

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS
ESCOLA DE ECONOMIA DE SÃO PAULO

DANIEL GUEDINE SERAFINI

**SISTEMAS TÉCNICOS DE TRADING NO MERCADO DE AÇÕES BRASILEIRO:
TESTANDO A HIPÓTESE DE EFICIÊNCIA DE MERCADO EM SUA FORMA
FRACA E AVALIANDO SE A ANÁLISE TÉCNICA AGREGA VALOR**

SÃO PAULO
2010

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

DANIEL GUEDINE SERAFINI

**SISTEMAS TÉCNICOS DE TRADING NO MERCADO DE AÇÕES BRASILEIRO:
TESTANDO A HIPÓTESE DE EFICIÊNCIA DE MERCADO EM SUA FORMA
FRACA E AVALIANDO SE A ANÁLISE TÉCNICA AGREGA VALOR**

Dissertação apresentada à Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para obtenção do título de Mestre em Finanças e Economia Empresarial.

Campo de conhecimento:

Finanças Quantitativas, Mercado Financeiro e Economia

Orientador:

Prof. Dr. Pedro Luiz Valls Pereira

SÃO PAULO
2010

Serafini, Daniel Guedine.

Sistemas técnicos de trading no mercado de ações brasileiro: testando a hipótese de eficiência de mercado em sua forma fraca e avaliando se análise técnica agrega valor / Daniel Guedine Serafini. - 2010. 63 f.

Orientador: Pedro Luiz Valls Pereira.

Dissertação (mestrado) - Escola de Economia de São Paulo.

1. Bolsa de valores – Brasil. 2. Mercado de ações -- Previsão. 3. Investimentos – Processo decisório. 4. Investimentos – Análise – Métodos gráficos. I. Valls, P. (Pedro). II. Dissertação (mestrado) - Escola de Economia de São Paulo. III. Título.

CDU 336.767(81)

DANIEL GUEDINE SERAFINI

**SISTEMAS TÉCNICOS DE TRADING NO MERCADO DE AÇÕES BRASILEIRO:
TESTANDO A HIPÓTESE DE EFICIÊNCIA DE MERCADO EM SUA FORMA
FRACA E AVALIANDO SE A ANÁLISE TÉCNICA AGREGA VALOR**

Dissertação apresentada à Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para obtenção do título de Mestre em Finanças e Economia Empresarial.

Campo de conhecimento:

Finanças Quantitativas, Mercado Financeiro e Economia

Data de aprovação:

__/__/____

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Pedro L. Valls Pereira
(Orientador)
FGV – EAESP

Prof. Dr. Emerson Fernandes Marçal

Prof. Dr. Gerson

Aos meus pais que sempre me apoiaram e me incentivaram, possibilitando que eu chegasse até aqui e, especialmente, ao meu irmão Danilo, que me serviu de exemplo, me apoiou e colaborou durante todo esse caminho.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao professor Dr. Pedro Luiz Valls Pereira que me orientou neste trabalho, pelos ensinamentos, pela paciência em corrigir os erros, pelo estímulo e, principalmente, por acreditar nessa idéia, cujo tema é tão controverso.

Agradeço ao meu irmão Danilo Guedine Serafini que contribuiu neste trabalho e em quem me espelhei durante essa trajetória.

Agradeço aos meus pais que sempre me incentivaram e cujo apoio foi fundamental nessa conquista.

Agradeço a professora Maria Carolina Leme pelos ensinamentos e por acreditar no meu potencial.

Agradeço aos demais professores que com sua dedicação, talento, experiência e sabedoria tanto contribuíram para o meu engrandecimento intelectual.

Agradeço aos excepcionais colegas de classe não apenas pela troca de experiências e conhecimentos que engrandeceram ainda mais essa conquista, mas também pela amizade e apoio durante toda essa trajetória.

RESUMO

Diante do inédito momento vivido pela economia brasileira e, especialmente, pela bolsa de valores nacional, principalmente após a obtenção do grau de investimento pelo Brasil, este trabalho aborda um tema que ganhou um enorme espaço na mídia atual que é a análise técnica. A partir de uma amostra de 37 ações listadas na Bolsa de Valores de São Paulo no período compreendido entre janeiro de 1999 e agosto de 2009, este trabalho examina se a análise técnica agrega valor às decisões de investimentos. Através da elaboração de intervalos de confiança, construídos através da técnica de *Bootstrap* de inferência amostral, e consistentes com a hipótese nula de eficiência de mercado na sua forma fraca, foram testados 4 sistemas técnicos de *trading*. Mais especificamente, obteve-se os resultados de cada sistema aplicado às séries originais dos ativos. Então, comparou-se esses resultados com a média dos resultados obtidos quando os mesmos sistemas foram aplicados a 1000 séries simuladas, segundo um *random walk*, de cada ativo. Caso os mercados sejam eficientes em sua forma fraca, não haveria nenhuma razão para se encontrar estratégias com retornos positivos, baseando-se apenas nos valores históricos dos ativos. Ou seja, não haveria razão para os resultados das séries originais serem maiores que os das séries simuladas. Os resultados empíricos encontrados sugeriram que os sistemas testados não foram capazes de antecipar o futuro utilizando-se apenas de dados passados. Porém, alguns deles geraram retornos expressivos e só foram superados pelas séries simuladas em aproximadamente 25% da amostra, indicando que a análise técnica tem sim seu valor.

Palavras-chave: análise técnica, análise gráfica, sistemas técnicos de *trading*, padrões gráficos, indicadores técnicos, mercado de ações, osciladores, indicadores de momento, médias móveis, *bootstrap*, *random walk*, *stop loss*, *break even*, *profit target*, *candle*, *trigger*.

