas que afetam uma empresa. Somando-se o risco sistemático com o não sistemático encontra-se o risco total de um ativo.

Considerando as condições de investimento de um investidor, o mesmo pode concentrar toda a sua carteira em um só ativo, de modo a ficar exposto ao mesmo tempo, tanto no risco do mercado, quanto no risco específico da empresa. Visando reduzir a exposição do investidor no risco específico da empresa, MARKOWITZ (1952) apresentou pela primeira vez a ideia de que se incluírem outros ativos ou ações em uma carteira, estar-se-ia diversificando o risco específico da mesma, até o momento em que se torna possível a sua total eliminação, incorrendo apenas no risco de mercado, inerente a todos os participantes.

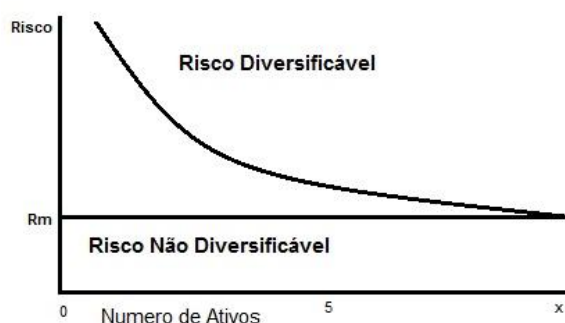


Gráfico 3 – Diversificação do Risco (adaptação Gruber pág.73)

São duas as principais razões apresentadas pelo autor para justificar a sua hipótese. Primeiramente, devido à diversificação, cada investimento representaria um percentual menor no total da carteira, tal que suas variações isoladas impactariam de menor forma no retorno do total. A segunda razão é que os efeitos de decisões específicas das empresas sobre os ativos de uma carteira - se diversificados - tendem a zero, não interferindo assim em seu valor total. Sendo o investidor racional, o único risco que deverá lhe interessar é o de mercado, uma vez que este não carrega qualquer risco específico. Ainda assim, a redução do risco constatada em uma carteira é parcial, uma vez que é impraticável a eliminação total do risco da carteira.

Isso é explicado pela dificuldade real de encontrar investimentos com correlação perfeitamente negativa. Cabe lembrar que o risco de um ativo isoladamente é diferente de seu risco em um contexto de carteira, pois esta depende da forma de como os componentes que a integram se relacionam entre si por meio do conceito de covariância-correlação.

Segundo MARKOWITZ (1952), o retorno de uma carteira é dado pela média ponderada dos retornos esperados dos ativos que a compõem, sendo que o investidor buscará compor uma carteira com ativos que apresentem o menor risco para um retorno esperado mais elevado. Em teoria, poder-se-ia representar graficamente todos

os ativos com risco e todas as combinações de ativos com riscos imagináveis em um diagrama de retorno-esperado e desvio-padrão. Tal conceito foi chamado de fronteira eficiente, sendo uma função côncava no espaço, e que se estende da carteira de mínima variância à carteira de retorno máximo, em que o investidor escolherá uma das carteiras que a compõem, de acordo com seu perfil.

TOBIN (1958) vem então em seu trabalho complementar o conceito proposto por MARKOWITZ (1952) sugerindo a inserção do ativo com taxa livre de risco ( $R_f$ ), considerando que sendo livre de risco o raciocínio nos leva a uma nova interpretação do que seria o conceito de fronteira eficiente, pois esta deverá representar todas as combinações possíveis de alocação da renda entre a taxa livre de risco. Devido à inserção de um ativo sem risco para aplicações e empréstimos, verificou-se que existirá somente uma única carteira de ativos com risco que seja preferível a todas as demais carteiras, sendo conjunto eficiente determinado pela identificação da carteira tangenciada pela reta oriunda do maior quociente entre retorno excedente e desvio-padrão que satisfaz à restrição de que a soma das proporções investidas nos ativos seja igual a um. A esta reta deu-se o nome de “*Capital Market Line*” (CML), relacionando o retorno de um ativo com o seu risco, medido em termos de desvio-padrão da média.

$$\theta = \frac{\mu_p - \mu_f}{\sigma_p}$$

Equação 2.1.5.1 – CML .Onde :

$\theta$  = conjunto eficiente

$\mu_p$  = retorno excedente da carteira

$\mu_f$  = retorno livre de risco

$\sigma_p$  = desvio padrão da carteira

TOBIN (1958) afirma ainda que esta seria a tangente da fronteira eficiente de MARKOWITZ (1952) no ponto de maior retorno para menor risco. A carteira de mercado seria então uma só para todos os investidores e incluiria todos os ativos do mundo, garantindo a mesma rentabilidade a todos. Para resolver esse Problema, SHARPE (1964) propôs uma medida, que teria por finalidade representar uma padronização da medida de risco de um ativo em relação ao mercado, conhecida por Beta, que divide a covariância entre os retornos de um ativo específico com os do mercado, à variância do mercado, que representa o risco do sistema.

$$\beta_a = \frac{cov(r_a, r_m)}{\sigma_m^2}$$

Equação 2.1.5.2 – Cálculo do Beta. Onde:

$\beta_a$  = Beta do ativo a

$cov(r_a, r_m)$  = covariância do ativo a em relação ao mercado

$\sigma_m^2$  = variância do mercado

Define-se o beta de uma carteira como sendo uma média ponderada dos betas individuais de cada ação contida na carteira, sendo considerada então uma medida da sensibilidade de uma ação a oscilações do mercado. Diante da necessidade de realizar escolhas acerca dos ativos e, assumindo as premissas citadas anteriormente, SHARPE (1966) propõe ainda a utilização do Índice de Sharpe, calculado como sendo o fruto do quociente do Retorno Esperado de um ativo pelo seu Desvio-Padrão. Dessa forma, o retorno de seu investimento será dado por unidade de risco incorrida na operação, considerando a restrição orçamentária de investimento. A maximização de sua utilidade ocorrerá então no ponto em que a curva de indiferença tangencia a linha que representa a restrição orçamentária, sendo que quando isto ocorre, pode-se dizer que o benefício marginal, associado ao consumo de uma unidade adicional de um produto, é igual ao custo marginal.

$$\text{Índice de Sharpe} = \frac{\mu}{\sigma}$$

Equação 2.1.5.3 – Índice de Sharpe. Onde:

$\sigma$  = Desvio-padrão

$\mu$  = Retorno esperado

## 2.1.6 AS PREFERÊNCIAS DO INVESTIDOR

Dadas as restrições impostas ao investidor, o mesmo procurará alocar seus recursos de forma a maximizar a utilidade dos mesmos e assim obter maior capacidade de consumo futuro, por meio do cálculo de maximização do retorno de seu portfólio, também chamado de excedente de retorno, considerando que “uma vez determinados os títulos que devem pertencer à carteira, supõe-se a existência de possibilidades de aplicação e captação à taxa de juros livre de risco” (TOBIN, 1958), que determinará a criação de uma fronteira eficiente que apresentará como restrição inicial, no que tange à utilidade, a preferência por maior volume de riqueza também chamado de ausência de saciedade. Isso quer dizer que  $(X + 1)$  unidades monetárias

sempre é melhor do que a utilidade de  $(X)$  unidades monetárias, demonstrando que na necessidade de escolha entre dois investimentos sem risco, se optará sempre por aquele que produz o maior resultado.

A segunda propriedade da função utilidade supõe que os investidores possuem diversas reações quando suas decisões são tomadas diante de um cenário com risco, assumindo três hipóteses possíveis: o investidor tem aversão a risco, o investidor é neutro em relação a risco ou o investidor gosta de correr risco, todos em termos de uma aposta cujo valor esperado é igual ao seu custo, sendo assim chamada de aposta justa. GRUBER (2003) afirma que dizer que um investidor possui aversão ao risco, significa que dada a necessidade de decisão acerca de uma aposta justa, ele sempre a rejeitará, afirmando que a certeza de manutenção de sua riqueza atual é mais importante do que a possibilidade de ganho ou perda de uma operação porque a desutilidade da perda é maior do que a utilidade de um ganho idêntico. Da mesma forma, em um contexto onde o investidor possui neutralidade ao risco, supõe-se que um investidor possui indiferença em uma aposta justa, demonstrando que a variação de utilidade devida a uma variação positiva ou negativa de uma unidade de riqueza tem valor zero para o investidor. Logo, para os investidores que têm a preferência por aceitar a aposta justa, diz-se que os mesmos possuem gosto pelo risco, pois para os mesmos, existe a percepção de que a utilidade gerada pela possibilidade de ganho excede a possibilidade de perda da sua riqueza.

A terceira propriedade da função utilidade supõe que as preferências do investidor se modificam conforme a sua riqueza total varia. Assim, dada uma riqueza inicial aplicada em uma determinada carteira, se a riqueza deste investidor aumentar e ele aumentar o volume de recursos aplicados em ativos com risco, em maior proporção, diz-se que o mesmo possui aversão absoluta decrescente ao risco. Se a aplicação em ativos de risco pelo investidor permanecer inalterada ao haver variação de sua riqueza, então se diz que ele possui aversão absoluta constante ao risco; e, por último, se a quantidade aplicada em ativos com risco diminuir conforme sua riqueza aumenta, diz-se que ele possui aversão absoluta crescente ao risco. BLUME e FRIEND (1975 apud. Gruber) ao examinar um levantamento do *Federal Reserve* a respeito das características financeiras dos investidores, constataram que a proporção aplicada em ativos com risco permanecia praticamente inalterada ao serem examinados ativos possuídos por investidores de níveis distintos de riqueza, implicando em uma aversão absoluta decrescente ao risco. GRUBER (2003) apresenta como ressalva para o estudo, que em uma análise crítica, o fato de que os autores examinaram investidores diferentes com níveis distintos de riqueza, e não o mesmo investidor em níveis distintos de riqueza, não torna possível determinar com

certeza se o comportamento de aversão absoluta verificado é compatível com o comportamento real dos investidores.

## 2.2 MODELOS PARA A FORMAÇÃO DE PREÇOS DE ATIVOS

### 2.2.1 CAPITAL ASSET PRICING MODEL (CAPM)

SHARPE (1964), LINTNER (1965), MOSSIN (1966) e BLACK (1972) após análise do estudo sobre as carteiras de investimento, proposto por MARKOWITZ (1952) um modelo de formação de preços de ativos de um único fator, chamado *Capital Asset Pricing Model (CAPM)*

A hipótese inicial deste modelo implica supor que não existem custos de transação, ou os mesmos são irrelevantes, para que não se dependa da posse ou não do investidor antes do período de decisão para cálculo do retorno. A partir daí, considera-se os ativos como sendo infinitamente divisível independente da magnitude da riqueza do investidor. A terceira hipótese versa sobre a indiferença do investidor no que tange a forma de recebimento do retorno de capital, seja por dividendos ou juros, dada a inexistência de imposto de renda para pessoa física. O modelo supõe existir um sistema de concorrência perfeita, onde um investidor não é capaz de influenciar o preço de uma ação por meio de suas operações de compra e venda. Acredita-se ainda que os investidores tomem suas decisões somente em termos de valores esperados e desvios-padrão, sendo permitido aos mesmos as operações de venda à descoberto em qualquer quantidade e a aplicação e captação de recursos à taxa livre de risco em quantidades ilimitadas de capital. Por fim, o modelo pressupõe que os investidores se preocupam com a média e a variância dos retornos, considerando que todos os ativos existentes no mercado sejam negociáveis.

Partindo destas hipóteses, busca-se demonstrar a relação básica de equilíbrio geral para os retornos de ativos. Quando é permitido fazer vendas a descoberto, mas não é possível a aplicação ou captação de recursos à taxa livre de risco, a fronteira eficiente diferirá de um investidor para outro por conta das diferenças em termos de expectativas. Ao inserir a possibilidade de aplicar ou captar a taxa livre de risco, é possível identificar a carteira de ativos com risco que os investidores deverão considerar preferível, sendo esta localizada no ponto de tangência entre a fronteira

eficiente original e um raio que passa pelo retorno livre de risco, localizado no eixo vertical.

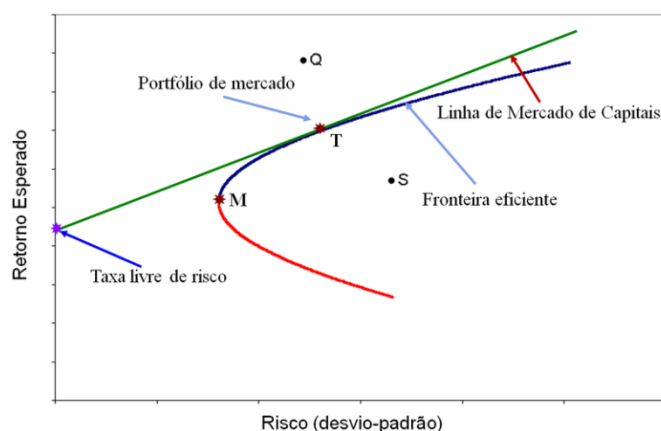


Gráfico 4 – Representação da Fronteira eficiente e CML (Adaptado de Damodaran)

Tendo todos os investidores expectativas homogêneas e as mesmas taxas de juros para aplicação e captação, a carteira de ativos com risco ( $P_i$ ) que venha a ser possuída por um investidor será idêntica à carteira de ativos com risco de outro investidor e, se todos os investidores possuírem a mesma carteira de ativos com risco, então em condições de equilíbrio esta será a carteira de mercado, que compreenderá todos os ativos com risco existente, na proporção correspondente de sua participação no mercado.

Infere-se assim que todos os investidores aplicarão em combinações de apenas duas carteiras, a carteira de mercado e um ativo livre de risco, no que TOBIN (1958) intitulou separação monetária e posteriormente CASS e STIGLITZ (1970) denominaram como sendo o teorema de dois fundos, onde todos os investidores ficariam satisfeitos em aplicar no fundo associado à carteira de mercado, acrescida da possibilidade de comprar ou vender um título livre de risco e, todos os investidores acabariam dessa forma com carteiras situadas em algum ponto da linha de mercado de capitais, onde estarão todas as carteiras eficientes.

Voltando à equação 2.1.5.1 que determina a CML, pode-se verificar que o termo  $\frac{\mu_p - \mu_f}{\sigma_p}$  pode ser interpretado como o preço de mercado do risco de todas as carteiras eficientes, correspondendo ao retorno adicional que pode ser conseguido aumentando-se em uma unidade o nível de risco de uma carteira eficiente, representando o componente de retorno exigido que fosse devido ao risco. Assim, adicionando o custo do dinheiro no tempo, por meio ativo livre de risco nesta equação, chega-se a seguinte expressão:

$$\theta = \mu_f + \frac{\mu_p - \mu_f}{\sigma_p} \sigma_e$$

Equação 2.2.1.1. Onde:

$\sigma_e$  = desvio padrão existente em uma carteira

Considerando válidas as premissas anteriores de diversificação, a relevância do risco sistemático e homogeneidade das expectativas demonstram que o investidor procurará ter uma carteira muito diversificada, em que as únicas dimensões de um título que interessarão o investidor são retorno esperado e beta.

Desta forma, sempre que um título estiver situado acima ou abaixo da linha da reta, um investidor fará arbitragem sem risco até o ponto em que este título se situará sobre uma linha reta no espaço retorno-beta, situação em que se assumirá a equação da reta  $R_i = \alpha + b\beta_i$ , com valores ( $i = 0 ; i = 1$ ) para o ativo livre de risco e para a carteira de mercado, respectivamente. Assim, juntando as duas expressões tem-se a equação do CAPM:

$$R_i = R_f + \beta_i (R_m - R_f)$$

Equação 2.2.1.2 CAPM . Onde:

$R_i$  = Retorno exigido pelo investidor para o ativo i

$R_f$  = Retorno livre de risco

$R_m$  = Retorno do mercado

$\beta_i$  = Beta do ativo i

Esta equação, denominada linha do mercado de títulos, tem por objetivo descrever o retorno esperado de todos os ativos e carteiras de ativos na economia. Nesse caso, quanto mais alto for o beta de um título, maior deverá ser seu retorno em equilíbrio, tendo uma relação linear. Os autores concluem então que o risco sistemático é o único ingrediente importante da determinação de retornos esperados, e que somente a parte da variância que não pode ser eliminada com a diversificação dos investimentos é que afeta os retornos esperados.

Obtido o modelo de CAPM, MILLER e SCHOLLES (1972) analisaram posteriormente sua aplicação por meio de testes empíricos, os quais se iniciam com a discussão da existência de possíveis vieses devidos a erros de especificação das equações básicas de estimação, uma vez que se os retornos fossem gerados pela equação básica do CAPM, então a equação que estimaria o beta deveria ser coerente com o mesmo, fato que ocorre somente se o ativo livre de risco mantiver seu retorno constante durante o período de estimação. Os autores demonstram ainda que as distribuições de retornos parecem ter assimetria positiva e, caso isso exista, a regressão tenderá a apresentar uma associação entre risco residual e retorno, o que na prática não existe.

Outro estudo feito por BLACK, JENSEN E SCHOLLES (1972) buscou testar o CAPM por meio da utilização de séries temporais. Ao formarem carteiras, os autores visaram maximizar a dispersão de betas buscando analisar o efeito do mesmo sobre o retorno, utilizando como variável instrumental o beta de cada título no período anterior, concluindo que uma das maneiras de reduzir substancialmente o erro na estimação do beta se dá por meio da mensuração dos betas das carteiras em detrimento dos betas individuais.

FAMA e MACBETH (1973) visando testar o modelo do CAPM buscaram formar carteiras de títulos, estimando os betas por meio da análise de regressão em primeiro e segundo passo, visando examinar ainda por meio de suas hipóteses se o mercado funciona como um jogo justo. Dessa forma, concluem que o risco residual não mais é significativo estatisticamente e que o beta além de possuir relação linear com o retorno, a mesma demonstra ser positiva.

FAMA e FRENCH (1992) buscaram posteriormente examinar de forma empírica a aplicação do coeficiente Beta, no qual por meio do estudo de cruzamentos de retornos entre as ações americanas no período de 1963 á 1990, o nível de estimação do modelo CAPM por meio do Beta foi insignificante. Por essa razão, foi visto como uma forte evidência contra o modelo, uma vez que para que ele seja válido, assume-se como premissa a análise em um único período, diferente do mercado real, onde o dinamismo faz com que os retornos esperados e os betas variem no decorrer do tempo. FAMA e FRENCH (1993) examinaram ainda em outro estudo que os índices de valor contábil e valor de mercado possuem uma relação positiva com o retorno das ações, enquanto a variável valor de mercado tem uma relação negativa, o que pode sugerir existirem características multidimensionais do risco que não seriam captadas por meio do modelo CAPM.

## 2.2.2 MODELO DE FORMAÇÃO DE PREÇOS POR ARBITRAGEM (APT)

Apresentada inicialmente por ROSS (1976), a Teoria de formação de preços por arbitragem (APT) consiste basicamente em uma lei de preço único, ou seja, dois bens idênticos não podem ser vendidos a preços diferentes, por meio da hipótese de expectativas homogêneas, exigindo que os retornos de qualquer ação estejam linearmente relacionados a um conjunto de índices. Suponha que se possa descrever os retornos dos índices por meio do seguinte modelo:

$$R_i = a_i + b_{i1}I_1 + b_{i2}I_2 + b_{in}I_n + e_1$$

Equação 2.2.2.1 APT. Onde:

$a_i$  = nível esperado do retorno da ação independente de fatores

$I_n$  = valor do n-ésimo índice com influência sobre o retorno da ação

$b_{in}$  = sensibilidade do retorno da ação ao índice

$e_1$  = erro aleatório

Assim, se um investidor possuir uma carteira diversificada, o risco residual tenderá a zero e haverá apenas o risco sistemático. Nesse sentido, os dois únicos termos que afetam a equação acima serão os indicadores de sensibilidade, –razão pela qual o investidor se preocupar apenas com estes atributos, retorno esperado e risco. Ainda, de acordo com a lei do preço único, se duas carteiras possuem o mesmo risco ambas devem ser negociadas com o mesmo retorno esperado, para que não exista arbitragem entre elas. Uma condição suficiente para a demonstração de tal modelo é a existência de títulos suficientes no mercado para que seja formada uma carteira que possua grande diversificação inexistindo a oportunidade de arbitragem.

Assim, a fim de testar a capacidade de predição de seu modelo ROLL e ROSS (1984) aplicaram a análise a grupos de ações para períodos diários, verificando em primeiro passo que existiria mais fatores significativos do que se esperaria com base no CAPM para determinar o retorno esperado de uma ação. CHO, ELTON e GRUBER (1984) repetiram a metodologia do teste anterior, e encontraram como resultado que a relação de um ou mais de um dos fatores são importantes para a determinação de preços e retornos de equilíbrio. A utilidade de um modelo APT não poderia ser diferenciada da metodologia usada para estimá-la, ou seja, apesar de se possuir um embasamento teórico coerente e correto, se não for possível a sua implantação de forma adequada, a mesma não poderá ser utilizada no processo decisório de investimento.

Buscar resultados obtidos com o APT no mercado brasileiro (desde 85/87 - Savoia)

## 2.3 MERCADOS EFICIENTES

Após a grande desvalorização dos ativos financeiros em 1929 com o *crash* da Bolsa de *New York*, conforme apresenta GALBRAITH (1997) os analistas financeiros procuraram elaborar novas metodologias de avaliação dos ativos e gerenciamento de

riscos, uma vez que as premissas utilizadas até então se mostraram ineficientes para diminuir a exposição de uma carteira a riscos e aumentar o ganho de capital pelos investidores de maneira eficiente.

Denominado Renda Variável, o investimento em ações possui tal definição por ter um valor de aplicação conhecido sem um valor de resgate certo. Sendo assim, o Retorno do investimento em ações é o somatório do Ganho de Capital oriundo da diferença entre o valor de compra e o valor de venda do ativo. Somado a isso, as empresas distribuem aos acionistas parcelas de seus lucros, chamados dividendos, complementando o ganho de capital no período. A fim de mensurar o valor de tais dividendos, e do próprio negócio em si, os analistas financeiros buscaram obter o valor presente para o que seria considerado próximo da realidade futura para os ativos negociados, descontando os fluxos de caixa e os dividendos por meio da taxa que representa o custo de oportunidade, além da análise dos setores econômicos e países.

Considerar que o mercado de ações apresenta movimentos aleatórios no decorrer de sua série histórica remete primeiramente a uma teoria desenvolvida por INGENHOUSZ (1785 apud Chancellor) e aprimorada por BROWN (1827 apud Chancellor) para refletir o movimento de partículas em fluidos, apresentando-se nestes estudos que o movimento aleatório das partículas deve-se a um incessante bombardeio ocorrido na superfície que provoca uma agitação das partículas. Isso significa que a cada instante a partícula está recebendo o impacto desordenado das moléculas do fluido, de tal modo que seu movimento muda constantemente de direção, sem velocidade definida supondo esses movimentos serem resultado de um “caminho aleatório” (*random walk*) das partículas. No contexto financeiro, tal ideia foi apresentada pela primeira vez, por BACHELIER (1900 apud Mandelbrot) que trouxe questões básicas de como os preços se movimentam, com algumas sugestões de respostas. Vale destacar que o autor foi um desconhecido do meio acadêmico enquanto vivo e somente estudado a partir da década de 1950, quando seu trabalho foi encontrado e traduzido. É apresentado ainda neste estudo que a determinação das flutuações dos preços depende de um número infinito de fatores, que agem influenciando os preços positivamente ou negativamente. Assim, a probabilidade de apreciação dos preços seria a mesma da probabilidade de depreciação.

FAMA (1970) apresentou uma das bases da análise financeira atual, em que a hipótese inicial consistia na observação de que os preços dos títulos refletem integralmente todas as informações disponíveis. Sendo assim, na inexistência de informações privilegiadas por parte dos investidores, os títulos deverão expressar seu valor justo, e caso seja apresentada uma nova informação, o mercado ajustar-se-á ao

evento. A essa hipótese deu-se o conceito de Eficiência de Mercado. Considera-se que para que tal hipótese seja verdadeira, deverão existir as seguintes restrições: os custos de transação deverão ser ínfimos ou inexistentes, toda a informação poderá ser obtida sem custo para todos os participantes do mercado e todos os participantes concordam com as implicações das informações correntes sobre os preços. De acordo com o autor, a eficiência de mercado:

*“é uma condição necessária requerida pelos investidores para que os mesmos negociem os ativos até que os preços reflitam integralmente todas as informações disponíveis até o momento.”*

Isso significa que os preços correntes dos ativos refletem o valor presente dos títulos e que não há maneira alguma de se obter um ganho adicional que o de mercado com o uso das informações disponíveis (jogo justo). É importante ressaltar ainda que de acordo com esta hipótese, as cotações das ações possuem um comportamento aleatório (*random walk*), ou seja, os processos nos quais as sucessivas alterações nelas realizadas são estatisticamente independentes e a correlação serial é zero. A expressão jogo justo diz que não há maneira alguma de utilizar a informação disponível em um momento  $t$  para se obter retorno acima do normal. Sendo assim, um investidor pode realizar estimativas do retorno de um ativo para o período compreendido entre  $t$  e  $t+1$ . As diferenças entre as estimativas de retorno por parte do investidor não devem conter informações sobre os retornos futuros, e a estimativa de retorno não deve estar relacionada com a possibilidade de retornos efetivos diferentes do retorno de equilíbrio. O modelo de *random walk* supõe que os retornos sucessivos se mostram independentes e possuem uma distribuição de probabilidades idênticas no tempo, além de se caracterizarem como uma versão restrita do modelo de “jogo justo”, visto que o último não exige que as distribuições dos retornos sejam idênticas em períodos distintos. Sendo assim, se a hipótese de *random walk* for válida, a hipótese de mercado eficiente também será em relação a retornos passados.

Um mercado eficiente, em sua teoria, deve refletir em seus preços a maior disponibilidade de informação devido à globalização dos mercados. Segundo FAMA (1970) ainda, um mercado eficiente traz implicações que podem ser consideradas muito negativas para as estratégias de investimento, pois sendo eficiente, o trabalho de pesquisa e avaliação de ações seriam tarefas caras que não trariam benefício algum, pois as probabilidades de ganho seriam sempre de 50:50, refletindo a aleatoriedade dos erros de precificação. Além disso, não haveria agregação de valor pela diversificação aleatória entre ações e a carteira de mercado, pois a estratégia de

minimização de negociações seria superior que as demais, haja vista que somente os custos de transação iriam conceder vantagem adicional aos participantes.