ABSTRACT

Faced with unprecedented time lived by Brazilian's economy and, especially, the national stock exchange, mainly after obtaining the investment grade for Brazil, this paper addresses a theme that has deserved a huge space in the mainstream media that is technical analysis. From a sample of 37 stocks listed on the Stock Exchange of Sao Paulo in the period between January 1999 and August 2009, this paper examines if the technical analysis may or may not add value to investment decisions. Through the development of confidence intervals, constructed using the technique of Bootstrap sample inference, and consistent with the null hypothesis of market efficiency in its weak form, we tested 4 technical systems of trading. More specifically, we obtained the results of each system applied to the original series of the assets. Then we compared these results with the average of the results obtained when the same systems were applied to 1000 simulated series, according to a random walk, of each asset. If markets are efficient in its weak form, there would be no reason to find strategies with positive returns based only on historical values of assets. That is, there would be no reason for the results of the original series to be larger than those of the simulated series. The empirical results found here suggested that the systems tested were unable to anticipate the future using only past data. However, some of them have generated significant returns and were surpassed only by the series simulated in approximately 25% of the sample, indicating that technical analysis does have value.

Keywords: technical analysis, charting, technical systems of trading, chart patterns, technical indicators, stock market, oscillators, indicators of time, moving average, bootstrap, random walk, stop loss, break even, profit target, candle, trigger.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	10
1.1 Eficiência de mercado	15
1.2 <i>Data Snooping</i>	17
2. REVISÃO DA LITERATURA.....	17
3. BASE DE DADOS.....	22
4. MODELO E METODOLOGIA.....	23
4.1. <i>Bootstrap</i>	24
4.2. Sistemas Técnicos	28
4.3. Considerações sobre a avaliação estatística dos resultados.....	38
5. RESULTADOS EMPÍRICOS	40
5.1. Estatísticas sobre a consistência dos sistemas	41
5.2. Principais estatísticas sobre os retornos, a duração das operações e a eficiência dos sistemas	45
5.3. Outras estatísticas dos sistemas	47
5.4. Significância estatística dos resultados.....	50
6. CONCLUSÕES, LIMITAÇÕES E SUGESTÕES	53

1. INTRODUÇÃO

Investir na bolsa de valores era uma prática utilizada por poucos aventureiros ou alguns profissionais da área financeira há menos de uma década atrás. A partir de meados do ano 2000, mas certamente a partir de 2008, com o *investment grade*¹ ou grau de investimento, ou seja, a elevação da nota contra risco de *default* do país – quanto maior a nota, menor o risco de não cumprimento da dívida – milhares de pessoas, familiarizadas ou não, passaram a investir na bolsa. Esse movimento pode ser explicado pela esperança dos investidores em obter retornos muito acima daqueles prometidos por outros tipos de aplicações até então mais convencionais e de menor risco, como a poupança, títulos do governo ou mesmo fundos atrelados a taxa SELIC ou CDI ou mesmo os CDBs de bancos de primeira linha.

Maximizar lucros e reduzir a probabilidade de perdas é o objetivo de qualquer investidor racional. Ao decidir investir em bolsa, o investidor pode optar entre duas escolas: a fundamentalista ou a técnica. Simplificadamente, a primeira estuda fatores macro e micro econômicos que afetam a demanda e, conseqüentemente, o preço dos ativos. Já a escola técnica, também conhecida como escola grafista, baseia-se no estudo do comportamento histórico dos preços e volumes dos ativos negociados. Assim sendo, sua premissa básica é que o passado influencia o futuro, ou seja, existe um fator psicológico que predomina entre os participantes do mercado que faz com que certos padrões passados se repitam. Conforme Cavalcante e Misumi (1998) o comportamento do mercado e a avaliação da participação de massas de investidores são traduzidos nos gráficos de forma a induzir a formação dos preços.

Com a popularização da bolsa de valores, a análise técnica vem ganhando cada vez mais espaço tanto na mídia como no meio acadêmico e também profissional. Inicialmente, muito criticada por acadêmicos e profissionais do meio financeiro, principalmente após a publicação de Fama e Blume (1966) que concluíram que nenhuma estratégia baseada em análise técnica supera o *buy and hold* ou comprar e segurar, hoje em dia vem despertando o interesse de milhares de investidores. Sejam corretoras, instituições acadêmicas ou mesmo profissionais autônomos, cada vez mais

¹ Conforme definido por Castro no trabalho “Visualizando Projetos Regionais de Integração: Rumo ao *investment grade*: “condição de baixo risco de crédito que denota adequadas garantias e reduzida vulnerabilidade a fatores de perturbação externos a uma emissão ou a um conjunto de obrigações de emissor”.

estão sendo oferecidos cursos que prometem ensinar leigos a utilizarem a análise técnica para obterem retornos acima da média do IBOVESPA na bolsa de valores.

A análise técnica será o objeto de estudo deste trabalho.

A escola técnica pode ser subdividida em dois seguimentos: análise gráfica e sistemas técnicos de negociação. A primeira consiste meramente em observar padrões da série histórica de um determinado ativo. Simplificando, pode-se dizer que os grafistas preocupam-se em observar padrões ou figuras nos gráficos de um ativo e tomam decisões de compra e venda tendo como premissa que esses padrões passados irão se repetir no futuro. Por exemplo, os praticantes do mercado que “operam figuras”, dentre elas podemos citar ilha de reversão, topo duplo ou “M”, fundo duplo ou “W”, ombro cabeça ombro ou OCO, ombro cabeça ombro invertido ou OCOI, triângulos, bandeiras e flâmulas, dentre outras, utilizam-se da escola técnica grafista para operar. Em resumo, os grafistas compram e vendem tendo como base o rompimento ou acumulação de preços dentro de linhas traçadas levando-se em conta os preços de abertura, fechamento, máximo e mínimo dos ativos.

Os sistemas técnicos de negociação, também conhecidos como *technical trading systems*, são mais complexos, pois não se limitam a observar apenas padrões históricos ou figuras formadas por linhas traçadas nos gráficos, mas também outras informações sobre as séries históricas dos ativos como volumes de negócio, preços máximos e mínimos locais e globais, preços de abertura, fechamento e médias dentre outras estatísticas. Além disso, combinam essas informações de forma a gerar indicadores que podem ser de tendência, osciladores, de volume ou de volatilidade. Dentre os indicadores de tendência também conhecidos como rastreadores, os mais conhecidos são: médias móveis, médias móveis de convergência e divergência ou MACD e combinações entre eles. Como osciladores ou indicadores de momento, temos o índice de força relativa ou IFR, estocástico lento e rápido, dentre outros. No campo dos indicadores de volume o mais conhecido é o *on balance volume* ou OBV enquanto que banda de *bollinger* é o indicador de volatilidade mais utilizado. Existem inúmeros outros indicadores e combinações dos mesmos e uma ampla literatura a respeito, porém, limitaremos a citar os mais conhecidos e utilizados já que não é o interesse desse trabalho aprofundar nesse assunto.

Este trabalho foca nos sistemas técnicos de negociação os quais passaram a ser muito utilizados, principalmente com o aumento da liquidez no mercado e o aprimoramento da tecnologia computacional.

Até hoje, poucos trabalhos sobre esse tema foram desenvolvidos no Brasil. Dentre os mais recentes, Saffi (2003) coletando preços diários de fechamento no período entre 04/06/1992 e 08/01/2002 testou a validade da hipótese de eficiência dos mercados no mercado futuro do índice Bovespa ou IBOVESPA, através de estratégias de análise técnica. Através de testes de habilidade preditiva propostos por White (2000) e Hansen (2001) concluiu que nenhuma das 14.630 estratégias testadas foi capaz de gerar retornos estatisticamente significativos quando se levou em conta os efeitos de *data-snooping*. Já Minardi (2004) verificou se séries históricas de preços de ações no mercado brasileiro têm algum poder de prever retornos futuros o que não estaria conforme o previsto pela hipótese de eficiência do mercado. Em seu artigo foram coletados preços de fechamento mensais de 649 ações entre setembro de 1994 e agosto de 2000. Concluiu-se que as séries de preços passados contêm algum poder de previsão. No entanto, Sachetim (2006) ao investigar a capacidade da escola de análise técnica em proporcionar rendimentos superiores a estratégia de comprar e segurar ou *buy and hold*, através de indicadores de análise técnica otimizados, concluiu que o uso de nenhum dos indicadores estudados foi capaz de superar a estratégia “*buy and hold*”. Por outro lado, Boainain (2007), replicando o trabalho de Osler e Chang (1995), ao testar a lucratividade de estratégias de investimentos baseadas na identificação do padrão gráfico de Análise Técnica Ombro-Cabeça-Ombro ou OCO, mostrou que é possível criar estratégias condicionais à realização dos padrões OCO com retornos positivos. Analisando 47 ações no período de janeiro de 1994 a agosto de 2006, demonstrou que o OCO consegue capturar nas séries históricas de preços de ações sinais a respeito da movimentação futura de preços o que contraria a hipótese de eficiência do mercado. Chicaroli e Valls Pereira (2008) estudaram a existência de previsibilidade no mercado brasileiro de ações, analisando séries sintéticas dos ativos e encontraram forte evidência de previsibilidade nos modelos estudados. Baptista e Valls Pereira (2008) verificaram a robustez do conteúdo preditivo de regras de Análise Técnica, usando informações intradiárias do mercado futuro do IBOVESPA, e obtiveram resultado positivo e estatisticamente significativo. Enfim, Ferreira e Lucinda (2008) realizaram um trabalho parecido ao de Saffi (2003), mas aplicado ao mercado brasileiro de câmbio, e concluíram que esse mercado está de acordo com a hipótese de mercado eficiente.

Nos mercados mais desenvolvidos, uma gama muito ampla de trabalhos sobre o tema já foi publicada. Dentre eles, dada a proximidade dos objetivos com esse estudo, destacamos Sullivan e All (1997) que apresentaram meios de calcular um teste de

desempenho compreensivo dentre todas as regras de *trading*. Em seu artigo, os autores utilizaram a metodologia do *bootstrap* e o Teste de Realidade de White para avaliar técnicas simples de *trading* verificando o viés do *data-snooping* e ajustando totalmente seu efeito no contexto do universo completo em que as técnicas de *trading* foram criadas. Contudo, os autores não encontraram evidências que a melhor técnica de *trading* tem desempenho superior ao *buy and hold*, quando contabilizado os efeitos de *data-snooping*. Observando a falta de métodos suficientemente simples capazes de acessar os perigos potenciais de *data-snooping*, White (2000) procurou desenvolver um procedimento, o qual ficou denominado “Teste de Realidade”, simples e direto para testar a hipótese nula que o melhor modelo encontrado em uma busca de especificação não tem superioridade preditiva sobre um dado modelo *benchmark*, permitindo levar em conta os efeitos de *data-snooping*.

À luz desses trabalhos, observamos que o tema sobre a escola técnica é bastante amplo e possibilita uma série de estudos com regras, técnicas diferentes e em diversos mercados, mas com o objetivo comum de verificar a validade da hipótese de mercado eficiente sugerida pela literatura que será discutida a seguir.

O objetivo desse trabalho é verificar se as séries históricas dos ativos possuem algum poder preditivo o que invalidaria a hipótese de mercado eficiente. Nesse contexto, nossa hipótese nula é a de que a teoria de mercado eficiente sugerida pela literatura é válida.

A contribuição para a literatura trazida aqui é que, diferentemente dos demais trabalhos já realizados em que ambos os pontos de entrada e saída, ou seja, compra e venda de um ativo qualquer, se dá através de um indicador (por exemplo, o cruzamento de médias móveis) ou um padrão de comportamento como figuras, nesse trabalho, a partir do ponto de entrada ou *trigger* o ponto de saída, seja com ganho ou prejuízo, já é previamente determinado. Ou seja, trabalharemos sempre com preço alvo de ganho também conhecido como *profit target* (PT) ou preço limite de perda também conhecido como *stop loss* (SL). Dessa forma, ao entrar em uma operação a saída não dependerá de qualquer indicador ou padrão de reversão, mas unicamente da oscilação dos preços. Outra novidade é que os sistemas que estudaremos trabalham com a movimentação desses objetivos ou *trailing stop* (TS) conforme os preços se movimentam. Além disso, três dos quatro sistemas que testaremos não se limitam a um único indicador ou padrão gráfico, o que ocorre na maioria dos estudos já realizados. Ou seja, avaliaremos sistemas mais complexos, onde a compra e/ou venda se dá não apenas devido a um

padrão gráfico, mas também necessita ser confirmada por um ou mais indicadores e vice versa. Outro ponto a ressaltar é que todos os sistemas utilizam parâmetros únicos, independentemente do ativo, período de tempo ou mercado. Assim, não pretendemos otimizar parâmetros num período passado da série de um ativo e replicá-los num período a frente verificando a consistência dos retornos gerados em cada período, mas verificar se os sistemas que testaremos são capazes de identificar boas oportunidades de investimento, consistentemente, ao longo do tempo, utilizando os mesmos parâmetros em qualquer período e para qualquer ativo. Para isso, iremos comparar o retorno gerado pelos sistemas quando aplicados sobre as séries originais de cada ativo com a média do retorno gerado, com 95% de confiança, quando aplicados sobre as séries simuladas de cada ativo.