De acordo com JENSEN (1978), um mercado é relativamente eficiente, na medida em que há um conjunto de informações das quais é impossível se obter lucro no momento em que são divulgadas, já que não refletem as condições atuais das empresas. BREALEY, MYERS e MARCUS (2002) definiram mercados de capitais eficientes, como aqueles nos quais “os preços de títulos rapidamente refletem todas as informações relevantes sobre os valores dos ativos.” A definição vai ainda mais além, se considerarmos que se o mercado de capitais for realmente eficiente, todos os títulos serão precificados da mesma forma, diminuindo a especulação, pois todas as informações estarão disponíveis aos investidores e as expectativas refletidas no preço da ação.

Os estudos mais conhecidos e utilizados atualmente, no que se refere à teoria de mercado eficiente, são os de FAMA (1970; 1991) nos quais a eficiência de mercado foi classificada em três tipos: forte, semiforte e fraca. Os critérios adotados levaram em consideração o poder da informação para previsões de mercado. A intensidade varia de acordo com o nível de informação e os reflexos nos preços dos ativos, não deixando com que o investidor possa planejar retornos anormais.

Um mercado caracterizado de forma forte deverá ter os preços de seus ativos refletindo todos os tipos de informação a todos os investidores. Porém, quando se diz que a eficiência do mercado é do tipo semiforte leva-se em consideração que os preços dos ativos são formados pela assimilação das informações disponíveis para avaliação financeira e toda a informação publicada pela empresa. As informações disponíveis para avaliação podem ser, por exemplo, as demonstrações contábeis, planos financeiros, entre outras. Além disso, o tipo de eficiência semiforte deverá englobar as características do nível fraco de eficiência. A forma fraca de mercado eficiente será baseada somente em informações passadas, como as séries históricas dos preços dos ativos. Assim, somente analisam-se as possibilidades de retornos futuros com o estudo do comportamento histórico das taxas de retorno das ações para definirmos as estratégias de mercado e investirmos.

Verifica-se assim que a literatura acerca da eficiência de mercado se preocupa principalmente com a velocidade de divulgação das informações e a velocidade com que essas informações são incorporadas nos preços dos ativos, juntamente com as possibilidades que os investidores possuem de obter ganhos adicionais com a divulgação de informações.

## 2.4 ANOMALIAS DE MERCADO

Considerando que se os investidores são racionais e os mercados são eficientes, espera-se que não existam discrepâncias entre os preços estimados e os preços reais dos ativos. Diversos estudos têm relatado, todavia, acerca da existência de padrões nos retornos de títulos em função da hora do dia, ou do dia da semana, do mês ou do ano, contrariando a hipótese de eficiência de mercado.

Um padrão que tem sido amplamente examinado é a diferença de retornos entre os vários dias da semana, também chamado de efeito calendário. BRANCH (1977) analisou operações que consistiam na compra de um título cuja mínima foi atingida na última semana de dezembro, constatando que esses títulos subiam mais rapidamente no mês de janeiro se comparados ao mercado como um todo. Cogitou-se então a existência da hipótese de um ganho fiscal em dezembro, para que seja retomada a compra no mês de janeiro, por meio da venda de um título em que exista prejuízo, para a aquisição de título similar no mês seguinte, tendo a compensação de impostos. É interessante notar ainda que vários estudos questionam a existência de tal ganho fiscal. JONES, PEARCE e WILSON (1987) estudaram um período de retornos entre 1821 e 1917, antes da introdução do imposto sobre a renda nos Estados Unidos, e constataram a igual existência de retornos extraordinários no mês de janeiro.

GIBBONS e HESS (1981) examinaram por um período de 17 anos (1962-1978) as ações negociadas na bolsa de valores de New York, constatando que os retornos às segundas-feiras são muito mais baixos que nos outros dias da semana. Os autores relatam ainda existir uma predominância de retornos positivos as quartas e sextas-feiras. KEIM e STAMBAUGH (1984) consideram a existência de um efeito final de semana, em que os investidores teriam maior tempo para analisarem as informações e ajustassem suas expectativas, verificando tal anormalidade de retornos também no mercado de títulos de renda fixa, onde constataram que é somente em janeiro que os títulos de risco mais altos fornecem retornos acima do normal. HARRIS (1986) verificou ainda a existência do elevado retorno negativo às segundas-feiras, mas observou que os retornos nos quatro outros dias seguintes possuíam magnitude similar entre si, refutando a hipótese original de GIBBONS e HESS (1981). O autor afirma ainda que o retorno negativo das segundas-feiras não era uniformemente distribuído no dia, uma vez que parte dele ocorria nos finais de semana, quando os mercados estão fechados. Em relação aos movimentos dentro de um mesmo pregão, foi verificado que o declínio ocorre principalmente nos primeiros 45 minutos de negociação da segunda-feira, enquanto as altas predominavam nos últimos 30 minutos de negociação de todos os dias. KLEIN (1989) constatou que existe uma

tendência para que os preços de fechamento às sextas-feiras sejam os preços de venda, e não de compra, fato que justifica o motivo da predominância de baixas na segunda-feira.

KEIM (1989) percebeu que a tendência para que as ações fossem negociadas ao preço de compra nos últimos dias de dezembro era mais evidente nas empresas de pequeno e médio porte, explicando em parte a valorização ocorrida em janeiro. FAMA (1991) relata a existência de padrões mensais no comportamento dos retornos esperados das ações americanas, principalmente nos primeiros dias do mês de janeiro, o que foi chamado de “efeito janeiro” por alguns.

BANZ (1981) publicou um dos primeiros estudos sobre o que atualmente se denomina “efeito tamanho”. Esta anomalia de mercado consiste em observar a existência de retornos extraordinários em empresas menores, predominante a sua existência no mês de janeiro. O termo tamanho se refere à significância estatística do beta, no que se refere à explicação dos retornos complementando dessa forma um estudo proposto por ROLL (1970 apud. Gruber) que alega a existência de um viés na subavaliação do beta de empresas pequenas devido à falta de negociação das mesmas em ambiente de mercado, impossibilitando sua estimação real. CHRISTIE e HERTZEL (1981 apud. Gruber) apresentam ainda como possível explicação o fato de que o beta é medido em relação aos retornos passados, fazendo com que as empresas pequenas sofram mudanças em suas características econômicas mais rapidamente que as grandes, introduzindo maior risco que não é capturado pelo beta no instante zero, explicando parcialmente a relação existente no “efeito tamanho”.

ROLL (1983) estima ainda como sendo um dos fatores determinantes para a subestimação do beta o elevado custo de transação das empresas menores, verificando que o efeito tamanho se reduz à metade quando as carteiras de ações com empresas pequenas são constituídas anualmente, ao invés de diariamente, deixando implícito haver um preço pela liquidez.

Visando verificar a existência de eficiência semiforte no mercado americano DAVIES e CANES (1978 apud Gruber) analisaram se as informações possuídas por analistas poderiam ser usadas para se obter retornos anormais, ou se as mesmas já estavam incorporadas ao preço das ações, valendo-se do uso da técnica de estudos de eventos de dados das colunas publicadas nos jornais, observando que existem retornos anormais no momento da divulgação da mesma, demonstrando que nem todos os investidores possuíam o mesmo nível de informação. DIMSON e MARSH (1984 apud Gruber) analisaram previsões de analistas com a finalidade de observar se os analistas possuem ou não nível informacional superior a um investidor capaz de gerar um ganho excedente. Os autores concluem existir conteúdo informacional capaz

de gerar ganho adicional na recomendação dos analistas, mas o mesmo só é válido para o curto prazo, em razão de ser ineficaz para o longo prazo. Uma das justificativas para isto é um possível viés, devido a uma necessidade de sobrevivência dos administradores de recursos e dos analistas, fato este apresentado por ELTON, GRUBER, DAS e HKLARKA (1990 apud. Gruber). Nesse estudo, os autores verificam que os administradores de recursos possuem desempenho inferior ao de índices passivos, depois de considerados os custos operacionais e as taxas de administração, sendo em média, incapazes de gerar resultados suficientes para compensar as taxas cobradas e as despesas incorridas.

Desenvolvida inicialmente por MUTH (1961 apud Porter), e aperfeiçoada posteriormente por LUCAS (1979 apud Porter) e SARGENT (1979 apud Porter), a hipótese das expectativas racionais acredita que inexisterão diferenças sistemáticas entre preços de ações e valor do título, pois o mesmo se baseará no valor presente do fluxo de caixa previsto para seus portadores. A existência de retornos extraordinários é evidência contrária à racionalidade de mercado. A fim de verificar tal premissa, LEROY e PORTER (1981) buscaram examinar a volatilidade dos preços das ações em relação aos seus fundamentos, por meio da montagem de testes baseados na volatilidade dos preços efetivos, comparados à volatilidade teórica das ações. Os autores constataram que os preços efetivos possuem variação superior aos preços teóricos, rejeitando a hipótese de racionalidade de mercado. Tendo o mercado real discrepâncias no que tange a racionalidade, DE BONDT e THALER (1985; 1987) buscaram então estudar a influência da reação dos participantes de mercado, verificando que os participantes reagem de maneira excessiva às informações, gerando retornos anormais tornando o mercado temporariamente ineficiente acerca da racionalidade.

## 2.5 FINANÇAS COMPORTAMENTAIS

Considerando que em determinados momentos o mercado não se mostra racional, uma nova linha de pensamento denominada finanças comportamentais, assume como premissa que os indivíduos que atuam nos mercados financeiros ao receberem notícias sobre os mesmos, realizam ações que divergem da teoria tradicional que acredita na racionalidade do homem a todo momento.

SHLEIFER e SUMMERS (1990) apresentaram inicialmente a ideia da existência de dois pilares fundamentais para justificar tal atitude: os limites à arbitragem e a psicologia. Os limites à arbitragem estão relacionados com a

dificuldade enfrentada pelos investidores racionais para desfazerem as distorções provocadas pelos investidores quase racionais, enquanto a psicologia vem para embasar os desvios da racionalidade pura que podem responder por essas distorções. Na existência de uma interação econômica entre agentes racionais e quase racionais, pode-se acreditar que a quase racionalidade pode influenciar significativamente os preços dos ativos, de maneira que é possível supor que ocorra um padrão de preferência dos investidores que influenciarão seu comportamento. Tal ideia é proposta por SKINNER (1953) ao analisar o comportamento dos animais, inclusive do homem. Para esse autor, o homem é fruto de sua interação com o grupo, por não existir espontaneidade e por ter como objetivo responder fisicamente aos estímulos que lhe são induzidos. Dessa forma, complementa o apresentado por PAVLOV (1927) para quem os seres vivos possuem condicionamentos em suas reações com finalidade de garantir a sua sobrevivência. Assim, dados os estímulos, torna-se possível estabelecer padrões de comportamentos dos seres vivos, pois eles darão como resposta os mesmos estímulos que eles ou seus descendentes demonstraram no passado. Para esse autor, o condicionamento tem como objetivo garantir a sobrevivência da espécie.

TVERSKY e KAHNEMAN (1974) revelam ainda que muitos indivíduos superestimam a própria capacidade de análise diante de condições de incertezas e, por isso, criam um excesso de confiança. Os autores verificaram ainda que tal confiança culmina na geração de vieses no julgamento de acontecimentos, pautando as decisões nos padrões ocorridos no passado e na crença de sua possível repetição no futuro. Muitos indivíduos apresentam uma tendência a considerar eventos independentes de forma interligada, fato também analisado por BAZERMAN (2002) que acredita ainda que os indivíduos apresentam frequentemente opinião formada sobre os assuntos, buscando evidências confirmatórias para suas hipóteses quando os eventos ocorrem o que justificaria o forte viés existente no processo decisório.

THALER e BARBERIS (2003) afirmam ainda que o ser humano possui desvios inerentes de racionalidade e, no que tange às finanças, tais desvios devem ser incorporados à análise econômica, pois a quase racionalidade pode influenciar significativamente os preços dos ativos. Argumenta-se que é discutível acreditar que se cria uma ótima oportunidade de arbitragem se existir um desvio dos preços dos ativos em relação aos seus valores esperados, sob a alegação de ser demasiado arriscadas e custosas as operações de ajuste dos preços, justificando o desinteresse dos investidores racionais pelas mesmas.

Uma das premissas que se supõe quando se fala de Finanças Comportamentais considera ser possível modelar a preferência dos investidores e a

forma que eles avaliam os riscos envolvidos em uma decisão. Esse processo é chamado de Teoria da Perspectiva (TVERSKY e KAHNEMAN, 1974) e considera a existência de um ponto neutro de referência para a avaliação de ganhos e perdas pelos investidores. Leva em consideração também o fato de que as escolhas são regidas por uma função de utilidade, no qual a dor associada a uma perda é maior que o prazer gerado por igual ganho. Há ainda uma tendência natural a supra avaliar eventos de pequena probabilidade e sub avaliar eventos de média e grande probabilidade. Considera-se ainda que os indivíduos avaliem erroneamente as probabilidades de ocorrência de eventos incertos, chamada de pseudocerteza, oriunda da crença de que o indivíduo possui na ocorrência de determinado evento atribuindo maior valor à certeza percebida.

Proposto por ELLSBERG (1961) este paradoxo caracteriza a aversão à ambiguidade ao sugerir que as pessoas não apreciam situações em que desconhecem as distribuições de probabilidade de um determinado jogo, causando desconforto. Isto posto, SAVAGE (1964) apresenta o conceito de utilidade subjetiva, e propõe que em determinadas situações as pessoas representam as suas escolhas por meio de uma função utilidade ponderada pela probabilidade subjetiva percebida pelo indivíduo. HEATON (2002) credita o excesso de otimismo dos gestores de recursos, a essas ideias justificando sua hipótese em dois estudos anteriores que afirmam: 1. As pessoas são mais otimistas em relação a resultados que elas acreditam que podem controlar (MARCH e SHAPIRA, 1987 apud Heaton); e 2. As pessoas são mais otimistas sobre resultados com os quais estão comprometidas (GILSON, 1989 apud Heaton). Assim, a teoria do otimismo gerencial considera que quanto mais otimista for o gestor mais os acionistas terão preferência por retenção de caixa diante de oportunidades de investimento.

SCHEINKMAN e XIONG (2003), por sua vez, utilizando os conceitos comportamentais aplicados às finanças, buscaram explicar como a quase racionalidade contribui para a formação de bolhas especulativas, devido ao excesso de otimismo. Para os autores, uma bolha especulativa pode ser caracterizada como um grande volume de operações que ocorrem rapidamente, valorizando os ativos acima de seus valores justos com elevada volatilidade em que os investidores possuem expectativas heterogêneas, causada pelo excesso de confiança. Para que o mercado fosse racional, as expectativas dos investidores deveriam ser as mesmas. Os movimentos significariam a revisão das expectativas por parte de todos os participantes do mercado. Assim, é difícil afirmar que no momento das grandes crises do mercado financeiro as notícias disponíveis possam causar uma grande variação

das expectativas. O pânico e as falhas de negociação podem ser utilizados como fatores explicativos de um *crash*.

LINTZ (2004) verificou por meio de testes quantitativos evidências de que a dinâmica de bolhas especulativas poderia ser potencializada por falhas cognitivas cometidas pelos agentes que participam do mercado, e constataram que apesar de estarem presentes nos dados analisados com frequências distintas, há indícios de que tais fatores poderiam contribuir para a formação de bolhas especulativas. Segundo GALBRAITH (1992 apud Lintz), diante de um processo de euforia de mercado podem ser identificados dois tipos de participantes: o primeiro grupo formado pelos otimistas que estão convencidos que os preços continuarão a se apreciar indefinidamente e o segundo grupo formado pelos que acreditam estar em uma onda especulativa, mas que são capazes de sair no ápice, realizando lucros e interpretando o processo especulativo.

KINDLEBERG (2005) acredita que as crises financeiras estão ligadas aos auge dos ciclos econômicos, nos quais os períodos de expansão econômica culminam com uma depressão posterior. Segundo ele:

*“Quando a alta se torna excessiva, o sistema financeiro passa por um tipo de aflição, no curso da qual a corrida para reverter o processo de expansão pode tornar-se tão precipitada que se assemelha a um pânico.”(KINDLEBERG , pag. 72)*

Dessa forma, pode-se inferir que existe uma tendência dos participantes em ter reações além do considerado racional em determinados momentos, levando o mercado a níveis extremos de alta ou baixa devido a condições psicológicas insuficientes para garantir a racionalidade de suas decisões naquele instante. SCHUMPETER (1912 apud Chancellor) apresentou ainda a hipótese de que as manifestações de um ciclo econômico seriam previsíveis, de modo a gerar períodos de crescimento e depressão devido ao surgimento de inovações, as quais alavancariam o desenvolvimento econômico, criando “manias” e “euforia” entre os investidores.

Em latim, a palavra *speculator* se refere à sentinela cuja tarefa é a de prestar atenção para detectar problemas, sendo que o especulador financeiro era denominado *quaestor*, palavra cujo significado é “investigador”. O especulador é comumente definido como sendo o participante de mercado que visa obter lucro com a compra e venda de títulos no curto prazo. Sua figura é essencial para garantir a liquidez do mercado e a estabilidade do mesmo. CARRET (1930 apud Chancellor) acredita que o especulador é o indivíduo motivado pelo ganho de comprar e vender ativos para

ganhar com a flutuação de seus preços quando a compra e a venda no mesmo mercado não envolvessem custos de distribuição, armazenagem e transporte. Assim, uma pessoa que comprasse um determinado bem em grandes quantidades no atacado e os revendesse no varejo, não poderia ser considerado um especulador. KINDLEBERG (2005), por sua vez, acredita que o especulador seria responsável pelo excesso de negociação que gera um aumento de preços nos ativos, causando retornos extraordinários oriundos da compra e venda de ativos somente para revenda e não para obter renda de investimento com os mesmos.

MINSKY (1982) sugere ser a expansão da oferta de crédito durante o período próspero da economia com a finalidade de suprir o otimismo dos investidores, o principal responsável pela criação de bolhas especulativas uma vez que essa política faz com que participantes subestimem sua capacidade de endividamento para realizar operações alavancadas de especulação com títulos. Nos períodos de crise, tal otimismo se dissipa e os emprestadores de recursos passam a exigir maiores garantias de seus tomadores, que não as possuem, enfraquecendo a oferta de crédito e obrigando a realização de vendas da posição, criando o que o autor chama de “fragilidade financeira”. O efeito de tal incerteza do futuro de acordo com KEYNES (1936), torna as empresas mais suscetíveis a financiar ativos de capital de longo prazo via emissão de novas dívidas, o que o autor chama de finanças especulativas, pois se originam no mercado financeiro, uma vez que as empresas buscam liquidez para seu endividamento com a finalidade de redução de custos de captação, em ambientes de alternadas ondas de euforia ou desespero.

*“[...] dentre as máximas da ortodoxia financeira, nenhuma é mais antissocial que o fetiche da liquidez, ou seja, a doutrina que atribui uma virtude positiva às instituições de investimento que concentram a aplicação de seus recursos em papéis líquidos. [...] Quando o capital de desenvolvimento de um país se transforma num subproduto das atividades de um cassino, a tarefa não vai ser bem executada.”*  
(KEYNES, pág. 128; 187).

### 2.5.1 A ESPECULAÇÃO FINANCEIRA DURANTE O TEMPO

Durante os vários séculos desde o início das transações em bolsa de valores, a sociedade buscou criar instrumentos que garantiriam a manutenção de sua riqueza, tendo sido variado ao longo dos séculos, de acordo com a sua disponibilidade e

demanda, gerando grandes “bolhas” nesse período devido à expectativas não racionais por parte dos participantes de mercado.

FISHER (1996) apresenta que “todas as grandes ondas de preços começaram em períodos de prosperidade e terminaram em crises mundiais, seguidas de períodos de recuperação, onde a instabilidade dos mercados pode ser agravada por meio da manipulação de preços”. Ao que se refere sobre os movimentos especulativos ocorridos em bolsa de valores, as três primeiras grandes crises que se tem registro foram a Tulipomania na Holanda nos 1630s, o Esquema Mississipi na França nos anos 1710-1720, e a *South Sea Bubble*, na Inglaterra, aproximadamente no mesmo período.

CHANCELLOR (1999) afirma que a Holanda da década de 1630 apresentava condições favoráveis para o aparecimento de um cenário especulativo, devido ao exacerbado período de otimismo comercial gerado pela expansão têxtil. No ano de 1631, a Holanda possuía a mais alta renda *per capita* da Europa e a bolsa de valores transferira seu ambiente de negociação para instalações maiores, motivadas pela forte alta da Companhia das Índias orientais e do início da ocupação do Brasil e de Angola que impulsionaram a alta da Companhia das Índias ocidentais.

Ressalta-se ainda o elevado apreço que os holandeses possuíam por flores, sendo o mesmo objeto de ostentação e demonstração de riqueza. Em um dado momento, descobriu-se a existência de um vírus que atacava diretamente o bulbo da tulipa modificando sua coloração e a sua variedade, sem ser possível identificar antes da floração se a planta estaria ou não infectada. A partir daí surge o mercado futuro de tulipas, chamado *windhandel*, que funcionava da seguinte maneira: os compradores adquiriam o direito de comprar um bulbo de certo tipo e peso na primavera seguinte que os vendedores tinham a obrigação de entregar. Durante este intervalo de tempo, as negociações ocorriam e ajustava-se a diferença de preços com pagamentos em dinheiro de uma parte para a outra, sendo que diversas dessas transações eram feitas por meio de notas promissórias. No início de fevereiro de 1637, quando se aproximava a primavera e a entrega dos bulbos, a bolha estourou. Apesar disso, não houve grandes repercussões na economia, a não ser junto àqueles que se alavancaram por meio de seus bens para especular.

Outro episódio especulativo foi o Esquema Mississipi, ocorrido na França nos anos 1720 e foi encabeçado por um especulador chamado John Law, nascido na Escócia em 1671. Aos 21 anos havia gastado toda a fortuna que herdara de seu pai com jogos e mulheres. Law começou então a estudar o jogo de maneira científica por meio do cálculo de probabilidades. Apresentou a ideia de papel-moeda para o rei Luis XIV em 1715, por meio da criação do *Banque Royale* para emissão de papel-moeda

com crédito baseado no valor da terra. Em 1717, John Law fundou a Companhia do Mississippi, empresa responsável pelo controle da Luisiana francesa, o monopólio do tabaco, a casa da moeda, o direito de cobrança de impostos, o banco nacional e, posteriormente, a dívida nacional francesa, substituindo papel moeda por ouro. Para financiar a expansão de seus negócios, Law começou a imprimir crescentes somas de dinheiro para financiar a compra de ações de sua empresa, sendo que quanto mais subia o preço dessas ações, mais papel-moeda era emitido, caindo em descrédito em 1720. Com isso, houve uma grande fuga de capitais, onde parte importante desses recursos foi direcionado para Londres a fim de cobrir prejuízos com outra bolha especulativa a *South Sea Bubble*, que será apresentada adiante. Por fim, o esquema Mississippi falhou, pois as colônias foram incapazes de produzir fluxos de renda suficientes para garantir a sustentação do sistema financeiro montado, sendo impossível para o *Banque Royale* repagar os depósitos, decretando falência e desvalorizando o papel-moeda. Law morreu na miséria.

Antes da decretação da falência do *Banque Royale*, os ingleses buscaram copiar o modelo proposto por Law, no que ficou conhecido como a bolha inglesa (*South Sea Bubble*). A *South Sea Company* foi uma empresa fundada em 1711, cuja ideia consistia em consolidar a elevada dívida pública britânica contraída durante a guerra. Em troca disso a companhia passaria a receber juros anuais de 6% do governo britânico e deteria o monopólio do tráfico e comércio com a parte espanhola na América do Sul. De acordo com GALBRAITH (1992) naquela época mais de 100 novas empresas emitiram ações para financiar suas operações. Ele menciona a existência de empresas fictícias que tinham como objetivo comprar galinhas e transformá-las em ovelhas, por exemplo. Em julho de 1720, a Inglaterra aprova uma lei que proibia a criação de novas empresas abertas, chamada de *Bubble act*. Esse projeto visaria disciplinar o mercado e fortalecer a *South Sea Company*, o que não ocorreu devido principalmente aos problemas de moeda que eram enfrentados na época.

O episódio mais importante que se tem história no século XX foi a grande quebra da bolsa de New York em 1929. WALTON e ROCKOFF (1998) consideram que a Grande Depressão foi o evento econômico mais importante do século, pois “é quase impossível transmitir o enorme terror e a grande miséria produzida pela depressão”. A Grande depressão atingiu não somente a economia americana, mas também o restante do mundo, conforme relata CAMERON (1997). Para ele, a grande quebra do mercado de ações não teve como causa a depressão, mas sinalizou que a mesma estaria por vir. No mercado financeiro, no entanto o clima de otimismo beirava a euforia, uma vez que o *New York Times Index*, principal indicador da época, havia

subido de 110 pontos em 1924 para 338 em Janeiro de 1929 e 452 em Setembro desse ano.

O dia 24 de outubro, conhecido como “*Black Thursday*” fez com que a baixa se acentuasse ainda mais e os bancos não pudessem conter o movimento, pois suas divisas estavam se esgotando. Multidões se aglomeravam na porta de *Wall Street* e confrontos com a polícia começavam a ocorrer. Em 28 e 29 de outubro o pânico tomou conta do mercado, sendo o dia mais devastador da bolsa de valores que obteve queda de 25% no período, sendo que para WALTON e ROCKOFF (1998) o trauma psicológico causado pela quebra foi “muito mais significativo do que a perda de riqueza, pois muitos americanos acreditavam estar em uma nova onda de prosperidade, que caiu juntamente com o valor das ações”.

No contexto brasileiro, muitas crises ocorreram desde a proclamação da Independência, a maioria delas cambiais ou fruto de encilhamento devido à falta de divisas. Considerando somente as ocorrências em bolsa de valores, o episódio mais recente foi a crise do *subprime* que se deflagrou em 2007 e atingiu os mercados globais. Os *subprimes* consistiam em conjuntos agrupados de empréstimos oriundos de clientes sem comprovação de renda e capacidade duvidosa de pagamento - os chamados clientes NINJA (do inglês: *no income, no job, no assets*). Esses empréstimos variavam desde empréstimos hipotecários até cartões de crédito e aluguel de carros concedidos majoritariamente nos Estados Unidos onde só eram honradas mediante “rolagens”, que consistiam no pagamento dos encargos financeiros somente e que só foi possível enquanto o preço dos imóveis permaneceu em alta. A partir do dia 18 de Julho de 2007, a crise do crédito hipotecário provocou uma crise de confiança geral no sistema financeiro, falta de liquidez bancária e a necessidade de desalavancagem no mercado de ações. Posteriormente, foi introduzido um pacote de socorro aos bancos, que teve seu custo total em torno de US\$ 850 bilhões, dos quais até US\$ 700 bilhões poderiam ser usados para comprar títulos podres, conforme o projeto original. Outros US\$ 150 bilhões foram acrescentados pelo Senado, na forma de cortes de impostos e incentivos fiscais. No Brasil, a Bolsa de Valores de São Paulo chegou a cair de 74.000 pontos no início da crise para algo em torno de 45.000 pontos no período de oito meses.

## 2.5.2 A TEORIA DO CAOS EM FINANÇAS

ALMEIDA (2004) sugere que a palavra caos, de origem indo-europeia, tem por significado abismo, precipício. POINCARÉ (1887 apud Almeida) como precursor da teoria do caos em finanças, acreditava na formação de sistemas por um pequeno número de elementos sujeitos à observação por meio de condições iniciais que nunca poderiam ser conhecidas de maneira precisa, tornando assim os sistemas imprevisíveis. Dessa forma, as leis deterministas se cumpriam, mas nunca seria possível se estimar com certeza qual seria a solução exata das equações que a regeram.

Com o advento da informática e o aumento da capacidade de processamento de dados, a hipótese de eficiência de mercado passou a ser testada mais facilmente e com isso questionada. FAMÁ e BRUNI (1998) consideram que no período anterior à década de 1980, a maioria dos trabalhos que buscavam demonstrar a hipótese de eficiência de mercado conseguia afirmar a sua existência e a aleatoriedade de preços dos ativos. Já após 1980, os trabalhos em sua maioria buscavam apresentar a ideia de que o mercado não apresentaria eficiência, como se previa anteriormente. De acordo com COSTA e FAMÁ (2008):

*“a existência de tais trabalhos atesta que com a evolução da tecnologia, formas de cálculos mais complexas e difíceis puderam ser executadas, o que permitiu a realização de metodologias de pesquisa mais sofisticadas que tendem a negar a hipótese de mercados eficientes.” (COSTA e FAMÁ, pag. 7)*

Surgem assim novos modelos que buscam explicar os movimentos existentes no mercado financeiro. Tais pesquisas se dividiram em duas correntes distintas, a saber: a primeira, baseada em modelos de processos aleatórios (estocásticos) buscava validar a hipótese de eficiência de mercado; e a segunda, determinística, que afirmava a existência de dependências não lineares (caóticas), sendo o mercado ineficiente, uma vez que os modelos estocásticos podem ser divididos em dois subgrupos, os modelos lineares e os não lineares.

Segundo SANTOS (2007) “em um sistema linear, uma perturbação que se faz no sistema, ou seja, um ou mais fenômenos que causam modificações no resultado produzido pelo sistema, podendo ser interna (interferência) ou externa (entrada) ao sistema, provoca nas suas variáveis perturbações proporcionais à perturbação.”

Deste modo, os modelos lineares, também chamados de *Autoregressive Movable Average* (ARMA) são modelos que sugerem que a capacidade de previsão dos rendimentos de um título depende linearmente dos rendimentos de outro título, como o CAPM, por exemplo, que propõe o rendimento de determinado título em função de um título livre de risco além de seu valor de beta, assumindo volatilidade constante no tempo. Considerando tal suposição questionável, ENGLE (1982) e BOLLERSLEV (1986) propõem um novo modelo chamado *General Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH), no qual é admitida a hipótese de que os retornos sejam gerados por um processo estocástico, cuja variância dos retornos segue um processo previsível, introduzindo hipóteses de distribuições condicionais dos retornos que se correlacionam e sugerindo a existência de autorregressão.

Nos mercados de ações, é comum observar em períodos de baixa no mercado maior índice de volatilidade do que em períodos de ascensão. De acordo com ALEXANDER (2001, pág. 72) isso se deve ao fato de que, “quando os preços das ações caem, o passivo da empresa permanece constante no curto prazo, fazendo que a razão passivo/PL aumente, alavancando a empresa em maior proporção, alterando negativamente a percepção dos investidores ao que tange o risco, gerando assimetria de volatilidade”. Os modelos GARCH normais são geralmente utilizados na modelagem da volatilidade dos retornos diários. Entretanto, TERASVIRTA (1996 apud Alexander) sugere que os modelos normais podem não capturar completamente a extensão do excesso de curtose em dados de alta frequência. Outra desvantagem apontada dos modelos ARCH reside na sua não linearidade, pois de acordo com JORION (2001) os parâmetros devem ser estimados pela maximização da função probabilidade. De acordo com ALEXANDER (2001), a maioria dos modelos utilizados na prática admite a hipótese de que os erros da equação da média condicional, parcela nãoesperada dos retornos, seja normal e condicionalmente distribuído tendo a volatilidade condicional variável no tempo.

De acordo com RODRIGUES (2008), em sistemas não lineares as perturbações aplicadas não geram reações proporcionais, ou seja, uma pequena perturbação pode gerar uma grande reação ou vice-versa; e perturbações distintas aplicadas num mesmo sistema não geram reações aditivas, mas resultados totalmente inesperados e imprevisíveis. Esses sistemas - chamados de dinâmicos – são, de acordo com ALMEIDA (2006, p.39) “uma coleção de partes que integram umas com as outras e se modificam mutuamente com o passar do tempo”, tendo como objetivo principal entender o comportamento de longo prazo de sistemas determinísticos. HAYASHI (2002) acredita que a utilização desses sistemas é justificável em finanças

devido ao fato de que o estado do sistema deve ser determinado regularmente no tempo, conforme sugere PRIGOGINE (1996):

*“os sistemas dinâmicos podem ser estáveis ou caóticos, [...] os estáveis são aqueles em que as pequenas variações nas condições iniciais produzem pequenos efeitos, já os caóticos são um exemplo extremo de sistema instável, pois as variações por menores que sejam nas condições iniciais podem divergir de maneira exponencial e imprevisível ao longo do tempo”.*

Conhecida na matemática como Teoria da Catástrofe, o caos estuda as possíveis leis reguladoras do movimento aleatório e imprevisível dos sistemas e a maneira de como mudanças matematicamente contínuas podem levar a resultados inesperados. Esse sistema opera com a ideia de realimentação dos dados nos períodos subsequentes, considerando que o futuro é completamente determinado pelo passado, ampliando a ocorrência de erros nas condições iniciais do sistema, razão pela qual torna-se impossível a sua previsão no longo prazo. A fim de possibilitar a utilização de tal teoria no campo das finanças, GLEICK (1994 apud Almeida) sugere a utilização de uma ferramenta adversa, chamada de atrator estranho.

*“um atrator é um conjunto sobre o qual se move o ponto P que representa o estado de um sistema dinâmico determinista quando aguardamos bastante tempo. Porém, para que esta definição tenha sentido, é importante que as forças exteriores que ajam sobre o sistema sejam independentes no tempo” (ALMEIDA , 2004 p. 71)*

Destarte, LORENZ (1999 apud Hayashi) define posteriormente que “sistemas caóticos são determinísticos, ou quase determinísticos devido à presença de uma pequena quantidade de aleatoriedade, mas que não parecem determinísticos, ou seja, aparentemente são randômicos.” Esses sistemas possuem, portanto uma leve aleatoriedade que decorre de eventos surgidos ao acaso oriundos de fontes externas, devido ao acúmulo não linear de erros de arredondamento. A expressão caos determinista pode parecer contraditória, mas ela somente significa que a perda de informação que caracteriza o caos não é devida a circunstâncias aleatórias ou randômicas, como na física quântica, mas obedecem as leis deterministas da física clássica.

De acordo com MANDELBROT (2004), HURST (1950 apud Mandelbrot) considerou inicialmente que as chuvas anuais médias apresentavam distribuições contínuas com desvios acumulados em relação à média. Assim, a amplitude indicaria o tamanho efetivo da barragem a ser construída de forma a evitar enchentes onde, SOUZA, TABAK e CAJUEIRO (2006) apresentam que a relação estatística  $R/S$  é igual a metade do número de observações elevado ao coeficiente de Hurst, conforme abaixo:

$$\left(\frac{R}{S}\right) = \left(\frac{N}{2}\right)^H$$

Equação 2.5.2.1 Coeficiente de Hurst. Onde :

$R$  = Amplitude

$S$  = Desvio-padrão do período seguinte

$N$  = Período

$H$  = Expoente de Hurst

Segundo PETERS (1994 apud Mandelbrot), este estudo “foi desenvolvido para detectar uma persistência, ou memória de longo prazo, em séries temporais e também para estimar a extensão dos ciclos periódicos e não periódicos”, significando que uma tendência positiva no passado pode vir a se reverter em uma tendência negativa no futuro. Este processo, também chamado de processo fractal, ao ser aplicado em finanças possibilitou afirmar que as ações possuem um comportamento imprevisível e valor intrínseco. Além disso, demonstrou ser impossível determinar a variação dos preços em torno das medidas centrais dos ativos o que contraria a hipótese de eficiência de mercado e assume a hipótese de que há autocorrelações entre os rendimentos no longo prazo, como apresentado por COSTA e FAMÁ (2008).

Ao assumir essa correlação de longo prazo, considera-se que os rendimentos de hoje dependem dos rendimentos passados desde seu início, não existindo então aleatoriedade. Os autores acreditam então que dado um sistema qualquer, há uma evolução temporal onde cada instante possui um conjunto de magnitudes que determinará este sistema, chamado de espaço de fase, sendo este determinístico. Desta forma, mesmo não se conhecendo com exatidão as condições iniciais, pode-se dizer que a teoria do caos fornece condições estatísticas suficientes para que se possa mensurar qual será o cenário provável de um sistema em um período de tempo  $t+n$ .

### 3. METODOLOGIA

#### 3.1 DELIMITAÇÃO DO ESTUDO

Fundada em 23/08/1890 como entidade oficial corporativa, vinculada às secretarias de finanças do governo estadual e composta por corretores nomeados pelo poder público, a BM&FBovespa só assumiu a característica institucional com as reformas do sistema financeiro nacional e do mercado de capitais implementada em 1965, tornando-se uma associação civil sem fins lucrativos, com autonomia administrativa, financeira e patrimonial. Recentemente, em 2007, graças ao aquecimento do mercado de capitais e a ampla liquidez mundial, a BM&FBovespa foi composta pela fusão entre a Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F) e a Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa) se tornando uma entidade com fins lucrativos por meio da conversão dos títulos patrimoniais que davam direito das corretoras operarem em ações ordinárias negociadas em bolsa.

Atualmente, as atividades de negociação são estritamente eletrônicas, sendo que conforme dados divulgados pela BM&FBovespa, em agosto de 2010, cerca de 60% do volume financeiro negociado em Bolsas Latino-Americanas é oriundo das negociações realizadas na BM&FBovespa, fazendo com que o mercado acionário brasileiro seja o sexto maior mercado do mundo em volume negociado e o maior mercado do hemisfério sul. Sabe-se ainda que 37% do volume negociado na BM&FBovespa é fruto de investidores estrangeiros. Mais de 80 empresas brasileiras possuem suas ações negociadas em outras bolsas mundiais, além da expectativa de inserção de listagem de 11 recibos de ações americanas até o final de 2010, demonstrando a globalização existente entre os mercados.

Dessa forma, o estudo foi limitado a BM&FBovespa em seu principal indicador, o Índice Bovespa no período de julho/1994 a dezembro/2009 sem se considerar as empresas que compunham sua carteira teórica. Tal decisão se justifica por se estar considerando o período de vigência do Plano Real até o último ano completo de dados disponíveis, eliminando assim o tratamento de dados em decorrência de sucessivas conversões monetárias e fatores hiperinflacionários. Foi escolhido o Índice Bovespa (Ibovespa) por ser o mais importante indicador do desempenho médio das cotações do mercado de ações brasileiro. Sua relevância advém do fato de o Ibovespa retratar o comportamento dos principais papéis negociados na Bovespa e também de sua

tradição, pois o índice manteve a integridade de sua série histórica e não sofreu modificações metodológicas desde sua implantação, em 1968.

LEITE e SANVICENTE (1994) afirmam que a negociabilidade é o principal fator para a utilização do Ibovespa como índice de mercado, devendo ser considerado para a análise da rentabilidade a variação percentual entre dois pontos históricos quaisquer e não somente seu valor em pontos. Justifica-se ainda a escolha do índice, pois verifica-se que o Ibovespa reflete o comportamento do mercado acionário brasileiro, uma vez que a existência de concentração histórica em alguns ativos na composição do índice ocorre não por um erro metodológico na sua concepção, mas sim pela existência de concentração no mercado brasileiro em algumas áreas específicas.

Na BM&FBovespa, são regularmente negociadas ações de companhias abertas, opções sobre ações, direitos e dividendos sobre ações, bônus de subscrição e cotas de fundos. No que se refere aos procedimentos operacionais, entender-se-á por sistemas de negociação aqueles que permitem às sociedades corretoras cumprirem as ordens dos clientes diretamente de seus escritórios. Dessa forma, ao regulamentar as operações, a BM&FBovespa permite que os preços efetivamente reflitam as condições de oferta e procura. A instituição é responsável pela coleta, organização e divulgação das informações sobre os negócios realizados em cada pregão.

### 3.1.1 INDICE IBOVESPA

O Índice Bovespa é o valor atual, em moeda corrente, de uma carteira teórica de ações constituída em 2/1/1968 (valor-base: 100 pontos), a partir de uma aplicação hipotética. Supõe-se não ter sido efetuado nenhum investimento adicional desde então, considerando-se somente os ajustes efetuados em decorrência da distribuição de proventos pelas empresas emissoras (tais como reaplicação de dividendos recebidos e do valor apurado com a venda de direitos de subscrição, e manutenção em carteira das ações recebidas em bonificação).

Dessa forma, o índice reflete não apenas as variações dos preços das ações, mas também o impacto da distribuição dos proventos, sendo considerado um indicador que avalia o retorno total de suas ações componentes.

A carteira de ações do Ibovespa é composta pelas ações que tiveram, nos últimos 12 meses, o maior índice de negociação. Seu critério de seleção é feito com base na negociabilidade das ações no mercado a vista dos pregões, selecionando,

para a composição do índice, aquelas que representam uma negociabilidade mínima de 80% e representatividade de volume de 0,01% do total da Bolsa. Feito isso, monta-se uma carteira, atribuindo pesos para as ações, com a finalidade de se formar o valor em pontos do Ibovespa.

A finalidade básica do Ibovespa então é a de servir como indicador médio do comportamento do mercado acionário brasileiro. Para tanto, sua composição procura aproximar o máximo possível da configuração real das negociações a vista da Bovespa. O Índice Bovespa é o somatório dos pesos (quantidade teórica da ação multiplicada pelo último preço da mesma) das ações integrantes de sua carteira teórica. Assim sendo, pode ser apurado, a qualquer momento, por meio da seguinte fórmula:

$$Ibovespa_t = \sum_{i=1}^n P_{it} Q_{it}$$

Equação 3.1.1.1 – Cálculo do Ibovespa em um instante t. Fonte: Bovespa

onde:

Ibovespa t = Índice Bovespa no instante t;

n = número total de ações componentes da carteira teórica;

P = último preço da ação “i” no instante t;

Q = quantidade teórica da ação “i” na carteira no instante t.

A Bovespa calcula seu índice em tempo real, considerando instantaneamente os preços de todos os negócios efetuados no mercado a vista (lote padrão), com as ações componentes de sua carteira, atualizando seu valor para os investidores a cada 30 segundos.

## 3.2 DADOS COLETADOS

Coletaram-se por meio do banco de dados do software Economática as informações relativas às cotações históricas do Ibovespa no período de julho de 1994 a dezembro de 2009 com periodicidade diária para os valores de abertura,

fechamento, mínimo, máximo, médio, volume financeiro negociado, quantidade de negócios realizados e quantidade de títulos negociados.

Devido à globalização dos mercados e ao crescente aumento da participação de capital estrangeiro durante o período no volume financeiro do Ibovespa coletaram-se ainda informações dos principais índices acionários do mundo por meio da ferramenta *Bloomberg Professional*. Considera-se para a escolha dos países a atividade industrial, participação no PIB Mundial e negociabilidade. Nos EUA, utilizar-se-á o índice S&P500 e o Dow Jones; na Europa, os índices DAX da Alemanha e FTSE do Reino Unido; na Ásia, o Índice Nikkei da Bolsa Japonesa. Os dados obtidos foram então organizados cronologicamente e separados por colunas conforme exemplo da tela listada a seguir:

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	Data	Qtidade de Negocios	Qtidade de Títulos	Volume (em \$)	Fechamento	Abertura	Mínimo	Máximo	Médio
1787	4/5/2001	14.614	23.971.370.000	R\$ 438.320.000,00	15.092,00	15.141,00	15.045,00	15.304,00	15.205,00
1788	7/5/2001	11.135	19.904.580.000	R\$ 327.516.800,00	14.875,00	15.102,00	14.861,00	15.221,00	15.030,00
1789	8/5/2001	13.931	25.183.680.000	R\$ 466.600.100,00	14.747,00	14.860,00	14.665,00	14.962,00	14.768,00
1790	9/5/2001	15.153	28.962.520.000	R\$ 546.340.400,00	14.778,00	14.717,00	14.576,00	14.866,00	14.731,00
1791	10/5/2001	14.420	26.068.600.000	R\$ 550.985.100,00	14.993,00	14.796,00	14.796,00	15.117,00	15.017,00
1792	11/5/2001	15.253	24.324.950.000	R\$ 433.085.000,00	14.493,00	15.011,00	14.409,00	15.017,00	14.651,00
1793	14/5/2001	11.021	18.221.130.000	R\$ 357.357.200,00	14.132,00	14.498,00	14.076,00	14.507,00	14.206,00
1794	15/5/2001	14.272	36.510.350.000	R\$ 450.470.900,00	14.226,00	14.140,00	14.110,00	14.313,00	14.251,00
1795	16/5/2001	15.005	38.468.390.000	R\$ 529.606.200,00	14.714,00	14.255,00	14.255,00	14.737,00	14.554,00
1796	17/5/2001	13.623	24.880.350.000	R\$ 488.251.800,00	14.793,00	14.726,00	14.725,00	15.094,00	14.853,00
1797	18/5/2001	14.225	30.238.400.000	R\$ 500.963.900,00	14.884,00	14.847,00	14.801,00	15.011,00	14.875,00
1798	21/5/2001	15.095	32.838.470.000	R\$ 527.356.900,00	15.127,00	14.870,00	14.806,00	15.156,00	15.007,00
1799	22/5/2001	15.018	31.150.040.000	R\$ 550.200.600,00	14.828,00	15.141,00	14.794,00	15.197,00	15.091,00
1800	23/5/2001	15.321	37.994.370.000	R\$ 676.428.000,00	14.691,00	14.828,00	14.626,00	14.904,00	14.770,00
1801	24/5/2001	14.476	42.169.280.000	R\$ 584.990.500,00	14.523,00	14.693,00	14.431,00	14.833,00	14.558,00
1802	25/5/2001	14.024	29.428.130.000	R\$ 456.951.100,00	14.310,00	14.523,00	14.186,00	14.588,00	14.358,00
1803	28/5/2001	9.191	13.320.330.000	R\$ 212.708.300,00	14.302,00	14.328,00	14.056,00	14.435,00	14.187,00
1804	29/5/2001	12.193	24.114.340.000	R\$ 472.888.900,00	14.453,00	14.302,00	14.300,00	14.489,00	14.418,00
1805	30/5/2001	12.546	28.282.040.000	R\$ 462.695.700,00	14.489,00	14.458,00	14.347,00	14.578,00	14.461,00
1806	31/5/2001	12.643	26.771.050.000	R\$ 500.574.600,00	14.649,00	14.514,00	14.507,00	14.716,00	14.635,00
1807	1/6/2001	11.631	32.796.960.000	R\$ 444.144.500,00	14.791,00	14.654,00	14.409,00	14.791,00	14.579,00
1808	4/6/2001	12.580	21.236.140.000	R\$ 446.365.200,00	15.103,00	14.798,00	14.798,00	15.143,00	15.043,00
1809	5/6/2001	17.224	35.562.270.000	R\$ 718.529.200,00	15.394,00	15.107,00	15.050,00	15.406,00	15.260,00
1810	6/6/2001	15.616	32.066.460.000	R\$ 547.329.100,00	15.328,00	15.393,00	15.268,00	15.568,00	15.370,00
1811	7/6/2001	15.287	29.140.100.000	R\$ 570.281.300,00	15.464,00	15.318,00	15.200,00	15.545,00	15.424,00
1812	8/6/2001	12.704	24.073.570.000	R\$ 477.632.100,00	15.366,00	15.468,00	15.355,00	15.644,00	15.536,00
1813	11/6/2001	10.388	32.530.090.000	R\$ 424.179.200,00	15.224,00	15.290,00	15.156,00	15.396,00	15.277,00
1814	12/6/2001	12.668	22.812.760.000	R\$ 550.792.800,00	15.173,00	15.237,00	14.955,00	15.237,00	15.067,00
1815	13/6/2001	25.544	37.429.990.000	R\$ 941.498.400,00	15.403,00	15.175,00	15.175,00	15.599,00	15.415,00

Figura 3.1.1.1 -Modelo de Dados do Ibovespa em Planilha Eletrônica

Utilizou-se ainda a ferramenta *Bloomberg Professional* para coleta de indicadores técnicos do Índice Ibovespa e demais mercados utilizados para a composição da base de dados no período referido anteriormente sendo composta a base de dados pela quantidade de negócios realizados, o número de títulos

negociados, o volume financeiro negociado (em reais), as cotações do índice em seu fechamento e abertura, e seus pontos de mínimo, médio e máximo.

Coletaram-se ainda indicadores financeiros para o Ibovespa e as demais bolsas mundiais, a saber: Indx Adv Vol (Entrada de novos recursos no dia), Indx Decl Vol (Saída de recursos no dia), Px To Cash Flow (Períodos para Fluxo de Caixa descontado), Média Móvel de 200 dias, o Índice de Força Relativa de 30, 14, 9 e 3 dias. Incluiu-se ainda o cálculo de Médias Móveis exponenciais com os seguintes valores: para o curto prazo-3 dias, médio prazo- 8 dias e longo prazo- 20 dias. Utilizou-se ainda o MACD (Moving Average Convergence/ Divergence) e OBV (On Balance Volume) para buscar sinais de reversão ou início de tendências no curto prazo.

A cotação de fechamento diária da Ptax será utilizada como referência para o Dólar, além de dados da Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F) que indicam o número de contratos em aberto para o Cupom Cambial, A-Bond, Global 2040, Volatilidade de Dólar, Futuro de Dólar, FRA, Volatilidade do Ibovespa, Ibovespa Futuro, Volatilidade do DI de 1 dia, Depósitos do DI de 1 dia, DI de 1 dia, FRA DI x IGPM, DI x IGPM, DI x IPCA, DI x Dólar, Volatilidade DI x Dólar e Real x Euro.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	IBOV Index										
2	Date	Indx Adv Vol	Indx Decl Vol	Px To Cash Flow	Ebitda	Px Volume	Mov Avg 200d	Rsi 14d	Rsi 3d	Rsi 30d	Rsi 9d
3	1/7/1996	535022016	45101680	2,5	2312,21	609955328	4883,64	65,22	59,49	66,35	64,48
4	2/7/1996	333349376	72718976	2,54	2312,21	429868352	4892,05	67,68	70,98	67,7	68,08
5	3/7/1996	124971744	1301509760	2,58	2312,21	1461311488	4901,08	70,45	80,98	69,28	72,01
6	4/7/1996	504250752	102972912	2,61	2312,21	607356672	4910,59	72,23	85,99	70,31	74,46
7	5/7/1996	972755904	57420248	2,55	2312,21	1069806144	4918,83	64,29	49,02	65,92	62,68
8	8/7/1996	42782720	779180672	2,58	2312,21	824146240	4927	65,74	58,61	66,69	64,92
9	9/7/1996	642660480	42910580	2,64	2312,21	691034048	4935,75	69,56	77,06	68,78	70,59
10	10/7/1996	52280000	924732160	2,62	2312,21	977015488	4943,92	67,22	64,55	67,51	67,06
11	11/7/1996	774427840	70578064	2,64	2312,21	870725120	4952,46	68,88	73,92	68,4	69,59
12	12/7/1996	1669627008	58957700	2,7	2312,21	1730584704	4961,46	72,29	86,22	70,3	74,54
13	15/7/1996	1997184640	97091536	2,61	2312,21	2095776128	4969,32	61,27	41,45	64,21	58,26
14	16/7/1996	1280586496	44357272	2,56	2312,21	1326601600	4976,9	55,47	27,72	60,76	50,38
15	17/7/1996	220970384	613192896	2,53	2312,21	863533312	4984,51	52,46	21,65	58,9	46,4
16	18/7/1996	187585040	349712928	2,51	2312,21	573097984	4992,09	51,47	19,54	58,3	45,08
17	19/7/1996	245261904	961133376	2,61	2312,21	1207886080	5001,25	58,7	64,38	61,79	56,93
18	22/7/1996	2963210	219129552	2,56	2312,21	241963712	5010,02	54,3	45,27	59,2	50,71
19	23/7/1996	69731232	465967200	2,53	2312,21	539831424	5018,4	51,47	34,75	57,5	46,8
20	24/7/1996	72100	345895008	2,46	2312,21	350499104	5025,82	45,73	19,5	53,92	39,18
21	25/7/1996	16990630	367231264	2,48	2312,21	389010112	5032,95	47,4	31,42	54,69	41,99
22	26/7/1996	4922900	560780032	2,43	2312,21	570552896	5040,1	43,35	19,32	52,14	36,63
23	29/7/1996	1739740	29870030	2,4	2312,21	525845856	5047,13	41,58	15,25	51,01	34,35
24	30/7/1996	120530384	1386853248	2,5	2312,21	1507903616	5055,71	50,24	62,36	55,02	48,6
25	31/7/1996	161897632	906911168	2,49	2312,21	1080536832	5063,84	49,56	58,2	54,62	47,61
26	1/8/1996	574689280	351410	2,55	2312,21	696334720	5072,65	54,63	76,37	57,08	55,49
27	2/8/1996	14065370	127911800	2,59	2312,21	948080896	5082,18	57,22	82,69	58,39	59,35
28	5/8/1996	10910400	465216800	2,54	2312,21	488514112	5091,36	52,73	53,16	55,95	52,29
29	6/8/1996	674570176	132304512	2,49	2312,21	807150720	5099,51	48,81	35,24	53,75	46,4
30	7/8/1996	573215936	24767370	2,51	2312,21	598560896	5107,76	50,03	43,88	54,31	48,39
31	8/8/1996	305979424	21215830	2,54	2312,21	332441376	5116,3	53,22	63,4	55,81	53,57
32	9/8/1996	773700480	56394180	2,53	2312,21	831200448	5124,31	51,88	53,02	55,11	51,39

Fig 3.2 – Exemplo de Indicadores Financeiros coletados por meio do *Bloomberg Professional*.