A base amostral para a realização dos testes consistirá nos preços de fechamento, abertura, máxima, mínima e volume, bem como em cada um dos parâmetros que compõe cada um dos indicadores que utilizaremos nos sistemas. Foram coletados dados diários de 36 ativos que estão dentre os mais líquidos listados na Bolsa de Valores de São Paulo, abrangendo o período de janeiro de 1999 a março de 2009, totalizando 2.641 dias úteis em cada série. Além desses 36 ativos, testou-se também o resultado dos sistemas na série do índice Bovespa ou IBOVESPA.

Um grande desafio nos estudos sobre modelos de análise técnica consiste em verificar se os resultados obtidos são consistentes ou meramente fruto do acaso. Esse é o chamado problema de *data snooping* o qual trataremos com mais detalhe na seqüência desse trabalho. A partir de 1992, com o trabalho de Brock, Lakonishock e LeBaron, o *bootstrap*, que como veremos mais a frente no capítulo sobre os modelos testados é uma técnica que permite controlar o efeito de *data snooping*, foi aplicado na análise técnica, permitindo a realização de testes estatísticos mais robustos.

Mas somente em 2000, com o trabalho de White sobre o teste de realidade, foi possível quantificar o impacto do *data snooping* nos testes de modelos sobre análise técnica, permitindo maior confiança sobre os resultados encontrados.

Para inferir se os retornos dos modelos testados neste trabalho são estatisticamente significantes, utilizaremos o *bootstrap*, tratando-se da técnica mais apropriada desenvolvida até o momento para controlar o efeito de *data snooping* e permitindo a realização de testes estatísticos mais robustos.

Os resultados encontrados sugerem que a análise técnica possui algum valor de predição, porém, dentro de um intervalo de 95% de confiança, não foi possível rejeitar a hipótese nula de que a HEM em sua forma fraca é válida.

Após essa introdução, será apresentado um comentário sobre alguns assuntos que são relevantes para o melhor entendimento desse trabalho, dentre eles a definição de eficiência de mercado em sua forma fraca, média e forte e o *data-snooping*. Em seguida, no capítulo 2 abordaremos com maior detalhe alguns trabalhos já realizados sobre análise técnica tanto no Brasil como também no exterior. No capítulo 3, será detalhada a base de dados utilizada para testar os sistemas. Então, no capítulo 4 detalharemos os quatro sistemas que serão estudados bem como a metodologia utilizada para verificar a sua robustez. O capítulo 5 será destinado aos resultados encontrados nos testes de cada um dos sistemas. Finalmente, no capítulo 6 concluiremos esse trabalho, faremos algumas críticas e daremos algumas sugestões para futuras pesquisas relacionadas ao tema aqui discutido.

1.1 Eficiência de mercado

A discussão sobre eficiência de mercado há algum tempo vem gerando controvérsias entre profissionais de finanças, economistas e acadêmicos. Simplificadamente, a Hipótese de Eficiência de Mercado (HEM) afirma que os preços refletem todas as informações relevantes disponíveis sobre um determinado ativo, adequadamente, em um determinado momento (Fama, 1969). Ou seja, conforme Minard (2004) o preço de mercado de um ativo é a melhor estimativa de seu valor intrínseco.

Observe que o preço de mercado é a melhor estimativa, logo, não necessita ser idêntico ao seu valor intrínseco. Para que um mercado seja eficiente basta que a diferença entre o preço de mercado e o valor intrínseco do ativo seja imprevisível. Tendo isso como verdade, nenhuma técnica, sistema ou estratégia de investimento seria capaz de encontrar ativos sub ou super estimados. Assim, deve ser impossível, examinando as características dos investimentos num dado momento, discriminar entre opções lucrativas e não lucrativas no futuro, lucrativas no sentido de se obter retornos maiores do que normalmente se esperaria, dado o risco.

Conforme Haugen (2001) existem três versões da HEM: forte, semiforte e fraca. A diferença está nas premissas sobre o tipo de informação disponível ao investidor. A

forma forte da HEM é o caso extremo, já que afirma que os preços dos ativos refletem todas as informações sejam passadas, públicas e privadas ou confidenciais sobre ele.

Já a forma semiforte da HEM considera que o valor de mercado de um ativo incorpora todas as informações públicas disponíveis que são relevantes ao mesmo. Podemos citar nessa categoria as informações extraídas das demonstrações financeiras sobre o ativo e seus concorrentes ou pares. São as chamadas informações fundamentalistas. Assim, se a HEM em sua forma semiforte é válida, logo nenhum tipo de análise baseada em informações públicas permitirá identificar ativos sub ou super avaliados, já que diversos analistas já incorporam essas informações em seus modelos e o preço do ativo já se estabilizou no mercado.

Finalmente, em sua forma fraca, a HEM afirma que os preços das ações incorporam todas as informações possíveis observando o passado. Nesse contexto, caso o passado pudesse explicar o futuro, os agentes do mercado logo aprenderiam a utilizar esses sinais que logo perderiam o valor, pois todos fariam o mesmo e os preços se ajustariam de forma a incorporá-los. Conseqüentemente, a HEM em sua forma fraca sugere que os preços dos ativos possuem um comportamento aleatório ou *random walk* e a correlação entre preços passados, correntes e futuros é nula.