Ressalta-se ainda que os dados coletados assumem a análise de seus dados brutos, não sendo realizada nenhuma análise dos ativos que compõem as carteiras

teóricas dos índices. Tal decisão se dá no fato de que independente dos papéis que componham sua carteira, conforme apresenta LEITE e SANVICENTE (1994) acredita-se que o Índice Bovespa por ser considerado o índice de mercado brasileiro, responsável por cerca de 80% do volume negociado no mercado de ações local, será assim como os demais índices de mercado a expectativa de representação de todos os setores da economia de um determinado país ponderados por sua relevância.

Admite-se ainda como hipótese inicial que os mercados sejam eficientes, ou seja, espera-se que todas as alterações das situações financeiras e expectativas das empresas bem como situações de crescimento ou recessão econômicas mundiais serão refletidas nas cotações das ações e, conseqüentemente, no valor em pontos do Índice conforme as expectativas dos investidores e seus níveis de informação.

Desconsidera-se ainda, para a Análise dos Dados, a o valor de negociação dos ADR'S (*American Depositary Receipts*) de empresas brasileiras e considerar-se-á irrelevantes para o retorno do índice a realização das operações de arbitragem com esses recibos, uma vez que os arbitradores se valem de distorções momentâneas existentes no mesmo ativo em diferentes praças de negociação, e considerando inicialmente que o mercado é eficiente, a tendência é que os preços arbitrados se ajustem conforme os investidores do mercado percebam esta possibilidade.

### 3.3 TRATAMENTO DOS DADOS

Realizar-se-á então uma Análise de Regressão Múltipla por meio do Excel, a fim de estimar um modelo com as variáveis locais. Após isso, por meio do software estatístico SPSS, será elaborada a Regressão *Stepwise* para obter quais variáveis seriam realmente relevantes para a composição de um modelo capaz de prever as oscilações do Ibovespa à vista.

Após obter este modelo por meio da Regressão *Stepwise*, será elaborada a simulação de um investimento fictício, considerando como valor de aquisição ou venda o valor de fechamento do Ibovespa à Vista, utilizando uma quantia de R\$1000,00 somente para fins de cálculo da oscilação percentual no período, uma vez que o Ibovespa à Vista não é negociado. A negociação do Ibovespa ocorre por meio de seu derivativo, o Ibovespa Futuro, em que cada ponto do Ibovespa representa R\$1,00 sendo considerado como lote mínimo para a apregoação na BM&F cinco contratos de Ibovespa Futuro.

Realizada a simulação, buscar-se-á utilizar técnicas computacionais de Inteligência Artificial, por meio da montagem de uma Rede Neural, a fim de verificar a capacidade de um Modelo *Perceptron* Multi-Camadas em prever o valor futuro de fechamento do Ibovespa à vista.

Para a montagem da Rede Neural, serão utilizados como dados de entrada os dados coletados, mencionados anteriormente, para as Bolsas da Alemanha (Índice DAX de Frankfurt), Bolsa Japonesa (Índice Nikkei de Tóquio), Bolsa de Londres (Índice FTSE), e a Bolsa Americana (Índice Industrial Dow Jones e S&P 500). Além disso, serão utilizados indicadores locais, como o valor de fechamento da PTAX diária, além do valor de fechamento do Ibovespa e indicadores derivados de tal valor (Médias Móveis de 3 e 8 dias, Volume, Valorização acumulada máxima e entrada e saída de recursos).

A Rede Neural será então treinada com os dados, a fim de verificar sua capacidade em reconhecer padrões e prever dados desconhecidos que lhe foi reservado.

### 3.4 A ANÁLISE DE REGRESSÃO

A Análise de Regressão consiste em um método estatístico que visa explicar uma variável, chamada variável dependente, usando outra variável como referência, chamada variável independente. Neste estudo, considerando a manutenção da tradição estatística, o autor apresenta  $Y$  como a variável dependente e  $X$  a variável independente. Assim, se as duas variáveis são dispostas uma contra a outra em um gráfico de dispersão, com  $Y$  no eixo vertical e  $X$  no eixo horizontal, a regressão busca ajustar uma linha reta por meio dos pontos de tal modo que minimiza a soma dos desvios quadrados dos pontos da linha, sendo descrita pela seguinte equação:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \epsilon$$

Equação 3.4.1 – Modelo de Regressão

Neste modelo,  $y$  é uma função linear de  $x$ , sendo  $\beta_0$  e  $\beta_1$  denominados os parâmetros do modelo onde  $\epsilon$  representa uma variável aleatória que define o termo erro. Sabendo-se que os valores dos parâmetros não são conhecidos na prática,

calcula-se por meio dos dados obtidos na amostra, sendo este estudo chamado de regressão estimada. Cabe ressaltar, porém que a análise de regressão não deve ser interpretada como um procedimento que estabelece a relação de causa e efeito entre variáveis, pois ela visa indicar somente até que ponto as variáveis estão associadas umas com as outras.

Desta forma, se faz necessário que se calcule o coeficiente de determinação ou explicação ( $R^2$ ) para o modelo de regressão encontrado, o qual estimará a proporção da variabilidade em Y que é explicada por X que será o quociente da divisão entre a soma dos quadrados devida à regressão pela soma total dos quadrados. Analisando o valor obtido, caso tenha-se como valor de  $R^2$  um número muito próximo de Um, isto indica que existe uma forte relação entre as duas variáveis do modelo, tanto positivamente como negativamente.

Caso insira-se mais uma variável independente diz-se que a regressão que mede a relação entre as variáveis independentes torna-se uma regressão múltipla na tentativa de explicar a variável dependente Y, sendo a regressão múltipla dada pela seguinte fórmula:

$$y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_nx_n + \epsilon$$

Equação 3.4.6 Modelo de Regressão múltipla. Onde:

y = variável dependente

$\beta_1 ; \beta_0 ; \beta_n$  = parâmetros do modelo

$x_n$  = variáveis independentes

$\epsilon$  = termo erro

As variáveis independentes adicionais inseridas no modelo de regressão múltipla têm como objetivo melhorar os resultados da regressão linear simples, por meio da redução da parte da variável dependente explicada por outras variáveis, que não é considerada no modelo. A inserção das variáveis independentes adicionais teria por finalidade então melhorar a capacidade de predição em confronto com a regressão linear simples, o que ANDERSON (2003) considera como sendo a redução do coeficiente do intercepto, o qual, em regressão, significa a parte da variável dependente explicada por outras variáveis, que não a considerada no modelo.

Quando os valores de x apresentam ínfima variação sobre a variável dependente, o efeito de x sobre y já não pode ser determinado. O problema da multicolinearidade surge então quando se procura estimar a variável dependente em relação à variável independente em unidade distinta de sua formatação original ou

utilizando variáveis que se auto alimentam, como inflação e preços para o consumidor, por exemplo.

### 3.5 SISTEMAS ARTIFICIAIS DE INTELIGÊNCIA

Apresentado após o final da Segunda Guerra Mundial, o conceito de Inteligência Artificial (IA) conforme NORVIG e RUSSELL (2004) abrange uma série de subcampos, sistematizando e automatizando tarefas intelectuais, definidas por distintas correntes. A primeira corrente cria sistemas que pensam como seres humanos, enquanto a segunda corrente teoriza que os sistemas artificiais devem pensar racionalmente por meio do uso de modelos computacionais, conceito complementado posteriormente por WINSTON (1992) que acredita ainda que estes sistemas serão entendidos pela faculdade de raciocinar e agir, percebendo o que está a sua volta.

KURZWEIL (1990) acredita, todavia, que os sistemas devem atuar como seres humanos afirmando que a inteligência artificial é a arte de criar máquinas que executam funções que exigem inteligência quando executadas por pessoas. POOLE (1998) afirma então que a inteligência artificial é composta por sistemas que atuam racionalmente, sendo o estudo do projeto de agentes inteligentes. De acordo com NORVIG e RUSSELL (2004) todas as linhas de pensamento acima expostas para o campo da Inteligência Artificial têm sido utilizadas com frequência.

Proposto por TURING (1950), o teste de Turing é o principal instrumento utilizado para fornecer uma definição operacional satisfatória de inteligência, sugerindo um teste baseado na impossibilidade de distinguir entre computadores e humanos. Desta forma, um computador passará no teste se um interrogador humano, depois de propor algumas perguntas por escrito verificar ser impossível distinguir se as respostas escritas vêm de uma pessoa ou não.

Assim, se pretende dizer que um determinado programa pensa como ser humano, tem que se determinar como um humano pensa, para que após isso se possa expressar a teoria como um programa de computador. Tal ideia foi proposta por NEWELL e SIMON (1961), desenvolvedores do *General Problem Solver (GPS)*, em que buscaram comparar os passos de suas etapas de raciocínio programados no computador, com os passos de raciocínio de um ser humano na mesma tarefa.

Assim, para que um sistema de IA funcione corretamente, é necessário que um agente seja racional, ou seja, aja para alcançar o melhor resultado ou, quando há incerteza, o melhor resultado esperado, conforme propõe o teste de Turing. Em relação à Economia e Finanças, NEUMANN e MORGENSTERN (1944 apud Guena) sugerem que em alguns momentos, um agente racional deve agir de forma casual ou, pelo menos, de uma forma que pareça casual para os adversários na sua tomada de decisão como no caso proposto por LUCE e RAIFFA (1957) de momento em que não os lucros das ações não são imediatos. BELLMAN (1957) definiu esses processos de forma que as decisões devem ser tomadas conforme se percebem as recompensas a serem obtidas posteriormente, tornando implícito assim a noção de postergação de uma recompensa atual visando uma recompensa futura maior.

Um sistema de IA, de forma similar ao cérebro humano é composto por diversos neurônios, com um núcleo que contém um corpo celular ramificado em diversas fibras curtas – chamadas dendritos – e uma única fibra longa, denominada axônio, responsável pelas diversas sinapses. CRAIK (1943) especificou os três passos fundamentais de um agente que se baseia no conhecimento: 1. O estímulo deve ser traduzido em uma representação interna; 2. A representação será manipulada por processos cognitivos que derivarão novas representações internas e, 3. Essas representações gerarão novas ações. O autor justifica sua teoria na passagem a seguir:

*“se um organismo transporta um “modelo em escala reduzida” da realidade externa e de suas próprias ações possíveis dentro de sua cabeça, ele é capaz de experimentar várias alternativas, concluir qual a melhor delas, reagir com as situações futuras antes que elas surjam, utilizar o conhecimento de eventos passados para lidar com o presente e o futuro e, em todos os sentidos, reagir de maneira muito mais completa, segura e competente às emergências que enfrenta”. (CRAIK, 1943)*

Para a IA, o computador tem sido o principal veículo de transmissão das ideias. Tendo sido inventado por ROBINSON (1940 apud Rusell), o computador tinha como objetivo inicial decifrar as mensagens do exercito nazista geradas por meio de outro instrumento aprimorado para a sua época, o Enigma. WIENER (1948) foi o precursor da noção de controle e cibernética com a utilização de computadores. Sua ideia principal consistiu em verificar que o comportamento consciente de um indivíduo é fruto de um mecanismo regulador que visaria minimizar o erro, o qual o autor

denomina como sendo a teoria de controle. Projetar-se-iam modelos que visariam maximizar a função objetivo sobre o tempo, se comportando de maneira ótima. Esta teoria, no entanto, possui suas limitações, tendo eficácia somente para sistemas lineares, que possuem conjuntos fixos de variáveis contínuas. A IA foi criada então para aperfeiçoar estes conceitos e escapar das limitações da matemática aplicada na teoria de controle.

O primeiro trabalho voltado para o desenvolvimento da IA foi apresentado por MCCULLOCH e PITTS (1943), que se basearam no conhecimento fisiológico básico para analisar a função dos neurônios, da lógica formal e da teoria de computação proposta por Turing. Os autores buscaram então desenvolver um algoritmo, que se caracterizou por classificar os neurônios em “ligados” ou “desligados”, sendo que o mesmo só estaria “ligado” no momento em que realizasse conexões com neurônios vizinhos. Foi demonstrado assim que mediante um estímulo adequado, qualquer função computável poderia ser calculada por uma rede de neurônios conectados que teriam seu estado definidos conforme o estímulo, criando redes capazes de aprender. HEBB (1949) demonstrou uma regra de atualização deste algoritmo, e apresentou modificações acerca da intensidade de conexão entre os neurônios e a capacidade de aprendizagem, ou seja:

$$\Delta w_{ij} = \eta x_i y_i$$

Equação 3.5.1 Regra de Hebb. Onde:

$\Delta w_{ij}$  = valor de Hebb

$\eta$  = tamanho do passo

$x_i$  = ativação do i-ésimo neurônio

$y_i$  = saída do i-ésimo neurônio

A partir desta regra, MINSKY e EDMONDS (1951 apud Russell) criaram o primeiro computador que utilizou o conceito de rede neural. Posteriormente, WINOGRAD e COWAN (1963 apud Rusell) mostraram que um grande número de elementos podia representar coletivamente um conceito individual, o que ROSENBLATT (1962) denominou como sendo o teorema de convergência do perceptron, algoritmo que seria responsável por ajustar os pesos da conexão de um perceptron para corresponderem a quaisquer dados de entrada, desde que existisse tal correspondência.

### 3.5.1 AS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Sendo um neurônio a célula cerebral responsável por coletar, processar e disseminar sinais elétricos acredita-se que a capacidade de processamento de informações do cérebro emerge principalmente das redes de tais neurônios. Por essa razão, um dos processos de IA consiste na elaboração destas redes neurais artificiais. Logo, o objetivo das redes neurais será criar um sistema, composto por diversos elementos artificiais que buscarão representar seu processamento de forma similar ao funcionamento dos neurônios.

De acordo com MCCULLOCH e PITTS (1943) as redes neurais são compostas de nós ou unidades conectadas por vínculos orientados e ponderados, que servem para ativar as relações, onde o vínculo da unidade  $j$  para a unidade  $i$  serve para propagar a ativação de  $a_j$  desde  $j$  até  $i$ . Cada unidade  $i$  calcula primeiro um soma ponderada de suas entradas:

$$in_i = \sum_{j=0}^n W_j, a_i^j$$

Equação 3.5.1.1 Cálculo da composição dos neurônios de uma Rede Neural. Onde:

$in_i$  = nós da Rede

$W_j$  = ponderação de um vínculo j-ésimo

$a_i^j$  = ativação do vínculo a do momento j-ésimo à i-ésimo

As Redes Neurais Artificiais utilizam o processamento distribuído, em que muitos elementos chamados neurônios ou unidades de processamento comunicam-se por meio de arestas exibindo um peso associado a cada uma destas. Um neurônio artificial é formado por três elementos básicos: 1. Os pesos sinápticos; 2. A função da soma; 3. A função da transferência, também chamada de função de ativação, que será explicada posteriormente.

Cada uma dessas unidades efetua certo número de operações e transmite seus resultados às unidades vizinhas. Estas operações consistem na multiplicação do valor de cada entrada pelo respectivo peso associado e na posterior soma para resultar em um valor. Aplica-se então uma função de ativação  $g$  a essa soma para derivar a saída:

$$a_i = g(in_i) = g\left(\sum_{j=0}^n W_j, a_i^j\right)$$

Equação 3.5.1.2 Função de ativação. Onde:

$g$  = função de ativação  $g$

$in_i$  = nós da Rede

$W_j$  = ponderação de um vínculo  $j$ -ésimo

$a_i^j$  = ativação do vínculo  $a$  do momento  $j$ -ésimo à  $i$ -ésimo

A função de ativação  $g$ , que será explicada a seguir, é projetada para que quando as respostas estejam corretas a unidade seja ativada e inativada quando as respostas obtidas forem consideradas erradas. Além disso, deve-se considerar que a ativação deve ser não linear, pois caso contrário a rede neural entrará em colapso, tornando-se somente uma função linear simples. Esta ativação ocorre mediante a utilização de três tipos de funções, a saber:

1. Função Degrau: é o tipo mais simples de função de ativação. Sua resposta pode assumir dois valores somente: 0 ou 1.

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \geq 0 \\ 0 & \text{se } x < 0 \end{cases}$$

2. Função Linear: assume diversos valores preestabelecidos conforme condições fixas.

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq \frac{1}{2} \\ x, & -\frac{1}{2} < x < \frac{1}{2} \\ 0, & x \leq -\frac{1}{2} \end{cases}$$

Onde:  $\left(-\frac{1}{2}; \frac{1}{2}\right)$  são os intervalos que definem a saída linear e os valores 0;1 são os limites mínimo e máximo da função, respectivamente.

3. Função Sigmoide: representa a distribuição de uma probabilidade contínua no intervalo compreendido (0;1), calculada pela fórmula:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha x)}$$

Onde:  $\alpha$  é o valor que determina a inclinação da função

Dentre as funções acima apresentadas, a função sigmoide possui vantagem em relação às demais para problemas não lineares mais complexos, sendo utilizada para a elaboração do modelo preditivo proposto devido ao fato de ser capaz de diferenciar variáveis, fato fundamental para um algoritmo de aprendizagem de pesos.

Existem duas categorias principais de redes neurais: as redes de alimentação direta e as redes recorrentes. Uma rede de alimentação direta representa uma função onde não tem nenhum estado interno além dos pesos propriamente ditos para a sua função de entrada. A rede recorrente, por sua vez, utiliza suas saídas para alimentar novamente as suas entradas, fazendo com que os níveis de ativação da rede formem um sistema dinâmico que pode se demonstrar estável, oscilatório ou caótico. Além disso, conforme se varia o estado inicial dessa rede, obtém-se uma resposta destas entradas futuras que conseqüentemente poderão criar a noção de memória de curto prazo. Usualmente as redes neurais são estruturadas de forma a apresentar três níveis de camadas de neurônios:

- a. Uma camada de entrada, onde são apresentados à rede os padrões.
- b. Camadas intermediárias ou ocultas, onde é realizado a maior parte do processamento da rede, por meio da utilização de conexões ponderadas. Estas camadas se situam entre a camada de entrada e a camada de saída, consideradas devido às suas características como extratoras.
- c. Uma camada de saída, responsável pela apresentação do resultado.

Deve-se ressaltar, porém, que a camada de entrada de uma rede neural não pode ser considerada como sendo composta realmente por neurônios reais, pois elas não realizam nenhum tipo de processamento dos dados, mas sim a entrada dos mesmos distribuindo os valores para os neurônios da primeira camada oculta. As camadas intermediárias, por sua vez, serão as responsáveis efetivamente pelo processamento das informações oriundas da camada de entrada, denominada camada oculta devido ao desconhecimento do usuário dos valores da camada de saída.

### 3.5.2 TOPOLOGIA DA REDE NEURAL

As Redes Neurais Artificiais podem ser do tipo *Single-Layer feedforward* possuindo apenas uma camada de nós, ou *Multilayer feedforward*, e possuem diversas camadas intermediárias, que aumentam o seu poder computacional, o que representa uma dinâmica não linear.

#### REDES NEURAS DE ALIMENTAÇÃO DIRETA DE UMA ÚNICA CAMADA (*PERCEPTRON*)

Chama-se de rede neural de alimentação direta de uma única camada ou *perceptron*, o tipo de rede na qual todas as entradas estão diretamente conectadas às saídas, que são independentes umas das outras.

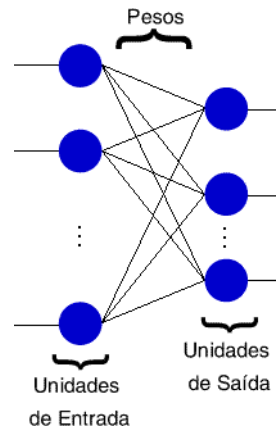


Figura 3.5.2.1 – Exemplo de Rede Perceptron

O Modelo *Perceptron* consiste então em uma camada de neurônios de entrada e uma camada de saída de dados. A limitação desse modelo se encontra na reduzida quantidade de problemas que consegue solucionar, uma vez que só consegue tratar da classificação de conjuntos linearmente separáveis.

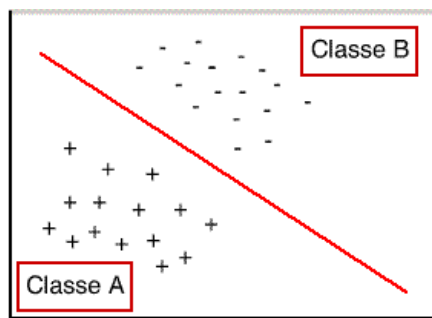


Fig. 1: Classes linearmente separáveis

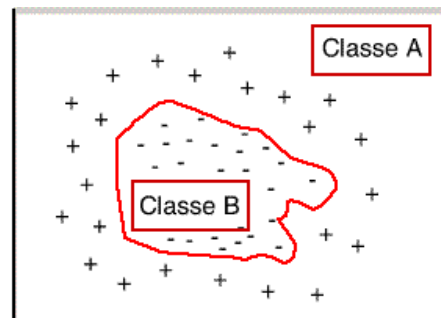


Fig. 2: Classes não linearmente separáveis

Figura 3.5.2.2 – Classificação de dados da rede

Apesar de seu limitado poder de expressão, o *perceptron* de fronteira apresenta como vantagem a existência de um algoritmo de aprendizagem para qualquer conjunto de treinamento linearmente separável, que tem como ideia principal o ajuste dos pesos da rede que visam minimizar a medida de erro do conjunto de treinamento. Dessa forma, busca-se a otimização no espaço de pesos, minimizando a soma dos erros quadráticos, que para um único exemplo de treinamento com entradas  $x$  e saída verdadeira  $y$  é escrito como:

$$E = \frac{1}{2} Err^2 \equiv \frac{1}{2} (y - h_w(x))^2$$

Equação 3.5.2.1 – Exemplo de equação de ajuste de pesos da rede.

Nesse caso, conforme se aumenta o peso das entradas positivas e diminui-se o peso das entradas negativas. A Rede utiliza então o processo de Aprendizado Supervisionado, que consiste em uma fase de treinamento na qual os pesos dos dados de saída são ajustados de forma que a Rede se adapte aos dados de entrada, onde ocorre o aprendizado. No processo de Aprendizado Supervisionado, são fornecidas referências do objetivo a ser alcançado, de modo que o erro calculado seja sucessivamente até alcançar um valor satisfatório. Nesse modelo, problemas linearmente separáveis possuem bom nível de aprendizado. Dessa forma, a solução do problema está facilmente representada como uma árvore de decisão. O vetor de atualização de pesos para aprendizagem de máxima probabilidade em *perceptrons* sigmóides é essencialmente idêntico ao vetor de atualização para minimização de erros quadráticos, ou seja, possuem uma interpretação probabilística até mesmo quando a regra de aprendizagem deriva de um ponto de vista determinístico.

## REDES NEURAIS DE ALIMENTAÇÃO DIRETA DE VÁRIAS CAMADAS (PERCEPTRON MULTI-CAMADAS)

O *Perceptron* Multi-Camadas difere de seu predecessor no fato de utilizar camadas intermediárias entre os neurônios de entrada e de saída. Para calcular a Rede Neural se utilizará uma função de ativação não linear, em muitos casos chamada de Sigmoide, que admitirá valores no intervalo de (0,1). Em sua camada de entrada, os neurônios serão receptores de estímulos recebendo os dados, para na primeira camada oculta definir uma reta no espaço de decisão, achando um padrão inicial dos dados. Na segunda camada oculta, ao combinar as retas definidas na camada anterior, a rede formará as conexões com a camada anterior ponderando o peso das variáveis, para então em sua camada de saída estabelecer um modelo.

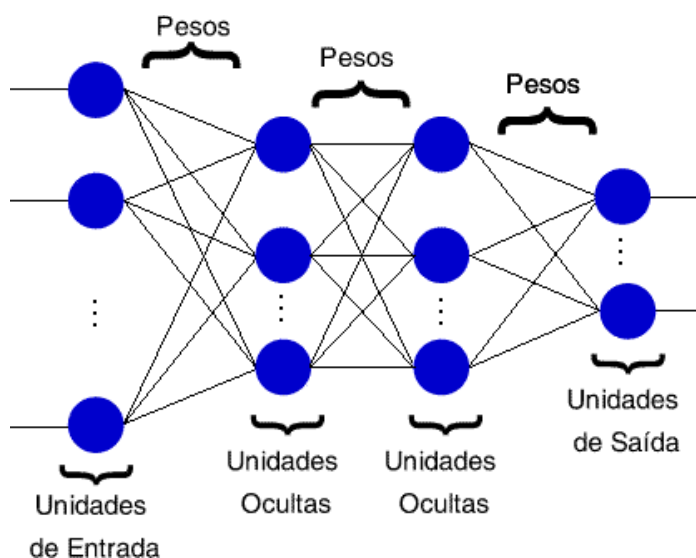


Figura 3.5.2.3 – Exemplo de Rede Perceptron Multi-Camadas

Segundo RUSSELL (2004) a vantagem de adicionar camadas ocultas é que ela aumenta o espaço de hipóteses que a rede pode representar, sendo os algoritmos de aprendizagem de várias camadas similares ao algoritmo de aprendizagem de perceptrons de uma camada. Considera-se então que caso se tenha uma rede muito longa, ela será capaz de memorizar todos os exemplos, formando uma extensa busca, sem que isso signifique necessariamente que ela realizará boas generalizações para entradas que não foram vistas antes, gerando o fenômeno da superadaptação. O autor observa ainda que redes muito grandes generalizam bem, desde que se mantenham os pesos pequenos de cada variável, pois desta forma a função sigmoide tenderá à zero, gerando uma relação linear para a rede.

### 3.5.3 PROCESSO DE APRENDIZAGEM

O processo de aprendizagem das redes neurais é considerado a propriedade mais importante da rede, pois ao ocorrer internamente, deve a mesma possuir a habilidade de aprender conforme o ambiente e melhorar o seu desempenho, após o processo iterativo de ajustes denominado treinamento. O aprendizado ocorre então quando a rede neural atinge uma solução generalizada para uma classe de problemas devido à modificação das sinapses em função da necessidade de aprender a informação que lhe foi apresentada.

As redes neurais são treinadas para aprender a partir dos dados disponíveis nas camadas de entrada. Do mesmo modo que se dá com o ser humano, o aprendizado não é oriundo de mera programação, mas, sobretudo, das experiências.