É a forma fraca da HEM que nos interessa nesse trabalho, já que possui importantes implicações para a análise técnica. Conforme descrevemos anteriormente, o analista técnico procura, através de padrões históricos, identificar oportunidades de compra ou venda. Independentemente da razão fundamentalista que possa influenciar os preços dos ativos, os grafistas acreditam que se a velocidade com que os preços se ajustem as informações for razoavelmente baixa, eles serão capazes de identificar as tendências dos ajustes e saberão explorá-las de forma a obterem retornos positivos. É exatamente esse ajuste lento que é necessário para que a análise técnica possa agregar valor aos seus adeptos, o que contraria a HEM que, por sua vez, considera que os preços se ajustam instantaneamente as novas informações. Para Fama (1970) a HEM na forma fraca é válida se for impossível obter retornos anormais para qualquer ativo do mercado somente utilizando informações sobre o seu passado. Nesse contexto, testar a hipótese nula de que a HEM em sua forma fraca é válida, é o mesmo que validar se a análise técnica agrega ou não valor aos seus usuários. Eis aqui o objeto de estudo dessa dissertação.

1.2 Data Snooping

Também conhecido por *data mining* o *data snooping*, conforme Ferreira e Lucinda (2008), ocorre quando um conjunto de dados é utilizado mais de uma vez para fins de inferência ou seleção de modelos. Quando um modelo de previsão de retornos é aplicado a uma série temporal e um bom resultado é obtido, há sempre o risco desse resultado satisfatório ser fruto do acaso e não pelo bom potencial de previsibilidade do modelo em questão.

Mesmo quando aparentemente um modelo não demonstra uma boa relação de previsibilidade, se os dados da série são avaliados bem a fundo, possivelmente sempre haverá um modelo de previsão que parecerá bom, mas que de fato não é. Assim, o problema de *data snooping* é muito comum nos modelos de previsão em análise técnica.

De fato, esse problema é praticamente inevitável na análise de séries temporais, onde, tipicamente, um modelo é testado através de uma única série passada de um determinado ativo. Ou seja, não é possível avaliar se o resultado do modelo seria satisfatório caso essa série tivesse outro comportamento ou trajetória.

Para evitar o *data snooping*, utilizaremos uma técnica, proposta por Efron (1979), denominada *bootstrap*. Trataremos esse assunto no capítulo destinado aos nossos modelos, mas como veremos, essa é a técnica mais poderosa, até o momento, para controlar o efeito de *data snooping*.

Outros pesquisadores como Irwin e Uhrig (1984) e Sweeney (1986) propuseram outra metodologia. Separaram a série histórica do ativo em dois períodos, um para a escolha dos parâmetros ou otimização e outro para validar os resultados. Mas dado que utilizam-se das séries históricas dos ativos para otimizar os parâmetros das regras, essa técnica reduz a possibilidade de uma regra de análise técnica possuir bons resultados consistentemente.

2. REVISÃO DA LITERATURA

Apesar de grande parte dos acadêmicos serem sépticos a respeito da análise técnica, existe uma vasta literatura sobre a mesma. Park e Irwin (2005) levantaram diversos estudos sobre a estratégia técnica de *trading*. Foi observado que desde Donchian (1960), inúmeros estudos empíricos testaram a lucratividade das regras

técnicas de *trading* em diversos mercados, com o propósito de encobrir regras lucrativas de *trading*, testar a eficiência do mercado, ou ambos. Somente a partir da segunda metade dos anos 80 os estudos sobre análise técnica se modernizaram e começaram a abranger um maior número de sistemas de *trading*, custos de transações, otimização de parâmetros e testes estatísticos mais sofisticados.

Se mergulharmos a fundo na literatura da análise técnica, encontraremos estudos mais antigos focados na investigação do comportamento e experiência dos participantes do mercado e na documentação de seus pontos de vista sobre o funcionamento do mercado, a exemplo de Stewart (1949), Smidt (1965), Oberlechner (2001) entre muitos outros. Porém, neste capítulo enfatizaremos os estudos empíricos que têm uma relação mais próxima e serviram de base teórica para este trabalho.

Fama e Blume (1966) estudaram a regra de filtro, motivados pelo medo de que a dependência na mudança de preços é de tamanha complicação, que ferramentas padrões de estatística, a exemplo de correlação serial, devem prover medidas enganosas do grau de dependência dos dados. Porém, os autores descobriram que para sua base de dados, a mais alta correspondência entre os resultados do filtro e testes de correlação serial indicaram que se de fato a correlação serial falhar, ao encobrir algumas dependências nas mudanças, esta mesma dependência também permanecerá encoberta no exame minucioso dos testes do filtro.

Jensen e Benington (1970) replicaram duas regras de Levy em 29 amostras independentes de 200 ações, cada uma sobre intervalos de tempo sucessivos de 5 anos no período compreendido entre 1931 e 1965. Os autores não confirmaram os resultados de Levy. Após considerar os custos de transação, as duas regras de trading tiveram desempenho -0.31% e -2.36% inferior à simples política de “*buy-and-hold*”. Ainda, uma vez que as regras de “*trading*” são em média mais arriscadas que “*buy-and-hold*”, a simples comparação dos retornos é viesada em favor das regras de “*trading*”.

Efron (1979) explicou o *jackknife* em termos de um modelo mais primitivo chamado *bootstrap*. O autor mostrou que o *bootstrap* estima corretamente a variância da mediana da amostra, um caso conhecido onde o *jackknife* é falho. Verificou-se também que o *bootstrap* é bom para estimar taxas de erro em um problema de discriminação linear. Porém, tem baixo desempenho na “*cross-validation*”, outro modelo não paramétrico. Foi mostrado que o *jackknife* pode ser considerado um método de expansão linear para aproximar o *bootstrap*.

Treynor e Ferguson (1985) usando um modelo simples de propagação de informação, mostraram que preços passados, quando combinados com outras informações valiosas, podem de fato ajudar a atingir um retorno não usual. No entanto, os autores verificaram que são essas outras informações que criam tal oportunidade. Os preços passados servem apenas para permitir sua exploração eficiente.

Usando um teste simples baseado em volatilidade para uma amostra abrangendo o período de 1962 a 1985, Lo e Mackinlay (1987) testaram a hipótese de passeio aleatório para retornos semanais do mercado de ações, comparando estimadores de variância. Foi rejeitada a hipótese de passeio aleatório para essa base de dados semanal.