Desta forma, cuida-se para que os conjuntos de treinamento formados sejam elaborados de modo a analisar os dados históricos, considerados a partir de experiências e fatos passados sem que se realize um treinamento que extingue a capacidade de generalização da rede. Disso resulta uma memorização dos valores somente. Assim, postulam-se os três principais paradigmas de aprendizagem da rede:

1. Aprendizagem supervisionada – se dá na utilização um agente externo que indica à rede a resposta desejada para o padrão obtido na camada de entrada.
2. Aprendizagem não supervisionada – inexistente um agente externo indicando a resposta desejada para os padrões de entrada.
3. Aprendizagem híbrida – funde os dois tipos de aprendizagem, sendo parte do processo por meio de aprendizagem supervisionada e o restante não supervisionado.

Enquanto no processo de aprendizagem supervisionada o ajuste dos pesos ocorre quando o sistema compara a saída da rede com a resposta desejada previamente conhecida, no processo de aprendizagem não supervisionada a rede neural utiliza os neurônios como classificadores e os dados de entrada como elementos para realizar tal classificação, mediante o estabelecimento de algum padrão por meio de um critério de semelhança identificado. HAYKIN (2001) apresenta ainda cinco regras de aprendizagem com o objetivo de reajustar os pesos sinápticos das relações da rede:

- a) Aprendizagem por correção do erro – é realizado por meio do reconhecimento de padrões, baseados no paradigma de aprendizagem supervisionada, na qual cada saída desejada para seu respectivo padrão de entrada é fornecida pela rede, produzindo um sinal de erro

que é utilizado para ajustar os pesos com o objetivo de aproximar o sinal de saída de dados com a resposta desejada.

- b) Aprendizagem baseada em memória – consiste no armazenamento contínuo de todas as experiências passadas de uma rede, de modo a estabelecer critérios que determinarão a criação de um monitoramento de dados de saída similares, por meio do agrupamento de seus dados de entrada no treinamento, pela uma “vizinhança local” que determinará a regra de aprendizagem.
- c) Aprendizagem hebbiana – HEBB (1949) postula o que se tornou a mais antiga regra de aprendizagem existente e afirma que se dois neurônios em ambos os lados de uma conexão são ativados simultaneamente, então a força desta conexão é seletivamente aumentada, ou seja, a aprendizagem é realizada localmente e a mudança dos pesos depende somente da ativação dos dois neurônios conectados pelo peso, simplificando a aprendizagem.
- d) Aprendizagem competitiva – considera-se aqui que os neurônios da camada de saída competem entre si para se tornarem ativos. Nessa situação, para um neurônio ser ativado e considerado vencedor naquele instante o padrão de entrada,  $x$  deve ser o maior dentre todos os neurônios. É um procedimento adequado quando se deseja descobrir características nos dados de entrada que podem ser utilizadas para agrupar padrões similares.
- e) Aprendizagem de Boltzmann – é um algoritmo de aprendizagem estocástico que realiza o ajuste de pesos de forma probabilística, formando uma estrutura recorrente que assume dois valores para os neurônios: Ligado (+1) e Desligado (-1). Escolhe-se então um neurônio ao acaso e, em um determinado passo do processo faz-se a alternância entre ligado e desligado a fim de verificar os resultados até que se obtenha um equilíbrio no ajustamento de pesos da rede.

### 3.5.4 TREINAMENTO DA REDE

De forma similar ao comportamento do ser humano, as Redes Neurais Artificiais são capazes de aprender comportamentos por meio de exposição de exemplos dos mesmos. Esse processo é denominado treinamento da rede. A informação é armazenada na rede e é incorporada à mesma durante a fase de treinamento. Se os dados podem ser representados numericamente, eles podem ser utilizados como entradas para as Redes Neurais Artificiais. O tipo de conexão entre eles e o número de camadas utilizadas determinarão o tipo de treinamento a ser utilizado.

- i. Redes alimentadas adiante (*feedforward*) – os neurônios se mostram dispostos em camadas ponderadas unidirecionalmente na relação entrada → saída, ocorrendo conexões somente entre camadas diferentes e subsequentes.
- ii. Redes recorrentes – um neurônio pode receber diversas entradas de qualquer outra camada da rede.

Assim, pode-se dizer que uma rede de alimentação *feedforward* possui uma estrutura totalmente conectada, uma vez que todas as saídas dos neurônios são conectadas com as entradas dos neurônios das camadas seguintes. Nesse sentido, para um programa de computador realizar uma tarefa, o programador deve antecipar todas as condições de entrada de dados para que o programa possa chegar a uma solução.

As redes recorrentes por sua vez, realizam a realimentação dos neurônios, uma vez que os neurônios da entrada recebem sinais vindos diretamente dos neurônios da saída. Dessa forma, essa é a técnica mais indicada para aplicações em que os dados se apresentam como séries temporais não estacionárias, por trabalhar de uma forma diferente dos tradicionais programas computacionais.

Desse modo, para que se tenha a possibilidade de atingir um resultado satisfatório de um modelo de rede neural artificial, a mesma deve ter a capacidade de generalização, ou seja, a rede devera ser projetada e estruturada de forma a ser capaz não apenas de classificar as entradas para as quais recebe treinamento, mas também de generalizar e classificar entradas que não tenham sido apresentadas,

permitindo que se encontrem respostas corretas mesmo quando os dados disponíveis para as entradas se mostrem incompletas ou danificadas.

A rede neural tenta então simular o funcionamento do cérebro humano, adquirindo conhecimento para a solução de um determinado problema por meio de um processo de aprendizagem empírico, no qual a seleção da rede desenvolve a sua topologia e a função de ativação para o algoritmo de aprendizagem. Esse pode ser um processo supervisionado, no qual existe a presença de um usuário que indica para a rede um comportamento a ser seguido, recebendo um conjunto de exemplo para entradas e saídas desejadas. Todavia, pode-se ter um treinamento não supervisionado, no qual inexistente a presença de um usuário que oriente as informações da rede. Seu treinamento e aprendizado, são pautados no reconhecimento de padrões que criam exemplos de objetos semelhantes separados em grupos ou classes.

### 3.5.5 O ALGORITMO BACKPROPAGATION

Este tipo de rede neural consiste em um algoritmo supervisionado, multicamadas, de alimentação *feedforward*, que utiliza entradas e saídas desejadas para o seu treinamento em duas etapas. Na primeira etapa a entrada é propagada pela rede, no sentido da saída, sem que ocorram alterações nos pesos das relações. Após isso, realiza-se a segunda fase, que consiste em comparar a resposta obtida pela rede com a resposta desejada inicialmente, reajustando o peso das relações neurais de forma a minimizar o erro encontrado. Pode-se expor esta relação na seguinte sentença:

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \eta \delta_j(n) x_j(n)$$

Equação 3.5.5.1 – Estrutura do algoritmo *backpropagation*

Onde:

$w_{ij}$  = ponderação  $i$  para o neurônio  $j$

$\eta$  = taxa de aprendizagem

$\delta_j$  = gradiente local do erro para o neurônio  $j$

n = número de elementos

Normalmente, considera-se como taxa de aprendizagem um valor referencial menor que Um, sendo que quanto menor o valor obtido menor as variações dos pesos sinápticos da rede de uma iteração para outra. Deve-se notar ainda que um baixo valor desta variável pode implicar em uma lentidão na convergência do treinamento da rede. No caso de um valor muito alto, pode-se gerar instabilidade na rede devido à sua exacerbada alteração dos pesos das relações na rede.

Segundo LAWRENCE (1997), essa rede é a mais utilizada no desenvolvimento de redes neurais para o mercado financeiro, pois possuem um conjunto de equações bem definidas e explícitas para a correção dos pesos da rede. Assim, realiza-se a retropropagação do erro gerado, atualizando os pesos crescentemente, após a análise de cada par entrada-saída, chamada de época.

Realiza-se então o ajustamento dos pesos neste modelo por meio do processo de aprendizagem por correção do erro, onde se estabelecem estes após retro propagação do erro por meio da qual os valores gerados pelas camadas de saída são distribuídos para os demais neurônios da rede. Dessa forma, é possível estabelecer o erro global da rede, mas não se podem determinar os pesos exatos que o eliminariam, razão pela qual se opta então pelo menor valor de erro global que ajustará os pesos das conexões, definido por:

$$w_{ij}(n + 1) = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij}(n)$$

Equação 3.5.5.2 – Estrutura do erro global para um algoritmo *backpropagation*

Onde:

$w_{ij}$  = ponderação i para o neurônio j

$\Delta w_{ij}$  = variação da ponderação i para o neurônio j

n = número de elementos

Logo, a variação na ponderação dos pesos deve ser proporcional ao sinal de entrada, definido pelos sinais de saída da camada anterior ponderados pelos pesos, e ao erro gerado na saída, o que justificaria um valor positivo na taxa de aprendizagem da rede menor que um. Pode-se dizer agora, de forma mais precisa, que um valor muito baixo faz com que a rede tenha uma taxa de aprendizagem lenta. Um valor muito alto, devido à instabilidade gerada, pode fazer com que a oscilação gerada impossibilite o processo de aprendizagem – o que justifica a necessidade de um valor

abaixo de um para manter a capacidade de generalização da rede e garantir o aprendizado da mesma. Vale destacar que é a própria rede a responsável por determinar o valor da taxa.

Da mesma forma que os neurônios na camada de saída devem apresentar saídas próximas dos valores desejados, os neurônios nas camadas ocultas devem também exibir saídas determinadas, contudo desconhecidas, pois a saída desejada para este tipo de camada não é informada para a rede, retro propagando o erro gerado pelos neurônios na camada de saída para as camadas internas, distribuindo o erro para cada um dos neurônios.

Devido ao fato do processo de aprendizagem ser supervisionado, o algoritmo backpropagation possui como resultado desejado para a camada de saída um valor fornecido para a rede, o que possibilita a comparação do resultado obtido com os valores desejados, justificando a escolha do processo de aprendizagem por correção do erro para este modelo. Acrescenta-se ainda que a escolha do modelo ocorre devido ao cumprimento dos requisitos de continuidade, diferenciabilidade e monotonicidade dos dados, permitindo que analiticamente seja obtidos os pesos da rede, resultando em um processo de aprendizagem mais rápida.

## 4. ANÁLISE DOS DADOS

Buscou-se coletar os dados dos principais índices das bolsas de valores. Sua escolha se deu devido à quantidade de negócios existentes nas praças, além da participação de cada país na composição do Produto mundial. A fim de se ajustar os eventuais problemas de calendário, os dados coletados foram catalogados cronologicamente, no período compreendido entre 01 julho de 1994 e 31 de dezembro de 2009, ajustando-se as datas a fim de se manter a integridade da série dos dados.

Isto posto, se fez necessário mensurar a relevância das informações obtidas para a composição de um modelo preditivo. Desta forma, foi utilizado o *software* estatístico SPSS para a elaboração de uma Matriz de Correlação dos dados do Ibovespa com a finalidade de se estabelecer a relação entre as variáveis obtidas e definir quais seriam relevantes para o modelo, em caráter preliminar.

		Q Negs	Q Tits	VolumeS	Fechamento	Abertura	Mínimo	Maximo	Medio
Q Negs	Pearson Correlation	1	,714 (**)	,443(**)	,667(**)	,661(**)	,656 (**)	,673(**)	,666 (**)
	Sig. (2-tailed)		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Q Tits	Pearson Correlation	,714 (**)	1	,440(**)	,457(**)	,448(**)	,448 (**)	,459(**)	,456 (**)
	Sig. (2-tailed)	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
VolumeS	Pearson Correlation	,443 (**)	,440 (**)	1	,339(**)	,330(**)	,325 (**)	,345(**)	,337 (**)
	Sig. (2-tailed)	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,000
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Fechamento	Pearson Correlation	,667 (**)	,457 (**)	,339(**)	1	,997(**)	,999 (**)	,999(**)	,999 (**)
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Abertura	Pearson Correlation	,661 (**)	,448 (**)	,330(**)	,997(**)	1	,998 (**)	,999(**)	,999 (**)
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,000
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Mínimo	Pearson Correlation	,656 (**)	,448 (**)	,325(**)	,999(**)	,998(**)	1	,998(**)	,999 (**)
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,000
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Maximo	Pearson Correlation	,673 (**)	,459 (**)	,345(**)	,999(**)	,999(**)	,998 (**)	1	,999 (**)
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,000
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Medio	Pearson Correlation	,666 (**)	,456 (**)	,337(**)	,999(**)	,999(**)	,999 (**)	,999(**)	1
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420

Figura 4.1 – Exemplo de Matriz de Correlação. Elaboração do autor

Em decorrência de uma boa correlação entre os preços de Abertura, Mínimo, Médio e Fechamento do Ibovespa, optou-se por utilizar o valor de fechamento como referência para os cálculos. Tal decisão se justifica em virtude de que esse valor é utilizado para estimar a variação percentual em relação ao dia anterior para os papéis negociados em bolsa e, conforme apresentado por DOW (1902) seria a representação do valor a ser pago aceito pelos investidores que possuem o melhor nível informacional para formarem posições para o dia seguinte. Utilizou-se ainda, devido à existência de alta correlação, o volume financeiro negociado em detrimento à quantidade de títulos e número de negócios.

Realizou-se então a Regressão *Stepwise* tendo como variável dependente o valor de fechamento do Ibovespa dolarizado e como variáveis independentes os demais índices acionários em dólar, verificando-se que os valores de fechamento do Ibovespa possuem boa correlação positiva com os valores de fechamento do Índice S&P 500 e Dow Jones dos Estados Unidos; Correlação positiva média com os valores de fechamento dos Índices DAX de Frankfurt e FTSE de Londres e correlação negativa, quase nula, com o Índice Nikkei de Tóquio, conforme tabela abaixo.

<b>Índice</b>	<b>Correlação</b>
<b>S&amp;P 500</b>	0,748
<b>Dow Jones Industrial</b>	0,770
<b>DAX</b>	0,676
<b>FTSE</b>	0,469
<b>Nikkei</b>	-0,022

Tabela 4.1 – Matriz de Correlação entre Índices. Elaboração do autor

Tais resultados sugerem a ideia de interligação entre os mercados financeiros, a qual se mostrou mais rápida após a negociação eletrônica dos títulos, supondo ainda a existência de fatores externos capazes de influenciar os resultados dos índices de bolsa locais, fazendo com que seja necessário para a elaboração do modelo a inclusão de indicadores de outras bolsas de valores.

Conforme JUNIOR e BRITO (2010), a bolsa de valores americana é mais de 20 vezes maior que a BM&FBovespa, tendo ainda como diferencial em relação a esta a capacidade de divulgação de informações de forma mais rápida e eficiente entre os participantes do mercado, diminuindo assim a assimetria informacional. Observa-se ainda que a volatilidade do mercado financeiro ocorre de maneira global, na maioria

dos casos, fazendo com que as expectativas dos investidores não se mostrem uniformes acerca de uma mesma informação divulgada, o que resulta em volatilidade. Verifica-se, todavia, conforme explicitado pelos autores, que a correlação existente entre o mercado brasileiro e o mercado americano possui uma defasagem da ordem de cinco minutos em média, demonstrando que os eventos ocorridos no mercado acionário americano impactam o desempenho das ações negociadas pela BM&FBovespa. Nessa situação as variáveis juros e petróleo são de impacto reduzido para as cotações, razão pela qual são irrelevantes para a elaboração do modelo aqui pretendido.

Dessa forma, será necessário que o investidor realize com maior eficácia a previsão das mudanças na volatilidade, a fim de controlar os riscos financeiros com maior precisão, o que justifica assim a escolha pela utilização de retornos “brutos”, ao invés de retornos ao redor da média. Para a análise das séries financeiras, em sua maioria, pode-se dizer que ignorar os retornos esperados, para intervalos de tempo muito curtos, gera pouco impacto para as estimativas de volatilidade absoluta, haja vista o caráter temporal, conforme apresentado na figura abaixo:

		Ibov_Fechamento	Ibov_Rsi 14d	Ibov_Osc (%) acum.
<b>Ibov_Fechamento</b>	<b>Pearson Correlation</b>	1	,039	,044
	<b>Sig. (2- tailed)</b>		,143	,096
	<b>N</b>	1420	1420	1420
<b>Ibov_Rsi 14d</b>	<b>Pearson Correlation</b>	,039	1	,293(**)
	<b>Sig. (2- tailed)</b>	,143		,000
	<b>N</b>	1420	1420	1420
<b>Ibov_Osc(%)acum.</b>	<b>Pearson Correlation</b>	,044	,293(**)	1
	<b>Sig. (2- tailed)</b>	,096	,000	
	<b>N</b>	1420	1420	1420

Fig 4.2- Matriz de Correlação - Ibovespa acumulado. Elaboração do autor

Verifica-se ainda que ao considerar as cotações do Ibovespa em dólar, o coeficiente de correlação entre as variáveis locais pouco foram alterados, da mesma forma que os valores em comparação com as bolsas internacionais. Todavia, se faz necessário ressaltar que ao verificar a correlação entre o valor de fechamento do

Ibovespa e as informações relativas à entrada/saída de recursos estrangeiros do mercado brasileiro, obtém-se uma correlação negativa da ordem de -0,372, sendo esta relevante para o modelo. Supõe-se assim, que devido à expressiva representação da participação estrangeira no mercado local, da ordem de aproximadamente 1/3 do volume total negociado, o movimento de fluxo cambial se faz relevante para determinar o valor do Ibovespa no instante  $t+1$ , sem que exista necessariamente contrapartida na PTAX.

Pode-se dizer também que a oscilação acumulada do Ibovespa, em um dado instante, apresenta valor relevante em seu coeficiente de correlação com o Índice de força relativa para o período de 14 dias. Isso justifica sua adoção em nossa base de dados. Infere-se ainda, empiricamente, que o movimento entre os Índices de ações mundiais se mostraram semelhantes no período e diferiram em relação do contexto brasileiro, na magnitude dos retornos, fato que demonstra maior volatilidade nas ações brasileiras.

Cabe ressaltar ainda que o cenário macroeconômico mundial e brasileiro não serão considerados na elaboração do modelo, pressupondo que o mercado apresenta eficiência. Para a análise dos contratos futuros, não se faz necessária a utilização de seus valores de fechamento devido às suas características operacionais. Por esse motivo, foi considerado então seu valor de ajuste, obtido por meio da métrica estabelecida pela BM&FBovespa. De acordo com HULL (2003) pode-se dizer que um contrato futuro acompanhará o a valorização do ativo-objeto, por meio da relação entre os preços à vista e a taxa de juros até o vencimento dos contratos. Pode-se então dizer que o Ibovespa futuro será definido pela seguinte relação:

Preço futuro do Ibovespa no instante  $j$  = Preço à vista + custo de carregamento.

Operacionalmente, os contratos futuros do Ibovespa possuem vencimentos bimestrais, sempre em meses pares. Além disso, de maneira diferente do que ocorre nos negócios realizados no mercado de ações, onde cada compra possui seu respectivo vendedor, com a quantidade de ações totais limitadas pelo *free float* da empresa, na negociação de contratos futuros a liquidação financeira ocorre por meio de ajuste financeiro, gerando a cada dia novos contratos de venda, sem limite de contratos.

Analisou-se então a variação diária do número de contratos em aberto no período, buscando verificar uma mudança abrupta nos padrões de negociação e, conseqüentemente, uma mudança das expectativas dos investidores que geraria a reversão da tendência no curto prazo. A partir daí, utilizou-se a Análise de Regressão

Múltipla a fim de verificar a possibilidade de estimar importância das variáveis coletadas, por intermédio das quais foram obtidos os seguintes valores para o período analisado:

Para a elaboração de um modelo preditivo inicial, por meio da utilização da análise de regressão múltipla, foi apresentada como variável dependente o valor de fechamento do dia seguinte do Ibovespa. Consideraram-se ainda como variáveis independentes os indicadores financeiros obtidos e calculados para o dia anterior utilizando-se, a saber: valores de Volume financeiro Negociado (em R\$), o aumento de entrada de novos recursos, a saída de recursos, o índice de força relativa para 3, 14 e 30 dias, além das médias móveis de 3,8 e 20 dias, o valor das médias do oscilador MACD e o aumento de contratos em aberto do Ibovespa futuro.

A partir daí, calculou-se por meio da Análise de Regressão Múltipla a capacidade preditiva das variáveis em questão, tendo sido encontrado um coeficiente de explicação para as variáveis independentes utilizadas na previsão da variável dependente de 0,9771 e o R<sup>2</sup> ajustado em 0,976. Isso demonstra que as variáveis independentes utilizadas gerariam um modelo adequado para a variável em estudo. A fim de estabelecer quais seriam as variáveis mais relevantes, realizou-se ainda por meio do SPSS a regressão *stepwise* que obteve o seguinte modelo e seu ajustamento:

$$y = 0,837 \times MM3 + 6,505 \times RSI\_3D + 0,143 \times MM8 + 1,407E-08 \times \text{Indx Adv Vol} - 155,311$$

Equação 4.1 – Modelo obtido por meio de Regressão Múltipla.

Onde:

MM3 = média móvel do Ibovespa à vista para três dias

RSI\_3D = Índice de força relativa para o Ibovespa à vista no período de três dias

MM8 = média móvel do Ibovespa à vista para oito dias

Indx Adv Vol = Entrada de recursos financeiros para o período (t-1)

Realizou-se uma análise complementar dos dados, pela qual foi verificada uma inexistência de predominância de dias com oscilação positiva em relação aos dias com variação negativas. Tais dias foram responsáveis por 53% e 47% durante o período analisado, respectivamente. Disso decorre que diante da expressiva valorização do Ibovespa pode-se dizer que quando as oscilações diárias são positivas sua amplitude é mais expressiva do que as oscilações negativas.

Por fim, buscou-se verificar a capacidade do modelo obtido por meio da Análise de Regressão Múltipla em uma simulação de aplicação fictícia no valor de R\$1.000,00 no período 01/07/1994 até 30/12/2009. Dessa forma, considerou-se a fim de verificar a capacidade do modelo obtido por meio da regressão *stepwise* e a fim de facilitar a sua mensuração, que o mercado apresenta liquidez suficiente para atender o capital empregado em sua totalidade nos preços desejados pelo modelo, inexistindo *gaps*. Foi

constatado dessa forma que, se um investidor realizasse a aplicação no Ibovespa e a mantivesse até a data final da simulação obteria para seus R\$ 1.000,00 fictícios investidos um retorno de aproximadamente 1150% bruto, desconsiderando o custo básico do dinheiro no período, taxas de custódia, emolumentos e corretagem, totalizando um montante de R\$ 11480,23. Utilizando os mesmos critérios, aplicando ao modelo obtido para o mesmo valor foi obtido um índice de acerto de 62% da tendência predominante, e uma taxa de retorno bruta de 5.664% totalizando o valor final de R\$57.644,26, demonstrado pelo ajustamento dos dados abaixo exposto:

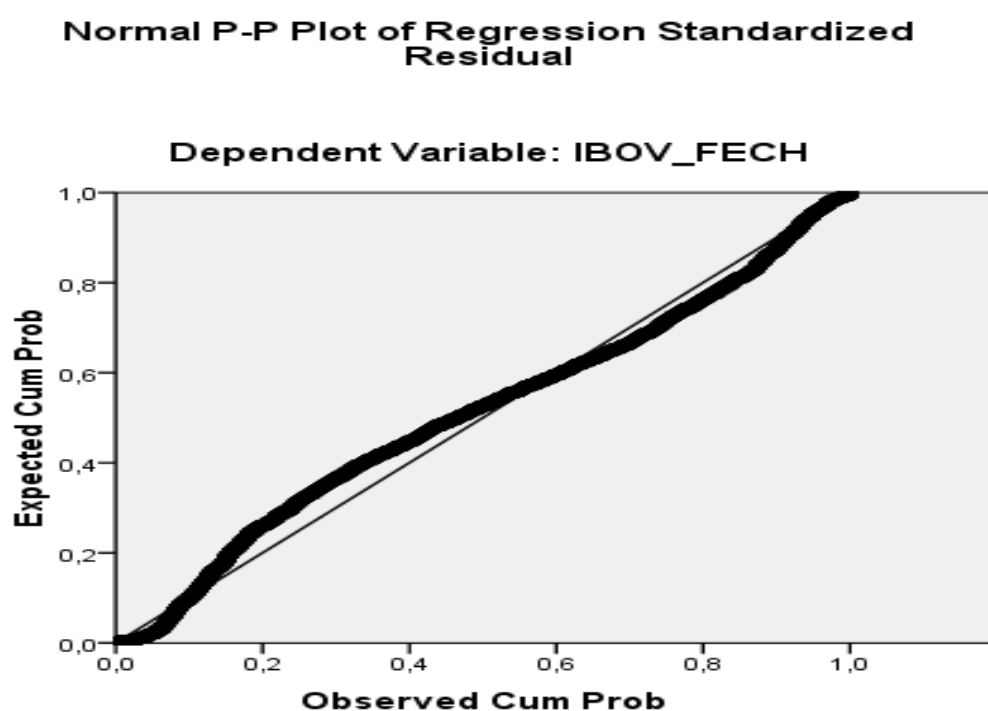


Fig 4.3 – Ajustamento dos dados da regressão aos valores originais.

## 5. MODELO PROPOSTO

Optou-se pela utilização de Redes Neurais artificiais para aprimorar o resultado encontrado na Análise de Regressão Múltipla. Considerou-se a adoção deste passo tendo em vista que a Rede Neural é um processo o qual visa elaborar uma arquitetura de processamento similar ao cérebro humano a fim de prever o comportamento de variáveis desconhecidas após a análise de padrões. Assim, caso o modelo fosse composto por uma Rede Neural de uma camada somente, que é o modelo mais simples, o mesmo obteria na pior das hipóteses, um desempenho igual à Análise de Regressão Múltipla devido à iteração pontual entre as variáveis por uma única vez somente.

Dessa forma, considerando que o modelo obtido em uma Rede Neural é fruto do treinamento da rede e suas camadas têm como objetivo minimizar os erros de sua previsão foi utilizado os dados coletados ainda desconhecidos do modelo para verificar se a Rede Neural montada e treinada é capaz de reconhecer padrões aprendidos anteriormente neste grupo amostral, verificando a sua capacidade preditiva e determinando os valores do Ibovespa neste período. Considera-se como período de treinamento as datas entre julho de 1994 e dezembro de 2006, sendo o período de janeiro de 2007 a dezembro de 2009 o período de testes.

Para estruturar a topologia da Rede Neural, utilizaram-se como dados de entrada os valores de Fechamento e indicadores de mercado para os seguintes índices de ações:

- Alemanha (Índice DAX de Frankfurt)
- Japão (Índice Nikkei de Tóquio)
- Reino Unido (Índice FTSE)
- Estados Unidos (Índice Industrial Dow Jones e S&P 500).