Brown e Jennings (1989) estenderam o modelo dos ruídos das expectativas racionais de Diamond e Verrecchia (1981) e Hellwig (1982) para dois períodos. Mostrou-se que a análise técnica tem valor em toda economia cujos investidores são míopes. Da análise numérica da economia dos investidores racionais, encontrou-se que o preço no segundo período é denominado como uma fonte informativa por uma média ponderada dos preços do primeiro e segundo períodos. Os investidores usam o preço histórico para determinar a demanda do segundo período, porque o preço corrente não revela toda informação disponível publicamente, significando que eles usam a análise técnica para seu benefício.

Neftci (1991) discutiu alguns critérios que alguém pode aplicar na avaliação do jogo de regras de predição “*ad hoc*” mundialmente usado no mercado financeiro, e geralmente referido como análise técnica. O autor mostrou que um pouco dessas regras geram técnicas de previsão bem definidas. Sobre a hipótese, séries temporais econômicas são “Gaussianas”, mesmo regras bem definidas mostraram ser inúteis em previsões. Ao mesmo tempo, a discussão do autor indicou que se os processos em consideração forem não-lineares, então as regras de análise técnica devem capturar algumas informações ignoradas pela teoria de previsão de Wiener-Kolmogorov.

Brock et alli (1992) testaram duas das mais simples e populares regras de trading – média móvel e níveis de suporte e resistência – utilizando uma longa série de dados do índice Dow Jones de 1897 a 1986. Adicionalmente aos testes tradicionais, os autores aplicaram a metodologia *bootstrap*. Em geral, os resultados encontrados indicam forte suporte para as estratégias de análise técnica exploradas pelos autores, sugerindo que a análise técnica ajuda a prever retornos dos ativos.

Blume, et alli (1994) investigaram o papel informativo do volume e sua aplicabilidade para a análise técnica. Um novo modelo de equilíbrio foi desenvolvido no

qual a oferta agregada é fixa e os *traders* recebem sinais com qualidades diferentes. Os autores mostraram que o volume gera informação na qualidade da informação que não pode ser deduzido da estatística do preço. Ainda, foi mostrado como o volume, a precisão da informação e o movimento dos preços se relacionam e por fim, mostrou-se que os *traders* que usam informações contidas na estatística do mercado, têm desempenho melhor que aqueles que não utilizam.

Utilizando técnicas de programação genética para encontrar regras técnicas de *trading*, Neely et alli. (1997) encontraram forte evidência de excesso de retorno econômico significativo fora da amostra para essas regras, em cada uma das seis taxas de câmbio estudadas no período de 1981 a 1995. Os *Betas* calculados para os retornos de acordo com vários portfólios benchmark não resulta evidência que os retornos a essas regras são compensações para o risco sistemático de queda. Utilizando a técnica de *bootstrap* nos resultados da paridade dólar/marco alemão, indicaram que as regras técnicas de *trading* detectam tendências nos dados que não são capturados em modelos estatísticos padrão.

Sullivan et alli (1997) aplicaram uma nova metodologia de *bootstrap*, o Teste de Realidade de White que permite aos pesquisadores controlarem o viés dos resultados decorrentes do problema de *data-snooping*, enquanto contabiliza as dependências resultantes da investigação de diversas regras de investimento. Os autores utilizaram uma série previamente testada por Brock et alli (1992) no período de 1897 a 1986 para os testes da amostra e um período adicional de 10 anos para os testes fora da amostra. Ainda, foi utilizado o índice futuro do S&P 500 no período de 1984 a 1996. Em seus testes procuraram mapear o maior número possível de regras de análise técnica, sendo que foram expandidas as 26 regras utilizadas por Brock et alli (1992) para 8.000 parametrizações de regras de médias móveis, suporte e resistência, filtros, quebras de canais e OBV (*on-balance volume averages*). Os resultados obtidos mostram que durante o período da amostra a melhor técnica de *trading* é capaz de gerar desempenho superior, mesmo após considerar os efeitos de *data snooping*. Porém, quando testado para o período subsequente e para os contratos futuros do índice S&P 500, não foram encontradas evidências que a melhor técnica de *trading* possui desempenho superior.

Um estudo feito por LeBaron (1998), nos Estados Unidos, mostrou que existe evidência confiável de que regras simples utilizadas pelos “*traders*”² têm valor preditivo

² Profissionais ou especuladores que negociam títulos cotados em bolsa de valor.

sobre o movimento futuro da taxa de câmbio, desafiando a teoria do mercado eficiente. Porém, se eliminados os dias em que o “*Federal Reserve*”³ interveio no mercado de câmbio, a previsibilidade caiu muito. LeBaron enfatizou que antes de concluir uma relação de causa e efeito entre intervenção e lucratividade das técnicas de “*trading*”, há uma série de problemas de simultaneidade a ser desvendada e alguns fatores escondidos nunca poderão ser completamente eliminados como causa potencial.

Usando programação genética, Neely e Weller (1999) descobriram regras de “*trading*” que geram excessos de retorno significantes para 3 de 4 taxas de câmbio do sistema monetário europeu no período de 1986 a 1996. Permitir às regras utilizarem informações sobre o diferencial da taxa de juros também provou ser importante. No entanto, não há evidências que os excessos de retorno são compensações à queda do risco sistemático.

Allen e Karjalainen (1999) usaram um algoritmo genético para aprender regras de “*trading*” para o índice S&P 500, usando preços diários de 1928 a 1995. Os autores identificaram que fora da amostra as regras não geram retornos excedentes à simples técnica “*buy-and-hold*”, após computar os custos de transações. O teste padrão na volatilidade mostrou-se robusto aos diferentes níveis de custo de transações, ao impacto dos dividendos e à crise de 1987. Os resultados trouxeram à tona a importante questão do por que há, aparentemente, uma relação sistemática entre sinais de regras de “*trading*” e volatilidade. Uma hipótese levantada é que os resultados das regras de “*trading*” podem ser explicados pelas reações dos investidores às variações da volatilidade esperada.

White (2000) introduziu um novo teste de realidade que oferece procedimentos simples e diretos para testar a hipótese nula que o melhor modelo encontrado em uma busca por especificação não tem superioridade de predição sobre um dado modelo *benchmark*, permitindo levar em conta os efeitos de *data snooping*.