Além disso, foram considerados para a composição da base de dados, a saber:

- Valor de fechamento da PTAX diária fornecido pelo Banco Central do Brasil (BCB)

- Valor de fechamento do Ibovespa no instante  $t$
- Média Móvel de três dias para todos os índices de ações estudados
- Média Móvel de oito dias para todos os índices de ações estudados
- Média Móvel de trinta dias para todos os índices de ações estudados
- Média Móvel de noventa dias para todos os índices de ações estudados
- Volume financeiro negociado em Reais (R\$)
- Volatilidade do Ibovespa nos últimos trinta dias
- Volatilidade do Ibovespa nos últimos noventa dias
- Valorização / Desvalorização acumulada no período  $t$  para o Ibovespa em valores percentuais (%).
- Entrada e Saída de recursos estrangeiros no país em um instante  $t$ .

Todas as variáveis acima mencionadas foram consideradas em uma data  $t$ , sendo que o valor de saída foi considerado neste modelo como sendo o valor de Fechamento do Ibovespa à vista apresentado na data  $t+1$ . Desenvolveu-se então, a fim de um melhor ajustamento de dados uma rede neural do tipo *Perceptron* Multicamadas, devido à sua capacidade de tratamento de dados por meio de classes não linearmente separáveis, sendo a mesma composta por 19 neurônios de entrada, um neurônio de saída e duas camadas ocultas, sendo a primeira com doze neurônios e a segunda com seis neurônios. Utilizam-se como período de treinamento da rede, os dados compreendidos entre 01/07/1994 até 29/12/2006 representando 4498 dias. O período de aprendizagem foi aquele compreendido por dados desconhecidos entre 02/01/2007 até 30/12/2009, que representam 1078 dias de negociação.

Salienta-se, porém, que a aplicação de redes neurais artificiais caracteriza a proposição de um método genérico, para uso específico em cada problema apresentado. Assim, para um determinado ativo, aplica-se o método com a construção e treinamento da rede neural, validando-a mediante dados desconhecidos, porém pertencentes ao mesmo domínio de informações. Para outros títulos, aplica-se o

mesmo procedimento. O mesmo ocorre caso se pretenda aplicar o método para outro ativo, por exemplo.

Parametrizou-se a rede neural por meio dos softwares Neurosolutions3.0 e SPSS17.0 de forma a otimizar o processo de aprendizado da mesma, sem que se decorasse os padrões, o que inviabilizaria sua capacidade preditiva. Assim, inseridas as variáveis independentes, normalizaram-se as covariâncias das mesmas e utilizou-se a função sigmoide, o algoritmo *backpropagation* e o método de aprendizagem por erros para o treinamento da rede, com tempo máximo para aprendizagem de cinco minutos por neurônio, limitado a dez mil iterações entre eles, conforme exemplo de programação abaixo exposto:

```
*Multilayer Perceptron Network. MLP IBOV_FECH (MLEVEL=S) BY SP500_FECH
DJI_FECH DAX_FECH NKY_FECH DOLAR_PTAX MOV_AVG_200DIBOV MOV_AVG_50DIBOV
MOV_AVG_20DIBOV MOV_AVG_100DIBOV MOV_AVG_10DIBOV MOV_AVG_30DIBOV
MOV_AVG_5DIBOV VOLATILITY_30DIBOV VOLATILITY_90DIBOV RSI_14DIBOV
RSI_30DIBOV RSI_9DIBOV RSI_3DIBOV MOV_AVG_200DSP MOV_AVG_50DSP
MOV_AVG_20DSP MOV_AVG_100DSP MOV_AVG_10DSP MOV_AVG_30DSP MOV_AVG_5DSP
VOLATILITY_30DSP VOLATILITY_90DSP RSI_14DSP RSI_30DSP RSI_9DSP
RSI_3DSP MOV_AVG_200DDOL MOV_AVG_50DDOL MOV_AVG_20DDOL MOV_AVG_100DDOL
MOV_AVG_10DDOL MOV_AVG_30DDOL MOV_AVG_5DDOL VOLATILITY_30DDOL
RSI_14DDOL RSI_30DDOL RSI_9DDOL RSI_3DDOL ENTRADADERECURSOS SAIDADEREC
URSOS WITH ADJ_1 ZPR_1 ZRE_1 SDB0_1 SDB1_1 SDB2_1 SDB3_1 SDB4_1
/RESCALE COVARIATE=STANDARDIZED DEPENDENT=NORMALIZED (CORRECTION=0.02)
/PARTITION TRAINING=7 TESTING=3 HOLDOUT=0 /ARCHITECTURE
AUTOMATIC=NO HIDDENLAYERS=1 (NUMUNITS=AUTO) HIDDENFUNCTION=SIGMOID
OUTPUTFUNCTION=SIGMOID /CRITERIA TRAINING=MINIBATCH
MINIBATCHSIZE=AUTO OPTIMIZATION=GRADIENTDESCENT LEARNINGINITIAL= 0.4
LEARNINGLOWER= 0.001 LEARNINGEPOCHS= 10 MOMENTUM= 0.9
INTERVALCENTER=0 INTERVALOFFSET=0.5 MEMSIZE=1000 /PRINT CPS
NETWORKINFO SUMMARY SOLUTION IMPORTANCE /PLOT NETWORK PREDICTED
RESIDUAL /STOPPINGRULES ERRORSTEPS= 1 (DATA=AUTO) TRAININGTIMER=ON
(MAXTIME=5) MAXEPOCHS=10000 ERRORCHANGE=1.0E-4 ERRORRATIO=0.0010
/MISSING USERMISSING=EXCLUDE .
```

Fig 5.1 Exemplo de programação da Rede Neural no SPSS17.0

Para treinamento da rede com dados desconhecidos, utilizou-se um processo iterativo de tentativa e erro no período desconhecido, tendo como função de ativação a do tipo sigmoide. Verificou-se assim que o valor de correlação  $r$  no período de teste foi de 0,874, o que demonstra pertinência e relevância das variáveis inseridas, sendo a porcentagem de erro para o mesmo período, para o modelo, de 21,76%. Dessa forma, pode-se afirmar que em 78,24% dos casos, o modelo proposto por meio da utilização das redes neurais conseguiu determinar acertadamente a relação existente entre as variáveis de entrada. Este é o limite inferior a ser utilizado como referência para o erro global. Ocorre que a emulação dos dados obtidos não é completa em relação aos

dados observados, conforme apresenta a figura abaixo. Todavia, isso não faz com que o modelo perca a sua eficácia, uma vez que se fosse possível a emulação completa dos dados observados, poder-se-ia inferir que a rede neural não foi treinada de forma a identificar padrões, mas sim decorá-los, o que eliminaria a sua capacidade preditiva.

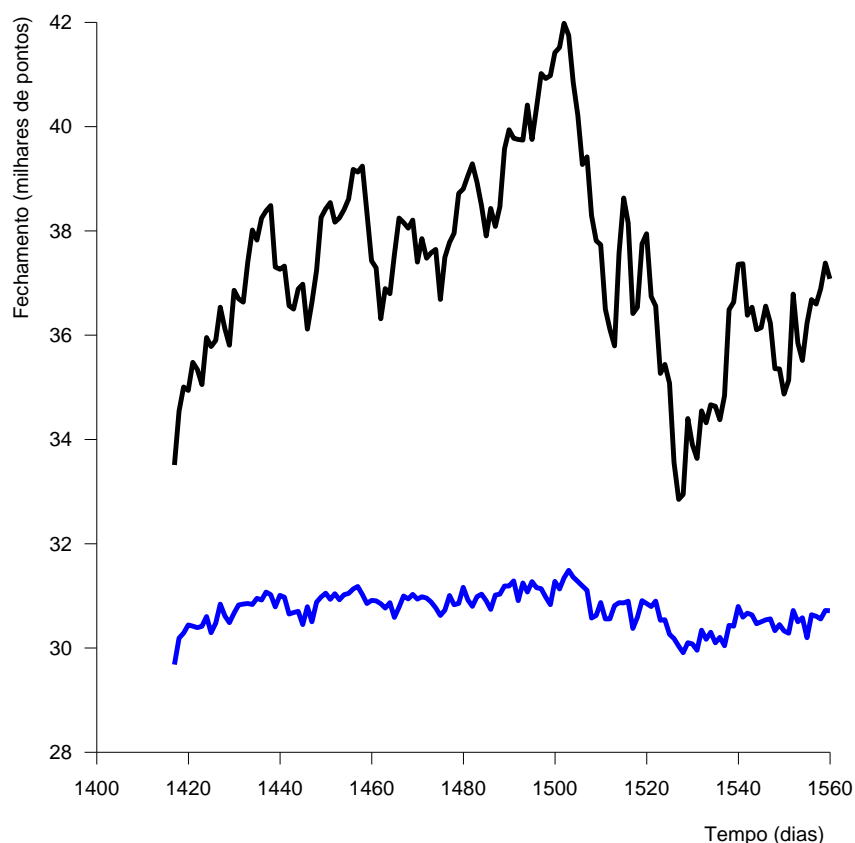


Fig 5.2 – Resultados obtidos (em azul), comparados com os dados reais (preto). Elaboração do autor

Pode-se dizer ainda por meio da análise do coeficiente de correlação, que o tamanho do erro médio quadrado (MSE) pode ser usado para determinar como os neurônios de saída se adaptam à saída desejada, porém deve-se considerar que a utilização deste valor poderá não refletir corretamente os valores desejados se os dois conjuntos de dados se movimentarem na mesma direção. Sendo o coeficiente de correlação compreendido no intervalo  $[-1,1]$ , considera-se para o valor de 0,874 obtido um bom ajustamento do modelo aos dados.

No que tange à análise do valor obtido do erro do modelo, é importante notar que, por exemplo, para um exemplar onde a saída de dados desejada é 0,1 e o resultado obtido é 0,2, nota-se que os valores se mostram próximos, mas a rede pode considerar para o exemplo um erro de modelo da ordem de 100%. Assim, a análise

deste valor, isoladamente, pode apresentar erros. Todavia, o valor de 21,76% indica um erro relativamente baixo, ainda que a rede neural aparentemente não esteja prevendo os valores com precisão suficiente.

Pondera-se que para extrapolação de dados, as redes neurais são menos eficientes que para interpolação e, quanto maior o período de extrapolação a partir da base de treinamento, as previsões tendem a ser cada vez menos eficientes, devido à diminuição gradativa das correlações entre os dados iniciais e os novos dados, como se poderia esperar onde, devido à capacidade de generalização da rede, utilizam-se dados de um extenso período para a previsão de cada instante único.

Deve-se considerar ainda que foram utilizadas para a elaboração do modelo condições de mercado que na prática podem não existir de fato, haja vista a limitação de se mensurar a liquidez efetiva para cada momento de negociação e os reais custos de corretagem e custódia para todo o período, além de considerar que há liquidez suficiente para os participantes serem atendidos integralmente em suas ofertas no mesmo preço.

Dessa forma, o sistema de inteligência artificial elaborado foi eficiente no auxílio de tomada de decisão pelo gestor, e capaz de obter ganho adicional em relação ao mercado no curto prazo, sem que isso o qualificasse para ser efetivamente autônomo. Tal posição se dá devido à constante necessidade de ajustes a serem realizadas no modelo, e a sua limitação em identificar estratégias de compra ou venda mesmo quando há o reconhecimento de padrões, gerando custos e aumentando a sua exposição ao risco em situações reais. Isto pode ser verificado por meio da indefinição entre compras e vendas do modelo para um curto período de tempo, resultando em 2638 operações no período de aprendizado e 983 operações para o período de testes, sem este resultado invalide a eficácia do modelo como auxiliar para a tomada de decisões, mas apenas demonstrando a dificuldade de reconhecimento de padrões quando não são realizados ajustes constantes no modelo para se reconhecer padrões de tendência, por meio de um constante rebalanceamento dos pesos de suas conexões sinápticas.

Ao se realizar uma aplicação fictícia, considerando as condições de mercado acima mencionadas foi obtido um retorno bruto de 65,37% para respostas com dados desconhecidos, ante 53,51% do Ibovespa para o mesmo período. Pode-se dizer assim, que o modelo elaborado apresentou condições de tratar corretamente dados desconhecidos e obter um ganho adicional em relação ao mercado no período estudado, sem que isso se configure garantia de lucro na prática.

## 6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Desde o início da década de 1950, com o avanço da capacidade de processamento dos computadores, buscou-se criar modelos autômatos que substituíssem o homem em atividades não desejadas e aperfeiçoasse seus resultados nas funções para as quais existissem limitações biológicas. Sugeriu-se então que em algumas poucas décadas seria possível até mesmo uma revolução das máquinas, como proposto por ASIMOV(1950), renegando o homem a um espectador de suas criações apenas, fato que não ocorreu.

Pode-se dizer que o cérebro humano apresenta uma capacidade de processamento de dados de velocidade limitada, se comparada com os sistemas artificiais de inteligência, haja vista a complexidade dos cálculos que são elaborados eletronicamente em questão de minutos. Todavia, esses sistemas possuem limitações até o momento em sua capacidade de reconhecimento para situações que anteriormente inexistiam em suas linhas de programação. Disso decorre que eles não têm discernimento preciso para suas decisões caso as variáveis em questão sejam alteradas abruptamente e não lhes sejam concedidos dados suficientes para tratar com o problema.

Especificamente no mercado financeiro, atendo-se ao modelo elaborado nesta pesquisa, verificou-se que a rede neural multicamadas do tipo *perceptron*, quando incumbida de trabalhar com dados desconhecidos, possui boa capacidade de generalização dos dados, antevendo com eficácia a direção que o Ibovespa à vista pode seguir no instante  $t+1$  de forma confiável estatisticamente, desde que realizados ajustes constantes em sua capacidade de processamento. Seu resultado para a emulação dos dados, entretanto, não demonstra tal precisão, de forma que não é possível determinar de forma confiável a magnitude das oscilações com os dados disponíveis, mas ainda obtendo-se um ganho adicional ao do mercado no curto prazo.

Pode-se dizer ainda que o não reconhecimento de tendências faz com que se busque constantemente o aumento das conexões entre os neurônios, como forma de se tentar reconhecer padrões nos dados desconhecidos, fazendo com que os pesos sinápticos das relações sejam constantemente alterados. Verifica-se que desde 2006, as operações baseadas em redes neurais e sistemas de inteligência artificial, denominadas pela BM&FBovespa como sendo operações de alta frequência, têm adquirido maior participação no mercado brasileiro. Essas operações representaram em setembro de 2010 cerca de 8% da capacidade de processamento da BM&FBovespa, mas somente 0,7% do volume negociado. Devido à constante mudança de padrões, tais sistemas estão constantemente apregoando compras e

vendas no mercado, sem que estas se configurem efetivamente em negócios realizados. Isso resulta em aumento do custo para os que utilizam este tipo de produto, como verificado no modelo, que em suas operações efetivamente realizadas foi em 78,24% das vezes obtido o lucro, acumulando um retorno de 65,37% no período de testes.

Ainda, considerando a longa base de dados coletada para treinamento e os eventos macroeconômicos ocorridos durante o período de testes com dados desconhecidos, não houve ganho durante o período compreendido de abril de 2008 a novembro de 2008, onde o Ibovespa obteve expressivo retorno negativo em decorrência da crise mundial. Neste período, foi possível, porém, obter resultados satisfatórios de proteção, com o modelo obtendo um retorno negativo de apenas 5,81% para o período ante um retorno de mais de 40% do Ibovespa. Em contrapartida, no ano de 2009, o Ibovespa se recuperou e obteve uma variação positiva de aproximadamente 82%, ante 67,29% do modelo.

Dessa forma, pode-se inferir que o modelo obtido foi eficiente em seu objetivo de identificar padrões de comportamento no mercado e buscar a antecipação de tendências, sem que isso se configurasse ganho adicional para o longo prazo; ao invés disso, seu lucro está concentrado somente em operações de curto prazo. Este resultado deve ser analisado com ressalvas, haja vista que condições de mercado fictícias foram utilizadas para fins de comparação.

Sugere-se por fim, como continuação do estudo realizado, a aplicação do modelo elaborado para períodos intradiários a fim de verificar se a capacidade preditiva e de reconhecimento de padrões do modelo para o período diário são similares quando se altera a base de dados do período diário para períodos intradiários. Apresenta-se ainda a proposta de inserção de variáveis adicionais aqui não incluídas como forma de melhorar a capacidade preditiva do modelo, além de sua operacionalização real, como forma de mensurar os resultados obtidos fidedignamente.

## 7. BIBLIOGRAFIA

ABELEM, A.J.G. (1994) – Redes Neurais Artificiais na previsão de séries temporais. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica – PUC/RJ, 1994.

ALEXANDER, C. (2001) – Modelos de Mercado. Ed. Saraiva e Ed. BM&F, 2005.

ALMEIDA, A.A (2006) - Os fractais na formação docente e sua prática em sala de aula. Dissertação de Mestrado em Matemática. PUC-SP.

ANDERSON, D.R ; WILLIAMS, T.A ; SWEENEY, D.J (2003) – Estatística aplicada à Administração e Economia. Ed. Pioneira

ASSAF NETO, A.(2010) – Mercado Financeiro – Ed. Atlas.

ASIMOV, I. (2004) – I, Robot – Bantam Books , 1ª edição 1950.

BANZ, R.W (1981) - *The relationship between return and market value of common stock. Journal of Financial Economics*, v. 9, p. 3 -18.

BAZERMAN, M.H (2002) - *Judgment in Managerial Decision Making. New York: Wiley*, 5ª ed.

BELLMAN, R.E (1957) – *Dynamic Programming. Princeto University Press.*

\_\_\_\_\_. (1978) – *An Introduction to Artificial Intelligence: Can Computers Think?. Boyd & Fraser Publishing Company.*

BERNSTEIN, P. (1997) – Desafio aos Deuses – A fascinante história do risco – Ed. Campus.

BLACK, F. (1972) - *The capital asset pricing model: some empirical tests. Studies in the theory of capital markets. New York: Praeger.*

BOLLERSLEV, T. (1986) – *Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. Journal of Econometrics* , v. 31, p. 307 – 327.

BONOMO, M.A ; AGNOL, I. (2003) – Retornos anormais e estratégias reversas. Dissertação de Mestrado em Economia. Fundação Getúlio Vargas, 2003.

BRANCH,B. (1977) – *A tax loss trading rule. Journal of Business*, v.50, n.2 , p. 198 – 207.

BRAV, A. ; HEATON, J.B.B. (2006) – *Testing behavioral theories of undervaluation and overvaluation. Evanston.*

BREALEY, R.A ; MYERS, S.C ; MARCUS, A.J (2002) – Fundamentos da Administração Financeira. Ed. McGraw-Hill Brasil.

CAMERON, R. (1997) – *A Concise Economic History of the World – From Paleolithic Times to the Present. Oxford University Press*, 3ª ed.

CASS, D. ; STIGLITZ, J.E (1970) - *The Structure of Investor Preferences and Asset Returns, and Separability in Portfolio Allocation : A Contribution to Pure Theory of Mutual Funds. Journal of Economic Theory 2, p. 122 – 160.*

CHANCELLOR, E. (1999) – *Salve-se quem puder: uma história da especulação financeira. Companhia das Letras, 2ªed.*

CHARNIAK, E. ; MCDERMOTT, D. (1985) - *Introduction to Artificial Intelligence. Addison- Wesley.*

CHO, D. ; ELTON, E.J ; GRUBER, M.J (1984) – *On the robustness of the roll and ross arbitrage pricing theory. Journal of Financial and Quantitative Analysis, XIX, n.1, p. 1 – 10.*

CORREA , A.C ; SOUZA, A.B (2001) – *Fronteira Eficiente de Markowitz : aplicação com ativos brasileiros. Adcontar, Belém, v.2, n.1 , p. 7 – 10, 2001. Disponível em: [http://www.nead.unama.br/site/bibdigital/pdf/artigos\\_revistas/236.pdf](http://www.nead.unama.br/site/bibdigital/pdf/artigos_revistas/236.pdf)*

COSTA, T. ; FAMÁ, R. (2008) – *A Turbulência das Finanças Modernas: Será o fim do comportamento aleatório e o surgimento do comportamento determinístico do Caos?. X SEMEAD, USP. Disponível em: <http://www.ead.fea.usp.br/semead/10semead/sistema/resultado/trabalhosPDF/239.pdf>*

CRAIK, K.J (1943) - *The nature of Explanation. Cambridge University Press.*

DAMODARAN, A. (2009) – *Avaliação de Investimentos. Ed. Qualitymark*

DE BONDT, W. F.M. ; THALER, R.H (1985) – *Does the stock market overreact?. Journal of Finance, v.40, p. 793 – 805.*

\_\_\_\_\_. ; \_\_\_\_\_. (1987) – *Further evidence on investor overreaction and stock market seasonality. Journal of Finance, v.42, n.3 , p. 551 – 581.*

DHRYMES, P. J ; FRIEND, I. ; GULTEKIN, N. (1984) - *A critical reexamination of the empirical evidence on the arbitrage pricing theory. Journal of Finance, v.39, n.2, p. 323 – 346.*

DOW, C. H. (1902) – *Swings Within Swings. The Wall Street Journal of January 4, 1902.*

ELLSBERG, D. (1961) - *Risk, Ambiguity, and the Savage Axioms. Quarterly Journal of Economics, v.75, p. 643 - 669.*

ENGLE, R. F (1982) - *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. Econometrica, v. 50, p. 987 – 1007.*

FAMA, E. ( 1970) – *Efficient capital markets : a review of theory and empirical work. Journal of Finance, v.25, p. 383 – 417, 1970.*

\_\_\_\_\_. (1991) – *Efficient capital markets II. Journal of Finance, v.46, n.5, p. 1575 – 1617, 1991.*

\_\_\_\_\_. ; MACBETH, J.D (1973) – *Risk, return and equilibrium: empirical tests. Journal of Political Economy*, v.81 , p. 607 – 637.

\_\_\_\_\_. ; FRENCH, K.R (1992) – *The Cross-Section of Expected Stock Returns. Journal of Financial* , v.47, p. 427 – 465.

\_\_\_\_\_. ; \_\_\_\_\_. (1993) – *Common risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds. Journal of Financial Economics* 33, p. 3 – 56.

FAMÁ, R. ; BRUNI, A.L. (1998) – Eficiência, Previsibilidade dos Preços e Anomalias em Mercados de Capitais: Teoria e Evidências. *Cadernos de Pesquisas em Administração*, 1(7), 2º trimestre p. 71 -85 , 1998.

FISCHER, D.H. (1996) - *The Great Wave: Price Revolutions and the Rhythm of History. Oxford University Press.*

FROIS, K.P (2004) – Uma breve história do fim das certezas ou o paradoxo de Janus. *Cadernos de pesquisa interdisciplinar em ciências humanas*, n. 63.

GALA,P. ; ROCHMAN,R. (2010) – Estudos em Finanças: Investimentos. FGV, p.13-28,2010.

GALBRAITH, J. K (1997) – *The Great crash 1929. Mariner books, 1997.*

\_\_\_\_\_. (1992) – Uma breve história da Euforia Financeira. Ed. Pioneira

GIBBONS, M.R ; HESS, P.J (1981) – *Day of week effects and asset returns. Journal of Business*, v.54, p. 579 – 596.

GRUBER, M.J. ; ELTON, E.J ; BROWN, S.J. ; GOETZMANN, W.N. (2003) – Moderna Teoria de Carteiras e Análise de Investimentos. Ed. Atlas.

GUENA, R. ; VASCONCELLOS, M.A.S (2009) – Manual de Microeconomia. Ed. Atlas, 2ª ed.

HARRIS, L. (1986) - *A transaction data study of weekly and intradaily patterns in stock returns. Journal of Financial Economics*, v.14 , p. 99 – 117.

HAUGLAND, J. (1985) - *Artificial Intelligence: The Very Idea. MIT Press.*

HAYASHI, A.D (2002) – Aplicação dos fractais ao mercado de capitais utilizando-se as *elliott waves*. Dissertação de mestrado em Engenharia UFSC, 2002.

HAYKIN, S. (2001) – Redes Neurais: princípios e prática. Ed. Bookman, 2ª ed.

HEATON, J.B (2002) – *Managerial Optimism and Corporate Finance. Financial Management*, p. 33 – 45.

HEBB, D.O (1949) – *The organization of Behavior. Wiley*

HUBERMAN, L. (1981) – A História da Riqueza do Homem – Zahar.

IVANQUI, J. (2005) – Esteira eletrônica com velocidade controlada por Lógica Fuzzy. Dissertação de Mestrado – PPGEI – CEFET/PR. Curitiba.

JENSEN, M. (1978) – *Some anomalous evidence regarding Market efficiency*. *Journal of Financial Economics*, 6, n. 2/3, p. 95 – 101.

JONES, C.D ; PEARCE, O.K ; WILSON, J.W. (1987) – *Can tax-loss selling explain the January effect? A note*. *Journal of Finance*, v.42, n.2 , p. 453 – 461

JORION, P. (2003) – *Value at Risk*. Ed. BM&F, 2ªed.

KAKU, M. (2000) – *Hiperespaço*. Ed. Rocco

KEIM, D.B ; STAMBAUGH, R.F (1984) - *A further investigation of the weekend effect in stock returns*. *Journal of Finance*, v.39, n.3 , p. 819 – 840.

KEIM, D. B (1989) – *Trading patterns, bid-ask spreads, and estimated security returns: the case of common stocks at calendar turning points*. *Journal of Financial Economics*, v.25, n.1 , p. 75 – 97.

KEYNES, J. M (1936) – *Teoria Geral do Emprego , do Juro e da Moeda*. Ed. Atlas, 1990

KINDLEBERG, C.P (2005) – *Manias, Panics and Crashes: History of Financial Crises*. Wiley Press.

KULKARNI, A. S. (1996) – *Application of Neural Networks to Stock Market Prediction*. Disponível em: <http://machine-learning.martinsewell.com/ann/Kulk96.pdf>

KURZWEIL,R. (1990) – *The Age of Intelligent Machines*. MIT Press

LAWRENCE, R. (1997) – *Using Neural Networks to Forecast Stock Market Prices*. Disponível em: <https://people.ok.ubc.ca/rlawrenc/research/Papers/nn.pdf>

LEITE, H.P. ; SANVICENTE, A.Z (1994) – *Índice Ibovespa: um padrão para os investimentos brasileiros*. Ed. Atlas.

LEROY, S. ; PORTER, R. (1981) - *The Present Value Relation: Tests Based on Variance Bounds*. *Econometrica*, v.49, p. 555 – 574.

LINTNER,J. (1965) – *The valuation of risk assets and the selection of risk investments in stock portfolios and capital budgets*. *Review of Economics and Statistics*, v.47 , p. 13 – 37 .

LINTZ, A.C (2004) – *Dinâmica das bolhas especulativas e finanças comportamentais: um estudo aplicado ao mercado de câmbio brasileiro*. Tese de Doutorado, FEA-USP.

LUCE, R.D ; RAIFFA, H. (1957) - *Games and Decisions: introduction and critical survey*. Wiley

MANDELBROT,B. (2004) – *Mercados Financeiros fora de controle: a teoria dos fractais explicando o comportamento dos Mercados*. Ed. Campus.

MARIJANA, Z. (2003) - *Neural Network Applications in Stock Market Predictions – A Methodology Analysis*. University of Josip Juraj Strossmayer in

Osijek, Croatia, 2003. Disponível em:

[http://oliver.efos.hr/nastavnici/mzekic/radovi/mzekic\\_varazdin98.pdf](http://oliver.efos.hr/nastavnici/mzekic/radovi/mzekic_varazdin98.pdf)

MARKOWITZ, H.M (1952) – *Portfolio selection. Journal of Finance*, v.7 , p. 77-91.

MARTIN, J.L.M ; RUIZ, R.J.M (1992) – *El inversor y los mercados financieros*. Madrid, ESIC, 1992.

MCCULLOCH, W.S. ; PITTS,W. (1943) – *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bulletin of Mathematical Biophysics*,v.5, p. 115 – 137.

MELLO, M. T (2004) – Aplicação de Redes Neurais Artificiais no Processo de Precificação de Ações. Trabalho de conclusão de curso – Instituto de Física e Matemática, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas 2004. Disponível em: [http://www.ufpel.tche.br/prg/sisbi/bibct/acervo/info/2004/mono\\_marilia.pdf](http://www.ufpel.tche.br/prg/sisbi/bibct/acervo/info/2004/mono_marilia.pdf)

MILLER, M. ; SCHOLLES, M. (1972) - *Rates of return on the market: an exploratory investigation. Studies in the theory of capital markets*. New York: Praeger.

MINSKY, H. (1982) – *Can it happen again?. M.E. Sharpe, inc.*

MOSSIN, J. (1966) - *Equilibrium in a capital asset market. Econometrica*, p. 768 – 783

MUELLER, A. (1996) – Uma Aplicação de Redes Neurais Artificiais na previsão do Mercado Acionário. Dissertação de Mestrado em Engenharia. Universidade Federal de Santa Catarina, 1996.

NEUMANN, J.V ; MORGENSTERN, O. (1944) – *Theory of games and economic behavior. Princeton University press.*

NEWELL, A. ; SIMON, H.A (1961) – *GPS, a program that simulates human thought. Larneda Automaten*,p. 109 – 124.

NORVIG , P. ; RUSSELL, S. (2004) – Inteligência Artificial – Ed. Campus.

PAVLOV, I.P. (1927) - *Conditioned Reflexes: An investigation of The Psychological Activity of the Cerebral Cortex. Oxford University Press.*

PINHEIRO, F.A.P ; JUNIOR, A.M.D ; JORDÃO, M.R ; BASTOS, N.T. (2005) – Gerenciamento de riscos corporativos: Classificação, Definições e Exemplos. Unibanco *Global risk management*.

PINHEIRO, J.L (2003) – Mercado de Capitais. Ed. Atlas, 3ª ed.

PINDYCK, R.S ; RUBINFELD, D.L. (2003) – Microeconomia. Ed. Pearson, 5ªEd.

POOLE,D ; MACKWORTH, A.K ; GOEBEL, R. (1998) - *Computational Intelligence: a logical approach. Oxford University Press.*

PRIGOGINE, I. (1996) – As leis do caos . Ed. Unesp, 2000

RODRIGUES, R. F (2008) – Estudo da teoria dos Fractais e da Teoria do Caos em Matemática para Finanças. Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2008.

ROLL, R. (1983) - *On computing mean returns and the small firm effect. Journal of Financial Economics*, v.12, p. 371 – 386.

\_\_\_\_\_. ; ROSS, S. (1984) – *A critical reexamination of the empirical evidence on the arbitrage pricing theory: a reply. Journal of Finance*, v.39, n.2, p. 347 – 350.

ROSENBLATT, F. (1962) – *Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the theory of Brain Mechanisms. Spartan.*

ROSS, A. S (1976) – *The arbitrage theory of capital asset pricing. Journal of Economic Theory*. v.13 , p. 341 – 360.

ROSSETI, J.P (2003) – Introdução à Economia. Ed. Atlas, 20ªed.

SANTOS, E. P (2007) – Introdução à teoria do caos. II Semana de Pós-Graduação em Física, UFPA, p. 1 – 9.

SARTORIS, A. (2008) – Estatística e introdução à econometria. Ed. Saraiva, 3ª tiragem.

SAVAGE, L. (1964) - *The foundations of Statistics. New York: Wiley.*

SCHEIKMAN, J.A . XIONG, W. (2003) - *Overconfidence and Speculative Bubbles. Journal of Political Economy*, v.111, n.6, p. 1183 – 1219.

SEARLE, J.R (1992) - *The Rediscovery of the Mind. MIT Press.*

SESTREM, E. (2005) – Desenvolvimento de um protótipo para a predição de índices de ações. Universidade Regional de Blumenau, 2005.

SHARPE, W.F. (1964) – *Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk. Journal of Finance*, v.19, p. 425 – 442.

\_\_\_\_\_.(1966) – *Mutual fund performance. Journal of Business*, p. 119 – 138, Jan. 1966

SHLEIFER, A. ; SUMMERS, L. (1990) - *The noise trader approach to Finance. Journal of Economics perspectives*, v.4, p. 19 – 33.

SILVA, A.B.B (2008) – *Mentes Perigosas : O Psicopata mora ao lado* – Ed. Fontanar.

SKINNER, B. F. (2007) – *Ciência e Comportamento Humano*, 1ª Edição 1953 Ed. Martins Fontes.

SOUZA, C.A.T ; TABAK, B.M ; CAJUEIRO, D.O (2006) – *Investigação da memória de longo prazo da taxa de câmbio no Brasil. Trabalhos para a discussão no Banco Central do Brasil*, n. 113, p. 193 - 209.

STEIN, M. (2006) – *Jung. O Mapa da alma: uma introdução*. Ed. Cultrix.

STEVENSON, W.J (2001) – Estatística Aplicada à Administração. Ed. Harbra. 1ª ed.

THALER, R. ; BARBERIS, N. (2003) – Survey of Behavioral Finance. In: CONSTANTINE, G.

THOMAZ, C.E. ; VELASCO, M.M.B.R (2005) –Análise de Tendências de Mercado por Redes Neurais Artificiais. VII Congresso Brasileiro de Redes Neurais, Natal p. 11/1 – 5 , 2005. Disponível em: <http://www.fei.edu.br/~cet/cbrn05.pdf>

TOBIN, J. (1958) - *Liquidity preference as a behavior toward risk. Review of Economic Studies*, v.25, p.65-86.

TURING, A.M (1950) – Computing machinery and Inteligence . *Mind* , 59, 433-460.

TVERSKY, A. ; KAHNELMAN, D. (1974) - *Judgment under Uncertainty : Heuristics and Biases. Science*, v.185 , p. 1124 – 1131.

\_\_\_\_\_. ; \_\_\_\_\_. (1979) - *Prospect Theory : An analysis of Decision under Risk. Econometrica* , v.47, n. 2, p. 263 – 292 , 1979. Disponível em: <http://www.hss.caltech.edu/~camerer/EC101/ProspectTheory.pdf>

VARIAN, H.R (2003) – Microeconomia – Princípios básicos - Uma abordagem moderna. Ed. Campus, 7ª ed.

WALTON, G.M ; ROCKOFF, H. (1998) - *History of the American Economy. Fort Wortk: the Dryden Press*, 8ªed.

WHITBY, B. (1997) – Why the Turing test is AI's biggest blind alley. Disponível em: <http://www.cogs.susx.ac.uk/users/blayw/tt.html>

WINSTON, P.H. (1992) – *Artificial Intelligence. Addison-Wesley*. 3ªed.

## 8. ANEXOS

		Correlations																	
		Ibov_Fecha mento	Ibov_Rsi 14d	Ibov_Osc(% Jacum.	SPX_Fecha mento	SPX_Rsi 14d	SPX_Osc(% Jacum.	Nikkei_Fec hamento	Nikkei_Rsi 14d	Nikkei_Osc (%Jacum.	FTSE_Fecha mento	FTSE_Rsi 14d	FTSE_Osc( %Jacum.	Dow_Fecha mento	Dow_Rsi 14d	Dow_Osc( %Jacum.	DAX_Fecha mento	DAX_Rsi 14d	DAX_Osc(% Jacum.
Ibov_Fecha mento	Pearson Correlation	1	0,039	0,044	,748(**)	-,180(**)	0	-0,022	-0,014	-0,009	,469(**)	-,281(**)	-0,016	,770(**)	-,148(**)	0	,676(**)	-,079(**)	0,004
	Sig. (2- tailed)		0,143	0,096	0	0	0,999	0,418	0,599	0,746	0	0	0,55	0	0	0,999	0	0,003	0,869
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1419	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Ibov_Rsi 14d	Pearson Correlation	0,039	1	,293(**)	-,111(**)	,591(**)	,153(**)	,347(**)	,315(**)	0,047	0,023	,549(**)	,117(**)	-,122(**)	,548(**)	,137(**)	-,091(**)	,598(**)	,124(**)
	Sig. (2- tailed)	0,143		0	0	0	0	0	0	0,08	0,393	0	0	0	0	0	0,001	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1419	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Ibov_Osc(% Jacum.	Pearson Correlation	0,044	,293(**)	1	0,018	,194(**)	,333(**)	0,025	,075(**)	0,002	0,027	,162(**)	,183(**)	0,017	,184(**)	,313(**)	0,011	,149(**)	,166(**)
	Sig. (2- tailed)	0,096	0		0,504	0	0	0,346	0,005	0,931	0,302	0	0	0,531	0	0	0,666	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1419	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
SPX_Fecha mento	Pearson Correlation	,748(**)	-,111(**)	0,018	1	-,157(**)	0,02	-,148(**)	,171(**)	0,017	,836(**)	-,325(**)	-0,014	,967(**)	-,121(**)	0,021	,889(**)	-,160(**)	0,003
	Sig. (2- tailed)	0	0	0,504		0	0,441	0	0	0,519	0	0	0	0,604	0	0	0,424	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1419	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
SPX_Rsi 14d	Pearson Correlation	-,180(**)	,591(**)	,194(**)	-,157(**)	1	,341(**)	,204(**)	,413(**)	,082(**)	,083(**)	,724(**)	,184(**)	-,186(**)	,912(**)	,318(**)	0,009	,726(**)	,188(**)
	Sig. (2- tailed)	0	0	0	0		0	0	0	0,002	0	0	0	0	0	0	0,653	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	2614	1419	2614	2614	1420	2614	2614	1420	1420	1420	1420	2614	2614	2614
SPX_Osc(% Jacum.	Pearson Correlation	0	,153(**)	,333(**)	0,02	,341(**)	1	0,023	,076(**)	0,037	0,024	,189(**)	,199(**)	0,016	,305(**)	,780(**)	0,006	,165(**)	,218(**)
	Sig. (2- tailed)	0,999	0	0	0,441	0		0,391	0,004	0,161	0,372	0	0	0,55	0	0	0,825	0	0
	N	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419
Nikkei_Fec hamento	Pearson Correlation	-0,022	,347(**)	0,025	-,148(**)	,204(**)	0,023	1	,053(**)	,058(**)	,384(**)	,191(**)	0,032	-,252(**)	,235(**)	0,02	,363(**)	,171(**)	0,037
	Sig. (2- tailed)	0,418	0	0,346	0	0	0,391		0,006	0,028	0	0	0,226	0	0	0,448	0	0	0,168
	N	1420	1420	1420	1420	2614	1419	2614	2614	1420	2614	2614	1420	1420	1420	1420	2614	2614	2614
Nikkei_Rsi 14d	Pearson Correlation	-0,014	,315(**)	,075(**)	-,171(**)	,413(**)	,076(**)	,053(**)	1	,347(**)	,185(**)	,396(**)	,102(**)	-,161(**)	,368(**)	,074(**)	,137(**)	,442(**)	,110(**)
	Sig. (2- tailed)	0,599	0	0,005	0	0	0,004	0,006		0	0	0	0	0	0	0,005	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	2614	1419	2614	2614	1420	2614	2614	1420	1420	1420	1420	2614	2614	2614
Nikkei_Osc (%Jacum.	Pearson Correlation	-0,009	0,047	0,002	0,017	,082(**)	0,037	,058(**)	,347(**)	1	0,037	,104(**)	,136(**)	0,013	,069(**)	0,045	0,021	,099(**)	,123(**)
	Sig. (2- tailed)	0,746	0,08	0,931	0,519	0,002	0,161	0,028	0		0,167	0	0	0,615	0,009	0,092	0,438	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1419	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
FTSE_Fecha mento	Pearson Correlation	,469(**)	0,023	0,027	,836(**)	,083(**)	0,024	,384(**)	,185(**)	0,037	1	,051(**)	0,039	,764(**)	0,017	0,023	,933(**)	,141(**)	0,044
	Sig. (2- tailed)	0	0,393	0,302	0	0	0,372	0	0	0,167		0,009	0,145	0	0,522	0,387	0	0	0,099
	N	1420	1420	1420	1420	2614	1419	2614	2614	1420	2614	2614	1420	1420	1420	1420	2614	2614	2614
FTSE_Rsi 14d	Pearson Correlation	-,281(**)	,549(**)	,162(**)	-,325(**)	,724(**)	,189(**)	,191(**)	,396(**)	,104(**)	,051(**)	1	,359(**)	-,350(**)	,690(**)	,195(**)	-0,037	,751(**)	,248(**)
	Sig. (2- tailed)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,009		0	0	0	0	0,058	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	2614	1419	2614	2614	1420	2614	2614	1420	1420	1420	1420	2614	2614	2614
FTSE_Osc (%Jacum.	Pearson Correlation	-0,016	,117(**)	,183(**)	-0,014	,184(**)	,199(**)	0,032	,102(**)	,136(**)	0,039	,359(**)	1	-0,018	,161(**)	,206(**)	0,001	,225(**)	,469(**)
	Sig. (2- tailed)	0,55	0	0	0,604	0	0	0,226	0	0	0,145	0		0,495	0	0	0,972	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1419	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Dow_Fecha mento	Pearson Correlation	,770(**)	-,122(**)	0,017	,967(**)	-,186(**)	0,016	-,252(**)	,161(**)	0,013	,764(**)	-,350(**)	-0,018	1	-,117(**)	0,026	,803(**)	-,165(**)	0,003
	Sig. (2- tailed)	0	0	0,531	0	0	0,55	0	0	0,615	0	0	0		0	0,334	0	0	0,92
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1419	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Dow_Rsi 14d	Pearson Correlation	-,148(**)	,548(**)	,184(**)	-,121(**)	,912(**)	,305(**)	,235(**)	,368(**)	,069(**)	0,017	,690(**)	,161(**)	-,117(**)	1	,340(**)	-,127(**)	,608(**)	,167(**)
	Sig. (2- tailed)	0	0	0	0	0	0	0	0	0,009	0,522	0	0	0		0	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1419	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Dow_Osc (%Jacum.	Pearson Correlation	0	,137(**)	,313(**)	0,021	,318(**)	,780(**)	0,02	,074(**)	0,045	0,023	,195(**)	,206(**)	0,026	,340(**)	1	0,002	,153(**)	,202(**)
	Sig. (2- tailed)	0,999	0	0	0,424	0	0	0,448	0,005	0,092	0,387	0	0	0,334	0		0,948	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1419	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
DAX_Fecha mento	Pearson Correlation	,676(**)	-,091(**)	0,011	,889(**)	0,009	0,006	,363(**)	,137(**)	0,021	,933(**)	-0,037	0,001	,803(**)	-,127(**)	0,002	1	,123(**)	0,044
	Sig. (2- tailed)	0	0,001	0,666	0	0,653	0,825	0	0	0,438	0	0,058	0,972	0	0	0,948		0	0,097
	N	1420	1420	1420	1420	2614	1419	2614	2614	1420	2614	2614	1420	1420	1420	1420	2614	2614	2614
DAX_Rsi 14d	Pearson Correlation	-,079(**)	,598(**)	,149(**)	-,160(**)	,726(**)	,165(**)	,171(**)	,442(**)	,099(**)	,141(**)	,751(**)	,225(**)	-,165(**)	,608(**)	,153(**)	,123(**)	1	,356(**)
	Sig. (2- tailed)	0,003	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	2614	1419	2614	2614	1420	2614	2614	1420	1420	1420	1420	2614	2614	2614
DAX_Osc(% Jacum.	Pearson Correlation	0,004	,124(**)	,166(**)	0,003	,188(**)	,218(**)	0,037	,110(**)	,123(**)	0,044	,248(**)	,469(**)	0,003	,167(**)	,202(**)	0,044	,356(**)	1
	Sig. (2- tailed)	0,869	0	0	0,914	0	0	0,168	0	0	0,099	0	0	0,92	0	0	0,097	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1419	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420

\*\* Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

\* Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

### Anexo1- Correlação Bolsas Mundiais

		Correlations															
		Px Close 1d	Chg Net 5d	Chg Net 1d	Px Last	Osc(%) fech.	Osc(%)jacu m.	Maximas	Px High	Px Low	Px Open	Px Volume	Mov Avg 200d	Rsi 14d	Rsi 3d	Rsi 30d	Rsi 9d
Px Close 1d	Pearson Correlation	1	,050(*)	-0,027	,998(**)	-,057(*)	-0,019	-,0001	,999(**)	,998(**)	,999(**)	0,01	,861(**)	,101(**)	0,014	,178(**)	,075(**)
	Sig. (2-tailed)		0,011	0,17	0	0,032	0,465	0,964	0	0	0	0,607	0	0	0,471	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Chg Net 5d	Pearson Correlation	,050(*)	1	,446(**)	,079(**)	,431(**)	,610(**)	,454(**)	,063(**)	,074(**)	,056(**)	-,070(**)	-,068(**)	,667(**)	,801(**)	,509(**)	,752(**)
	Sig. (2-tailed)	0,011		0	0	0	0	0	0,001	0	0,004	0	0	0	0	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Chg Net 1d	Pearson Correlation	-0,027	,446(**)	1	0,038	,967(**)	,775(**)	,573(**)	0,011	0,017	-0,012	-0,023	-0,03	,344(**)	,618(**)	,247(**)	,413(**)
	Sig. (2-tailed)	0,17	0		0,055	0	0	0	0,571	0,375	0,547	0,23	0,123	0	0	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Px Last	Pearson Correlation	,998(**)	,079(**)	0,038	1	0,02	0,042	0,044	,999(**)	,999(**)	,998(**)	0,009	,859(**)	,123(**)	,054(**)	,194(**)	,101(**)
	Sig. (2-tailed)	0	0	0,055		0,454	0,115	0,097	0	0	0	0,648	0	0	0,006	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Osc(%) fech.	Pearson Correlation	-,057(*)	,431(**)	,967(**)	0,02	1	,797(**)	,596(**)	-0,009	0	-0,034	-,065(*)	-0,048	,346(**)	,619(**)	,248(**)	,415(**)
	Sig. (2-tailed)	0,032	0	0	0,454		0	0	0,722	0,986	0,195	0,015	0,073	0	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Osc(%)jacu m.	Pearson Correlation	-0,019	,610(**)	,775(**)	0,042	,797(**)	1	,741(**)	0,015	0,028	-0,004	-,083(**)	-0,043	,443(**)	,743(**)	,315(**)	,530(**)
	Sig. (2-tailed)	0,465	0	0	0,115	0		0	0,562	0,297	0,891	0,002	0,104	0	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Maximas	Pearson Correlation	-0,001	,454(**)	,573(**)	0,044	,596(**)	,741(**)	1	0,024	0,035	0,011	-,066(*)	-0,032	,356(**)	,551(**)	,260(**)	,418(**)
	Sig. (2-tailed)	0,964	0	0	0,097	0	0		0,364	0,185	0,671	0,013	0,23	0	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Px High	Pearson Correlation	,999(**)	,063(**)	0,011	,999(**)	-0,009	0,015	0,024	1	,999(**)	,999(**)	0,013	,864(**)	,107(**)	0,035	,179(**)	,085(**)
	Sig. (2-tailed)	0	0,001	0,571	0	0,722	0,562	0,364		0	0	0,507	0	0	0,078	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Px Low	Pearson Correlation	,998(**)	,074(**)	0,017	,999(**)	0	0,028	0,035	,999(**)	1	,999(**)	0,004	,854(**)	,125(**)	,047(*)	,200(**)	,102(**)
	Sig. (2-tailed)	0	0	0,375	0	0,986	0,297	0,185	0		0	0,833	0	0	0,017	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Px Open	Pearson Correlation	,999(**)	,056(**)	-0,012	,998(**)	-0,034	-0,004	0,011	,999(**)	,999(**)	1	0,01	,860(**)	,106(**)	0,024	,182(**)	,081(**)
	Sig. (2-tailed)	0	0,004	0,547	0	0,195	0,891	0,671	0	0		0,618	0	0	0,221	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Px Volume	Pearson Correlation	0,01	-,070(**)	-0,023	0,009	-,065(*)	-,083(**)	-,066(*)	0,013	0,004	0,01	1	0,029	-,056(**)	-,056(**)	-0,034	-,057(**)
	Sig. (2-tailed)	0,607	0	0,23	0,648	0,015	0,002	0,013	0,507	0,833	0,618		0,143	0,004	0,004	0,082	0,00
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Mov Avg 200d	Pearson Correlation	,861(**)	-,068(**)	-0,03	,859(**)	-0,048	-0,043	-0,032	,864(**)	,854(**)	,860(**)	0,029	1	-,205(**)	-,107(**)	-,232(**)	-,171(**)
	Sig. (2-tailed)	0	0	0,123	0	0,073	0,104	0,23	0	0	0	0,143		0	0	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Rsi 14d	Pearson Correlation	,101(**)	,667(**)	,344(**)	,123(**)	,346(**)	,443(**)	,356(**)	,107(**)	,125(**)	,106(**)	-,056(**)	-,205(**)	1	,734(**)	,932(**)	,974(**)
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,004	0	0	0	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Rsi 3d	Pearson Correlation	0,014	,801(**)	,618(**)	,054(**)	,619(**)	,743(**)	,551(**)	0,035	,047(*)	0,024	-,056(**)	-,107(**)	,734(**)	1	,552(**)	,841(**)
	Sig. (2-tailed)	0,471	0	0	0,006	0	0	0	0,078	0,017	0,221	0,004	0	0		0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Rsi 30d	Pearson Correlation	,178(**)	,509(**)	,247(**)	,194(**)	,248(**)	,315(**)	,260(**)	,179(**)	,200(**)	,182(**)	-0,034	-,232(**)	,932(**)	,552(**)	1	,842(**)
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,082	0	0	0		0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Rsi 9d	Pearson Correlation	,075(**)	,752(**)	,413(**)	,101(**)	,415(**)	,530(**)	,418(**)	,085(**)	,102(**)	,081(**)	-,057(**)	-,171(**)	,974(**)	,841(**)	,842(**)	
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,003	0	0	0	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614

\* Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

\*\* Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

## Anexo2 – Correlação DAX

Correlations					
		Fechamento	Osc(%) fech.	Osc(%)acu m.	Maximas
Fechamento	Pearson Correlation	1	0,016	0,035	0,031
	Sig. (2- tailed)		0,549	0,183	0,237
	N	1420	1419	1419	1419
Osc(%) fech.	Pearson Correlation	0,016	1	,600(**)	,334(**)
	Sig. (2- tailed)	0,549		0	0
	N	1419	1419	1419	1419
Osc(%)acu m.	Pearson Correlation	0,035	,600(**)	1	,476(**)
	Sig. (2- tailed)	0,183	0		0
	N	1419	1419	1419	1419
Maximas	Pearson Correlation	0,031	,334(**)	,476(**)	1
	Sig. (2- tailed)	0,237	0	0	
	N	1419	1419	1419	1419
** Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).					