Mais recentemente, Hansen (2001) introduziu e definiu a condição da similaridade em um conjunto geral, assim como no conjunto específico que é relevante para a comparação de modelos de previsão. Foi aplicada a condição de similaridade para derivar um novo teste de habilidade preditiva superior (SPA), que é assintoticamente não viesado e mais poderoso que outros testes comparáveis. O autor mostrou também que o Teste de Realidade não satisfaz a condição de similaridade e que

³ Banco Central Norte Americano

o Teste de Realidade pode ser severamente distorcido se modelos pobres são apresentados na família de modelos de previsibilidade competentes.

Neely e Weller (2001) utilizaram técnicas de programação genética para mostrar que a informação da intervenção na taxa de câmbio dos Estados Unidos melhora a rentabilidade das regras técnicas de *trading* para duas entre quatro paridades da taxa de câmbio durante parte do período fora da amostra. Regras de *trading* contrariam as intervenções e com baixa frequência são lucrativas em dias anteriores às intervenções, indicando que as intervenções são intencionais para parar tendências previsíveis.

Shi e Shi (2006) apresentaram um novo método de analisar ações baseado em cluster, onde uma característica espacial de seis dimensões é construída de acordo com a estrutura dos dados do índice-chefe de ações e, a característica espacial construída é analisada com um novo algoritmo de cluster distorcido de Kern. Os resultados mostraram que o método pode inteligentemente reconhecer algumas regras essenciais de tendências do mercado de ações e prever direções essenciais do mercado de ações não apenas no curto prazo, mas também no longo prazo.

Lima e Tabak (2007) compararam diferentes versões do índice de variância múltipla baseado na técnica *bootstrap* para a construção de distribuições empíricas. Eles também analisaram o papel crucial de selecionar o tamanho ótimo do lote quando o procedimento *block bootstrap* é usado, aplicando os métodos desenvolvidos por Hall et al. (1995) e por Polits e White (2004). Usando simulações de Monte Carlo para comparar o resultado dos diferentes métodos, os autores concluíram que as metodologias usando a técnica *block bootstrap* apresentam melhor desempenho para a construção de distribuições empíricas do teste do índice de variância.

3. BASE DE DADOS

A amostra consiste nas séries históricas dos preços diários de abertura, fechamento, máxima, mínima e volume de 36 ações negociadas na Bolsa de Valores de São Paulo ou BOVESPA, bem como na série histórica do índice Bovespa ou IBOVESPA (Ver anexo 1).

Foram selecionados alguns ativos que estão dentre os mais líquidos listados na BOVESPA e que foram negociados, diariamente, durante o período de 04 de janeiro de

1999 a 31 de agosto de 2009, totalizando 2641 dias úteis em cada série. Além disso, também testaremos a série do IBOVESPA.

Todas as séries foram ajustadas por eventos corporativos como *splits*, *inplits*, dividendos, subscrições, juros sobre capital próprio etc.

Todos esses dados foram extraídos do banco de dados da Economatica. Através dessas informações, construímos os demais indicadores, ou seja, médias móveis e osciladores que compõe os sistemas que estudaremos.

Além disso, através da técnica de *bootstrap* em blocos, geramos 1000 séries simuladas para cada uma das 37 séries originais, totalizando 37037 séries com 2641 dias cada uma.

4. MODELO E METODOLOGIA

Ao realizar um estudo sobre um modelo baseado em análise técnica, alguns cuidados devem ser tomados. Conforme estudos anteriores demonstraram, para evitar que um sistema de análise técnica seja considerado lucrativo quando de fato não é, faz-se necessário controlar alguns eventos, possíveis ou obrigatórios, decorrentes das transações em bolsa de valor.

- a. Custos de transação: toda operação em bolsa, seja de compra ou de venda, incorre em diversos custos como corretagem, emolumentos e outras taxas que variam conforme o mercado em que se opera (a vista, futuro ou opções). Conforme os trabalhos realizados por Fama e Blume (1966) e Jensen e Benington (1970) dentre outros, após serem incorporados os custos de transação nas regras de análise técnica testadas, algumas que aparentavam ser lucrativas tornaram-se não lucrativas. Esses custos de transação podem variar muito dependendo da corretora e do perfil do cliente. Nesse trabalho, consideraremos um custo fixo de 0,15% do montante total de cada operação, independentemente do mercado operado, o que é bastante realista com as taxas cobradas no mercado no presente momento.
- b. *Slippage cost*: esse custo que em tradução literal poderia ser chamado de custo de “derrapagem” refere-se ao que normalmente chamamos de custo de liquidez ou *spread*. Ou seja, é a diferença entre o preço em que a ordem é colocada e o preço em que a mesma é efetivamente executada. Não

consideraremos nenhum custo de liquidez nesse trabalho, uma vez que serão utilizados sempre os preços de fechamento para início das operações. Já no caso dos *stops*, esse risco até existe, mas por ser pequeno e considerando que a diferença pode ser contra ou a favor da operação, caso as ordens de *stop* fossem a preço de mercado, consideraremos que um possível custo de liquidez já está incluso no custo da transação.

- c. Outro ponto importante a considerar ao se realizar testes estatísticos em séries temporais de ativos financeiros é que elas normalmente apresentam *kurtosis*⁴ e *skewness*⁵. Assim, não se deve utilizar testes estatísticos que usam a distribuição normal como aproximação dos retornos de um modelo. Para resolver esse problema, a literatura recomenda a utilização da técnica de *bootstrap*, proposta por Efron (1979), para obter a distribuição dos retornos.

4.1. Bootstrap

O *bootstrap* é uma técnica introduzida por Efron em 1979 e se deriva da técnica de simulação de Monte Carlo. Essa técnica é utilizada para fazer alguns tipos de inferências estatísticas como é o caso de estudos sobre análise técnica.

Normalmente, as amostras de dados necessárias para se obter intervalos de confiança possuem distribuições que fazem parte das distribuições paramétricas tradicionais⁶. Caso contrário, procedimentos clássicos para realizar testes de hipótese baseados em fortes suposições paramétricas não podem ser usados para se obter intervalos de confiança.