Anexo 3- Correlação dólar

		Correlations																					
		Indx Pk Book	Cash Flow Per Sh	Earn Yld	Pe Ratio	Px To Cash Flow	Px To Ebitda	Ebitda	Px Close 1d	Chg Net 5d	Chg Net 1d	Fechamento	Osc(% tech.	Osc(% acum.	Maximas	Máxima	Minima	Abertura	Px Volume	Mov Avg 200d	Rsi 14d	Rsi 3d	Rsi 30d
Indx Pk Book	Pearson Correlation	1	-.107(**)	-.897(**)	.898(**)	.708(**)	.971(**)	-.688(**)	.916(**)	0.028	0.017	.918(**)	0.001	-0.012	0.02	.918(**)	.917(**)	.916(**)	.425(**)	.811(**)	-.086(**)	-.042	-.131(**)
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0	0	0	0.288	0.51	0	0.958	0.655	0.449	0	0	0	0	0	0.001	0.112	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Cash Flow Per Sh	Pearson Correlation	-.107(**)	1	.360(**)	-.244(**)	-.703(**)	0.012	-.103(**)	-.190(**)	.083(**)	0.045	-.187(**)	0.036	0.025	0.024	-.192(**)	-.184(**)	-.190(**)	-.289(**)	-.287(**)	.219(**)	.095(**)	-.298(**)
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0.66	0	0	0.002	0.09	0	0.177	0.351	0.359	0	0	0	0	0	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Earn Yld	Pearson Correlation	-.897(**)	.360(**)	1	-.957(**)	-.841(**)	-.849(**)	.550(**)	-.906(**)	0.007	0	-.907(**)	0.011	0.041	-0.005	-.908(**)	-.905(**)	-.906(**)	-.571(**)	-.881(**)	.170(**)	.071(**)	-.262(**)
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0	0	0	0.803	0.987	0	0.68	0.119	0.845	0	0	0	0	0	0	0	0.008
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Pe Ratio	Pearson Correlation	.898(**)	-.244(**)	-.957(**)	1	.777(**)	.878(**)	-.559(**)	.902(**)	0.014	0.01	.904(**)	-0.003	-0.036	0.015	.903(**)	.902(**)	.902(**)	.570(**)	.873(**)	-.139(**)	-.054(**)	-.230(**)
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0	0	0	0.595	0.711	0	0.899	0.172	0.571	0	0	0	0	0	0	0	0.042
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Px To Cash Flow	Pearson Correlation	.708(**)	-.703(**)	-.841(**)	.777(**)	1	.593(**)	-.179(**)	.824(**)	-0.031	-0.015	.825(**)	-0.019	-0.026	0.008	.826(**)	.821(**)	.825(**)	.632(**)	.844(**)	-.210(**)	-.095(**)	-.305(**)
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0	0	0	0.245	0.577	0	0.482	0.336	0.777	0	0	0	0	0	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Px To Ebitda	Pearson Correlation	.971(**)	0.012	-.849(**)	.878(**)	.593(**)	1	-.785(**)	.859(**)	0.035	0.023	.862(**)	0.005	-0.012	0.021	.860(**)	.861(**)	.859(**)	.364(**)	.732(**)	-.065(**)	-.032	-.096(**)
	Sig. (2-tailed)		0	0.66	0	0	0	0	0	0.193	0.391	0	0.861	0.655	0.437	0	0	0	0	0	0.014	0.228	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Ebitda	Pearson Correlation	-.688(**)	-.103(**)	.550(**)	-.559(**)	-.179(**)	-.785(**)	1	-.387(**)	-0.03	-0.02	-.389(**)	-0.004	0.002	-0.003	-.388(**)	-.387(**)	-.387(**)	.075(**)	-.244(**)	0.012	0.003	0.01
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0	0	0	0.263	0.451	0	0.882	0.936	0.914	0	0	0	0.004	0	0.644	0.915	0.72
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Px Close 1d	Pearson Correlation	.916(**)	-.190(**)	-.906(**)	.902(**)	.824(**)	.859(**)	-.387(**)	1	-0.008	-0.051	.998(**)	-.064(**)	-.070(**)	-0.013	.999(**)	.999(**)	1.000(**)	.637(**)	.943(**)	-.138(**)	-.095(**)	-.200(**)
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0	0	0	0.754	0.053	0	0.016	0.009	0.613	0	0	0	0	0	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Chg Net 5d	Pearson Correlation	0.028	.083(**)	0.007	0.014	-0.031	0.035	-0.03	-0.008	1	.440(**)	0.02	.432(**)	.597(**)	.461(**)	0.001	0.014	-0.008	-.167(**)	-.080(**)	.649(**)	.785(**)	.491(**)
	Sig. (2-tailed)		0.288	0.002	0.803	0.595	0.245	0.193	0.263	0.754	0	0.441	0	0	0	0.982	0.591	0.751	0	0.003	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Chg Net 1d	Pearson Correlation	0.017	0.045	0	0.01	-0.015	0.023	-0.02	-0.051	.440(**)	1	0.014	.977(**)	.785(**)	.597(**)	0	-0.015	-.052(**)	-.069(**)	-.033	.831(**)	.610(**)	.235(**)
	Sig. (2-tailed)		0.51	0.09	0.987	0.711	0.577	0.391	0.451	0.053	0	0	0.609	0	0	0	0.445	0.581	0.05	0.01	0.212	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Fechamento	Pearson Correlation	.918(**)	-.187(**)	-.907(**)	.904(**)	.825(**)	.862(**)	-.389(**)	.998(**)	0.02	0.014	1	0.001	-0.018	0.026	.999(**)	.999(**)	.998(**)	.634(**)	.942(**)	-.117(**)	-.056(**)	-.185(**)
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0	0	0	0.441	0.609	0	0.441	0.609	0.982	0.495	0.334	0	0	0	0	0	0.036
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Osc(% tech.	Pearson Correlation	0.001	0.036	0.011	-0.003	-0.019	0.005	-0.004	-.064(**)	.432(**)	.977(**)	0.001	1	.798(**)	.602(**)	-0.033	-0.027	-.064(**)	-.067(**)	-.041	.330(**)	.610(**)	.233(**)
	Sig. (2-tailed)		0.958	0.177	0.68	0.899	0.482	0.861	0.882	0.016	0	0	0.982	0	0	0.22	0.305	0.017	0.012	0.126	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Osc(% acum.	Pearson Correlation	-0.012	0.025	0.041	-0.036	-0.026	-0.012	0.002	-0.070(**)	.597(**)	.785(**)	-0.018	.798(**)	1	.743(**)	-0.047	-0.037	-.070(**)	-.163(**)	-.087(**)	.464(**)	.734(**)	.354(**)
	Sig. (2-tailed)		0.655	0.351	0.119	0.172	0.336	0.655	0.936	0.009	0	0	0.495	0	0	0.078	0.167	0.009	0	0.001	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Maximas	Pearson Correlation	0.02	0.024	-0.005	0.015	0.008	0.021	-0.003	-0.013	.461(**)	.597(**)	0.026	.602(**)	.743(**)	1	0.003	0.012	-0.014	-.076(**)	-0.027	.840(**)	.543(**)	.252(**)
	Sig. (2-tailed)		0.449	0.359	0.845	0.571	0.777	0.437	0.914	0.613	0	0	0.334	0	0	0.914	0.664	0.608	0.004	0.305	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Máxima	Pearson Correlation	.918(**)	-.192(**)	-.908(**)	.903(**)	.826(**)	.860(**)	-.388(**)	.999(**)	0.001	-0.02	.999(**)	-0.033	-0.047	0.003	1	.999(**)	.999(**)	.642(**)	.945(**)	-.135(**)	-.080(**)	-.201(**)
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0	0	0	0.982	0.445	0	0.22	0.078	0.914	0	0	0	0	0	0	0.003	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Minima	Pearson Correlation	.917(**)	-.184(**)	-.905(**)	.902(**)	.822(**)	.861(**)	-.387(**)	.999(**)	0.014	-0.015	.999(**)	-0.027	-0.037	0.012	.999(**)	1	.999(**)	.626(**)	.940(**)	-.117(**)	-.067(**)	-.182(**)
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0	0	0	0.591	0.581	0	0.305	0.167	0.664	0	0	0	0	0	0	0.011	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Abertura	Pearson Correlation	.916(**)	-.190(**)	-.906(**)	.902(**)	.825(**)	.859(**)	-.387(**)	1.000(**)	-0.008	-.052(**)	.998(**)	-.064(**)	-.070(**)	-0.014	.999(**)	.999(**)	1	.637(**)	.943(**)	-.139(**)	-.096(**)	-.200(**)
	Sig. (2-tailed)		0	0	0	0	0	0	0	0.751	0.05	0	0.017	0.009	0.608	0	0	0	0	0	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Px Volume	Pearson Correlation	.425(**)	-.289(**)	-.571(**)	.570(**)	.632(**)	.364(**)	.075(**)	.637(**)	-.167(**)	-.069(**)	.634(**)	-.067(**)	-.163(**)	-.076(**)	.642(**)	.626(**)	.637(**)	1</				



		Correlations																													
		Q Negs	Q Tits	Volumes	Fechamento	Abertura	Mínimo	Máximo	Medio	Índex Adv Vol	Índex Desc Vol	Px To Cash Flow	Ébita	Px Volume	Nov Avg 2006	Roi 14d	Roi 3d	Roi 30d	Roi 90d	Osc(%) tech.	Osc(%)Jave m.	M.P.T	M.M 3 dias	M.M 8 dias	M.M20 dias	Índice de força	Bull Mkt	Bear Mkt	V55		
Q Negs	Peason Correlation	1	.714***	.443**	.661***	.661***	.656***	.673***	.666***	.569***	.499**	.561**	-.249***	.806***	.683**	-.038	-.003	-.051**	-.025	.068**	.062**	0.039	.665**	.658**	.648**	.092**	.179**	0.002		(-)	
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Q Tits	Peason Correlation	.714***	1	.440***	.657***	.648***	.648***	.659***	.656***	.414**	.265**	.261**	-.078**	.523**	.331**	.178**	.130**	.167**	.167**	.094**	.108**	0.045	.655**	.644**	.638**	.119**	.325**	.188**		(-)	
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
VolumeS	Peason Correlation	.443***	.440***	1	.339***	.330***	.332***	.345***	.337***	.255***	.060**	-.025	.306***	.288**	.114**	.203***	.137**	.238**	.178**	.093**	.113**	.051**	.335**	.329**	.316**	.118**	.233**	.061**		(-)	
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Fechamento	Peason Correlation	.661***	.648***	.330**	.991***	1	.998***	.999***	.999***	.313**	.369**	.670**	-.152**	.502**	.810**	0.012	-.045	0.033	-.009	-.058**	-.018	0.998**	.997**	.985**	-.021	.196**	.078**		(-)		
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Abertura	Peason Correlation	.661***	.648***	.330**	.991***	1	.998***	.999***	.999***	.313**	.369**	.670**	-.152**	.502**	.810**	0.012	-.045	0.033	-.009	-.058**	-.018	0.998**	.997**	.985**	-.021	.196**	.078**		(-)		
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Mínimo	Peason Correlation	.656***	.648***	.325**	.999***	.998***	1	.998***	.999***	.330**	.343**	.671**	-.155**	.501**	.805**	0.038	-.01	.051**	0.019	-.029	-.017	0.997**	.995**	.981**	-.02	.211**	.107**		(-)		
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Máximo	Peason Correlation	.673***	.659***	.345**	.999***	.999***	.998***	1	.999***	.335**	.354**	.668**	-.147**	.511**	.812**	0.018	-.026	0.035	-.001	-.021	0.01	0.999**	.997**	.985**	-.025	.204**	.077**		(-)		
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Medio	Peason Correlation	.666***	.656***	.337**	.999***	.999***	.999***	.999***	1	.336**	.345**	.669**	-.151**	.507**	.808**	0.031	-.013	0.046	0.013	-.012	0.02	0.999**	.996**	.983**	-.025	.213**	.094**		(-)		
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Índex Adv Vol	Peason Correlation	.569***	.414**	.255**	.350**	.313**	.330**	.335**	.336**	1	-.122**	.384**	-.212**	.788**	.395**	.123**	.271**	0.018	.166**	.393**	.338**	.237**	.338**	.312**	.297**	.406**	.214**	.138**		(-)	
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Índex Desc Vol	Peason Correlation	.499***	.265**	.060**	.330**	.369**	.343**	.345**	-.122**	1	.426**	-.282**	.533**	.473**	-.430**	-.333**	-.431**	-.386**	-.286**	-.141**	-.286**	.361**	.368**	-.402**	-.106**	-.186**		(-)			
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Px To Cash Flow	Peason Correlation	.561***	.261**	-.025	.669**	.670**	.671**	.668**	.669**	.385**	.429**	1	-.767**	.602**	.788**	-.167**	-.097**	-.208**	-.150**	-.007	-.01	0.012	.669**	.672**	.679**	0.015	-.009	.054**		(-)	
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Ébita	Peason Correlation	-.249***	-.078**	.306**	-.150**	-.152**	-.155**	-.147**	-.151**	-.212**	-.282**	1	-.399**	-.348**	.197**	.106**	.238**	.173**	0.013	0.03	0.007	-.152**	-.161**	-.197**	0.005	.126**	.083**		(-)		
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Px Volume	Peason Correlation	.806***	.523**	.358**	.508**	.502**	.501**	.511**	.507**	.788**	.533**	.602**	-.359**	1	.643**	-.096**	-.036	-.172**	-.072**	.052**	0.035	0.035	.306**	.489**	.681**	.118**	.001		(-)		
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Nov Avg 2006	Peason Correlation	.683***	.331**	.114**	.808***	.810***	.805***	.812***	.808***	.479**	.788**	-.348**	.643**	1	-.326**	-.175**	-.425**	-.278**	-.042	-.055**	-.027	.808**	.813**	.832**	-.052	-.096**	-.202**		(-)		
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Roi 14d	Peason Correlation	-.058	.178**	.203**	0.039	0.012	0.038	0.018	0.031	.123**	-.302**	-.167**	.197**	-.090**	-.326**	1	.746**	.931**	.976**	.298**	.406**	.293**	0.032	-.017	-.113**	.286**	.864**	.878**		(-)	
	Fig. (2-tailed)																														
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Roi 3d	Peason Correlation	-.003																													

		Correlations														
		Px Close 1d	Chg Net 5d	Chg Net 1d	Px Last	Osc(%) fech.	Osc(%)Jacu m.	Maximas	Px High	Px Low	Px Open	Px Volume	Mov Avg 200d	Rsi 14d	Rsi 3d	Rsi 30d
Px Close 1d	Pearson Correlation	1	-0,003	-,040(*)	,998(**)	-0,027	0,032	0,015	,999(**)	,999(**)	,999(**)	-,276(**)	,878(**)	0,034	-,014	,071(**)
	Sig. (2-tailed)		0,889	0,042	0	0,313	0,224	0,583	0	0	0	0	0	0,085	0,478	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Chg Net 5d	Pearson Correlation	-0,003	1	,435(**)	0,022	,400(**)	,557(**)	,441(**)	0,014	0,018	0,006	-,120(**)	-,119(**)	,683(**)	-,799(**)	,522(**)
	Sig. (2-tailed)	0,889		0	0,262	0	0	0	0,483	0,358	0,755	0	0	0	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Chg Net 1d	Pearson Correlation	-,040(*)	,435(**)	1	0,017	,953(**)	,758(**)	,580(**)	-0,002	0	-0,022	,050(*)	-,047(*)	,345(**)	,617(**)	,244(**)
	Sig. (2-tailed)	0,042	0		0,384	0	0	0	0,917	0,987	0,26	0,011	0,017	0	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Px Last	Pearson Correlation	,998(**)	0,022	0,017	1	0,047	,089(**)	,058(*)	1,000(**)	1,000(**)	,999(**)	-,273(**)	,876(**)	,053(**)	0,021	,085(**)
	Sig. (2-tailed)	0	0,262	0,384		0,079	0,001	0,028	0	0	0	0	0	0,006	0,281	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Osc(%) fech.	Pearson Correlation	-0,027	,400(**)	,953(**)	0,047	1	,770(**)	,594(**)	0,024	0,024	-0,003	,078(**)	-0,033	,338(**)	,607(**)	,238(**)
	Sig. (2-tailed)	0,313	0	0	0,079		0	0	0,374	0,37	0,906	0,003	0,209	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Osc(%)Jacu m.	Pearson Correlation	0,032	,557(**)	,758(**)	,089(**)	,770(**)	1	,730(**)	,072(**)	,072(**)	0,051	,145(**)	-0,048	,488(**)	,738(**)	,369(**)
	Sig. (2-tailed)	0,224	0	0	0,001	0		0	0,007	0,006	0,056	0	0,068	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Maximas	Pearson Correlation	0,015	,441(**)	,580(**)	,058(*)	,594(**)	,730(**)	1	0,044	0,044	0,028	,111(**)	-0,023	,347(**)	,553(**)	,248(**)
	Sig. (2-tailed)	0,583	0	0	0,028	0	0		0,094	0,096	0,286	0	0,391	0	0	0
	N	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Px High	Pearson Correlation	,999(**)	0,014	-0,002	1,000(**)	0,024	,072(**)	0,044	1	1,000(**)	1,000(**)	-,275(**)	,877(**)	,046(*)	0,01	,079(**)
	Sig. (2-tailed)	0	0,483	0,917	0	0,374	0,007	0,094		0	0	0	0	0,019	0,625	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Px Low	Pearson Correlation	,999(**)	0,018	0	1,000(**)	0,024	,072(**)	0,044	1,000(**)	1	,999(**)	-,272(**)	,874(**)	,052(**)	0,014	,086(**)
	Sig. (2-tailed)	0	0,358	0,987	0	0,37	0,006	0,096	0		0	0	0	0,007	0,486	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Px Open	Pearson Correlation	,999(**)	0,006	-0,022	,999(**)	-0,003	0,051	0,028	1,000(**)	,999(**)	1	-,275(**)	,876(**)	,042(*)	-0,001	,077(**)
	Sig. (2-tailed)	0	0,755	0,26	0	0,906	0,056	0,286	0	0		0	0	0,032	0,947	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Px Volume	Pearson Correlation	-,276(**)	,120(**)	,050(*)	-,273(**)	,078(**)	,145(**)	,111(**)	-,275(**)	-,272(**)	-,275(**)	1	-,451(**)	,312(**)	,185(**)	,388(**)
	Sig. (2-tailed)	0	0	0,011	0	0,003	0	0	0	0	0		0	0	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Mov Avg 200d	Pearson Correlation	,878(**)	-,119(**)	-,047(*)	,876(**)	-0,033	-0,048	-0,023	,877(**)	,874(**)	,876(**)	-,451(**)	1	-,251(**)	-,130(**)	-,310(**)
	Sig. (2-tailed)	0	0	0,017	0	0,209	0,068	0,391	0	0	0	0		0	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Rsi 14d	Pearson Correlation	0,034	,683(**)	,345(**)	,053(**)	,338(**)	,488(**)	,347(**)	,046(*)	,052(**)	,042(*)	,312(**)	-,251(**)	1	,727(**)	,934(**)
	Sig. (2-tailed)	0,085	0	0	0,006	0	0	0	0,019	0,007	0,032	0	0		0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Rsi 3d	Pearson Correlation	-,014	,799(**)	,617(**)	0,021	,607(**)	,738(**)	,553(**)	0,01	0,014	-0,001	,185(**)	-,130(**)	,727(**)	1	,548(**)
	Sig. (2-tailed)	0,478	0	0	0,281	0	0	0	0,625	0,486	0,947	0	0		0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Rsi 30d	Pearson Correlation	,071(**)	,522(**)	,244(**)	,085(**)	,238(**)	,369(**)	,248(**)	,079(**)	,086(**)	,077(**)	,388(**)	-,310(**)	,934(**)	,548(**)	1
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614
Rsi 9d	Pearson Correlation	0,015	,766(**)	,416(**)	,039(*)	,407(**)	,563(**)	,410(**)	0,031	0,037	0,025	,273(**)	-,214(**)	,974(**)	,838(**)	,842(**)
	Sig. (2-tailed)	0,429	0	0	0,046	0	0	0	0,116	0,062	0,206	0	0	0	0	0
	N	2614	2614	2614	2614	1420	1420	1420	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614

\* Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

\*\* Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

## Anexo 7 – Correlação Nikkei

		Correlations																			
		Fechamento	Osc(% fech.	Osc(%Jacu m.	Maximas	Indx Px Book	Earn Yld	Pe Ratio	Px Close 1d	Chg Net 5d	Chg Net 1d	Px High	Px Low	Px Open	Px Volume	Mov Avg 200d	Rsi 14d	Rsi 3d	Rsi 30d	Rsi 9d	
Fechamento	Pearson Correlation	1	-0,001	-0,011	0,02	,832(**)	-,758(**)	,568(**)	,998(**)	0,012	0,01	,999(**)	,999(**)	,998(**)	,550(**)	,939(**)	-,157(**)	-,067(*)	-,239(**)	-,126(**)	
	Sig. (2-tailed)		0,956	0,668	0,441	0	0	0	0	0,642	0,696	0	0	0	0	0	0	0,011	0	0	
	N	1420	1419	1419	1419	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420	1420
Osc(% fech.	Pearson Correlation	-0,001	1	,819(**)	,610(**)	0,034	-0,009	0,013	-,060(*)	,423(**)	,971(**)	-0,032	-0,028	-,060(*)	-0,043	-0,044	,325(**)	,606(**)	,230(**)	,393(**)	
	Sig. (2-tailed)	0,956		0	0	0,195	0,721	0,634	0,024	0	0	0,235	0,292	0,024	0,106	0,094	0	0	0	0	
	N	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	
Osc(%Jacu m.	Pearson Correlation	-0,011	,819(**)	1	,769(**)	0,05	0,005	0,001	-,059(*)	,579(**)	,800(**)	-0,038	-0,03	-,060(*)	-,106(**)	-,077(**)	,452(**)	,749(**)	,333(**)	,532(**)	
	Sig. (2-tailed)	0,668	0		0	0,06	0,857	0,96	0,026	0	0	0,155	0,263	0,025	0	0,004	0	0	0	0	
	N	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	
Maximas	Pearson Correlation	0,02	,610(**)	,769(**)	1	0,051	-0,026	0,027	-0,015	,460(**)	,600(**)	0	0,008	-0,016	-0,051	-0,031	,341(**)	,553(**)	,251(**)	,403(**)	
	Sig. (2-tailed)	0,441	0	0		0,054	0,321	0,313	0,565	0	0	0,988	0,777	0,556	0,25	0	0	0	0	0	
	N	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	1419	
Indx Px Book	Pearson Correlation	,832(**)	0,034	0,05	0,051	1	-,469(**)	,301(**)	,546(**)	,077(**)	0,038	,552(**)	,542(**)	,546(**)	-,360(**)	,384(**)	,104(**)	,058(**)	,130(**)	,090(**)	
	Sig. (2-tailed)	0	0,195	0,06	0,054		0	0	0	0	0,053	0	0	0	0	0	0	0,003	0	0	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Earn Yld	Pearson Correlation	-,758(**)	-0,009	0,005	-0,026	-,469(**)	1	-,927(**)	-,171(**)	0,002	-0,005	-,178(**)	-,163(**)	-,171(**)	-,218(**)	-,252(**)	,080(**)	0,035	,152(**)	,060(**)	
	Sig. (2-tailed)	0	0,721	0,857	0,321	0		0	0	0,934	0,812	0	0	0	0	0	0	0,071	0	0,002	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Pe Ratio	Pearson Correlation	,568(**)	0,013	0,001	0,027	,301(**)	-,927(**)	1	,153(**)	-0,005	0,001	,158(**)	,147(**)	,153(**)	,311(**)	,252(**)	-,100(**)	-,045(*)	-,176(**)	-,076(**)	
	Sig. (2-tailed)	0	0,634	0,96	0,313	0	0		0	0,792	0,969	0	0	0	0	0	0	0,02	0	0	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Px Close 1d	Pearson Correlation	,998(**)	-,060(*)	-,059(*)	-0,015	,546(**)	-,171(**)	,153(**)	1	0,01	-,043(*)	,999(**)	,999(**)	1,000(**)	,267(**)	,915(**)	-,063(**)	-,044(*)	-,087(**)	-,051(**)	
	Sig. (2-tailed)	0	0,024	0,026	0,565	0	0	0		0	0,826	0,029	0	0	0	0	0,001	0,024	0	0,005	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Chg Net 5d	Pearson Correlation	0,012	,423(**)	,579(**)	,460(**)	,077(**)	0,002	-0,005	0,01	1	,432(**)	0,018	0,03	0,009	-,142(**)	-,083(**)	,642(**)	,780(**)	,491(**)	,724(**)	
	Sig. (2-tailed)	0,642	0	0	0	0	0,934	0,792	0,626	0	0,362	0,122	0,645	0	0	0	0	0	0	0	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Chg Net 1d	Pearson Correlation	0,01	,971(**)	,800(**)	,600(**)	0,038	-0,005	0,001	-,043(*)	,432(**)	1	-0,013	-0,011	-,044(*)	-0,031	-0,035	,326(**)	,600(**)	,233(**)	,393(**)	
	Sig. (2-tailed)	0,696	0	0	0	0,053	0,812	0,969	0,029	0		0,5	0,591	0,023	0,114	0,072	0	0	0	0	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Px High	Pearson Correlation	,999(**)	-0,032	-0,038	0	,552(**)	-,178(**)	,158(**)	,999(**)	0,018	-0,013	1	,999(**)	,999(**)	,272(**)	,918(**)	-,060(**)	-0,03	-,088(**)	-,050(*)	
	Sig. (2-tailed)	0	0,235	0,155	0,988	0	0	0	0	0,362	0,5	0	0	0	0	0	0,002	0,12	0	0,011	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Px Low	Pearson Correlation	,999(**)	-0,028	-0,03	0,008	-,542(**)	-,163(**)	,147(**)	,999(**)	0,03	-0,011	,999(**)	1	,999(**)	,259(**)	,910(**)	-,043(*)	-0,018	-,068(**)	-0,034	
	Sig. (2-tailed)	0	0,292	0,263	0,777	0	0	0	0	0,122	0,591	0	0	0	0	0,029	0,349	0	0,087		
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Px Open	Pearson Correlation	,998(**)	-,060(*)	-,060(*)	-0,016	,546(**)	-,171(**)	,153(**)	1,000(**)	0,009	-,044(*)	,999(**)	,999(**)	1	,267(**)	,915(**)	-,063(**)	-,045(*)	-,087(**)	-,056(**)	
	Sig. (2-tailed)	0	0,024	0,025	0,556	0	0	0	0	0,645	0,023	0	0	0	0	0	0,001	0,022	0	0,005	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Px Volume	Pearson Correlation	,550(**)	-0,043	-,106(**)	-0,051	-,360(**)	-,218(**)	,311(**)	,267(**)	-,142(**)	-0,031	,272(**)	,259(**)	,267(**)	1	,511(**)	-,351(**)	-,169(**)	-,470(**)	-,294(**)	
	Sig. (2-tailed)	0	0,106	0	0,053	0	0	0	0	0	0,114	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Mov Avg 200d	Pearson Correlation	,939(**)	-0,044	-,077(**)	-0,031	,884(**)	-,252(**)	,252(**)	,915(**)	-,083(**)	-0,035	,918(**)	,910(**)	,915(**)	,511(**)	1	-,280(**)	-,131(**)	-,380(**)	-,231(**)	
	Sig. (2-tailed)	0	0,094	0,004	0,25	0	0	0	0	0	0,072	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Rsi 14d	Pearson Correlation	-,157(**)	,325(**)	,452(**)	,341(**)	,104(**)	,080(**)	-,100(**)	-,063(**)	,642(**)	,326(**)	-,060(**)	-,043(*)	-,063(**)	-,351(**)	-,280(**)	1	,748(**)	,934(**)	,976(**)	
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0	0	0	0,001	0	0	0,002	0,029	0,001	0	0	0	0	0	0	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Rsi 3d	Pearson Correlation	-,067(*)	,606(**)	,749(**)	,553(**)	,058(**)	0,035	-,045(*)	-,044(*)	,780(**)	,600(**)	-0,03	-0,018	-,045(*)	-,169(**)	-,131(**)	,748(**)	1	,572(**)	,851(**)	
	Sig. (2-tailed)	0,011	0	0	0	0,003	0,071	0,02	0,024	0	0	0,12	0,349	0,022	0	0	0	0	0	0	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Rsi 30d	Pearson Correlation	-,239(**)	,230(**)	,333(**)	,251(**)	-,130(**)	,152(**)	-,176(**)	-,087(**)	,491(**)	,233(**)	-,088(**)	-,068(**)	-,087(**)	-,470(**)	-,380(**)	,934(**)	,572(**)	1	,848(**)	
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	
Rsi 9d	Pearson Correlation	-,126(**)	,393(**)	,532(**)	,403(**)	,090(**)	0,060(**)	-,076(**)	-,055(**)	,724(**)	,393(**)	-,050(*)	-0,034	-,056(**)	-,294(**)	-,231(**)	,976(**)	,851(**)	,848(**)	1	
	Sig. (2-tailed)	0	0	0	0	0	0,002	0	0,005	0	0	0,011	0,087	0,005	0	0	0	0	0	0	
	N	1420	1419	1419	1419	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	2614	

\*\* Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

\* Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

Anexo 8 – Correlação SPX