Dessa forma, para se obter resultados da forma mais confiável possível, deve-se utilizar uma técnica estatística que seja aplicável independentemente da função densidade probabilidade dos dados, ou seja, um método que não necessite suposições sobre a distribuição dos dados. Segundo Efron e Tibshirani (1986) o *bootstrap*, apesar de os princípios serem bastante parecidos, é superior a outras técnicas existentes como a de validação cruzada (Stone 1974), o Jackknife (Quenouille 1949) e o teste de randomização exata de Fisher (1935), também conhecido como teste de permutação.

⁴ Segundo Karl L. Wuensch (2005) refere-se ao achatamento de uma distribuição de probabilidade. Muitas vezes, a base de comparação é a da distribuição normal, que apresenta *kurtosis* igual a três.

⁵ Segundo Karl L. Wuensch (2005) refere-se à distorção ou assimetria de uma distribuição de probabilidade. Muitas vezes, a base de comparação é a da distribuição normal, que apresenta *skewness* igual a zero.

⁶ Como, por exemplo, a distribuição normal, binomial, qui-quadrado etc.

Lima e Tabak (2007) reafirmam a superioridade do *bootstrap* em detrimento as demais técnicas citadas acima.

O *bootstrap* pode ser paramétrico ou não paramétrico. Originalmente, Efron (1979) introduziu o *bootstrap* não paramétrico, ou seja, as amostras são geradas sem se conhecer a distribuição dos dados. Quando as amostras são geradas a partir de uma distribuição paramétrica conhecida como, por exemplo, uma distribuição normal, então temos o *bootstrap* paramétrico.

Nesse trabalho utilizaremos o *bootstrap* não paramétrico, uma vez que não conhecemos a distribuição das séries de dados utilizadas. Conforme demonstrado por Efron e Tibshirani (1986) essa técnica é uma opção superior a técnica de *Jackknife*, designada por Quenouille (1949) e Tukey (1958), para se obter estimadores estatísticos confiáveis.

Basicamente, o *bootstrap* permite que a partir de uma amostra disponível, outras amostras sejam criadas através de rearranjos. É justamente o fato de se poder utilizar diversas amostras que torna o *bootstrap* superior as demais técnicas citadas. Segundo Efron e Tibshirani (1986) e Lima e Tabak (2007), através de simulações a técnica de *bootstrap* gerou resultados mais consistentes e menos viesados que as demais técnicas citadas anteriormente.

Seguem algumas vantagens de se utilizar a técnica de *bootstrap*, segundo Efron e Tibshirani (1986):

- a. Procedimentos tradicionais baseiam-se em distribuições paramétricas, as quais requerem fortes suposições tanto da amostra como também da população. Caso haja ceticismo em relação à distribuição dos dados, o rearranjo com base empírica ou *bootstrap*, é uma excelente alternativa.
- b. Conceitualmente, o rearranjo de dados é simples e claro e não requer conhecimento matemático sofisticado.
- c. Procedimentos tradicionais baseiam-se em suposições sobre distribuições paramétricas, as quais requerem grandes amostras. Caso a amostra seja pequena, o *bootstrap* é uma solução.
- d. Mesmo que os parâmetros da distribuição estejam corretos, um estudo com uma amostra pequena possui pouco poder preditivo.
- e. Procedimentos clássicos não informam os pesquisadores de como os resultados seriam caso replicados. A replicação pode ser essencial em certos procedimentos clássicos como, por exemplo, em regressões múltiplas.

Segundo Efron e Tibshirani (1986), alguns pesquisadores são céticos quanto ao *bootstrap* devido:

a. Citado por Stephen E. Fienberg (1994):

“Os mesmos números são utilizados inúmeras vezes até encontrar uma resposta que não seria possível de outra maneira...”

Porém, toda teoria ou procedimento é baseado em certas suposições e requer um pouco de confiança.

- b. O rearranjo dos dados é baseado em uma única amostra e, portanto, a generalização não deveria extravasar a própria amostra.
- c. O desempenho do rearranjo é questionável. Caso sejam realizadas poucas tentativas, o rearranjo pode ser menos preciso do que outros métodos paramétricos. Porém, esse argumento não parece convincente já que com o avanço tecnológico, hoje em dia, pode-se realizar milhões de amostragens sem grandes problemas.

Não existe uma única forma de *bootstrap*. Durante os anos 80, depois do trabalho de Singh (1981) o qual demonstrou que a técnica original proposta por Efron (1979) não funciona para dados que possuem dependência, diversos autores extrapolaram o *bootstrap* original, desenvolvendo outras técnicas derivadas do *bootstrap*. Dentre elas, pode-se citar o *bootstrap* suavizado de Patrick e Burns.

Wu (1986) propôs um método de *bootstrap* ponderado, também conhecido na literatura como *wild bootstrap*, o qual resulta em estimadores consistentes para testes estatísticos mesmo sobre a presença de heteroscedasticidade. Hall (1995) desenvolveu a idéia de *bootstrap* em blocos. Carlstein (1986) propôs o *bootstrap* em blocos sem repetição. Künsch (1989) e Liu e Singh (1992) propuseram o *bootstrap* em blocos com repetição. Politis e Romano (1992) desenvolveram o *bootstrap* circular em blocos (onde as séries geradas começam e terminam como a original), e mais tarde, em 1994, desenvolveram o *bootstrap* estacionário.

Politis e Romano (1994) verificaram que o *bootstrap* estacionário é menos sensível a ma especificação do tamanho dos blocos quando comparado ao *bootstrap* em blocos com repetição e ao *bootstrap* circular em blocos. Lahiri (1999) concluiu que os métodos *bootstrap* em blocos sem repetição, *bootstrap* em blocos com repetição, *bootstrap* circular em e *bootstrap* estacionário tem a mesma quantidade de vies assintótico. Porém, afirma que a variância dos estimadores para do *bootstrap*

estacionário é pelo menos o dobro que a variância do *bootstrap* em blocos sem repetição e do *bootstrap* circular.

Nesse contexto, utilizaremos nesse trabalho a técnica de Carlstein (1986) que é o *bootstrap* em blocos sem repetição. Além disso, não utilizaremos o rearranjo de valores absolutos da série original, mas o rearranjo dos retornos da mesma. Dessa forma, obtêm-se séries muito mais semelhantes à original e a realidade dos gráficos de séries financeiras, conforme pode ser observado nas Figuras 1 e 2 abaixo:

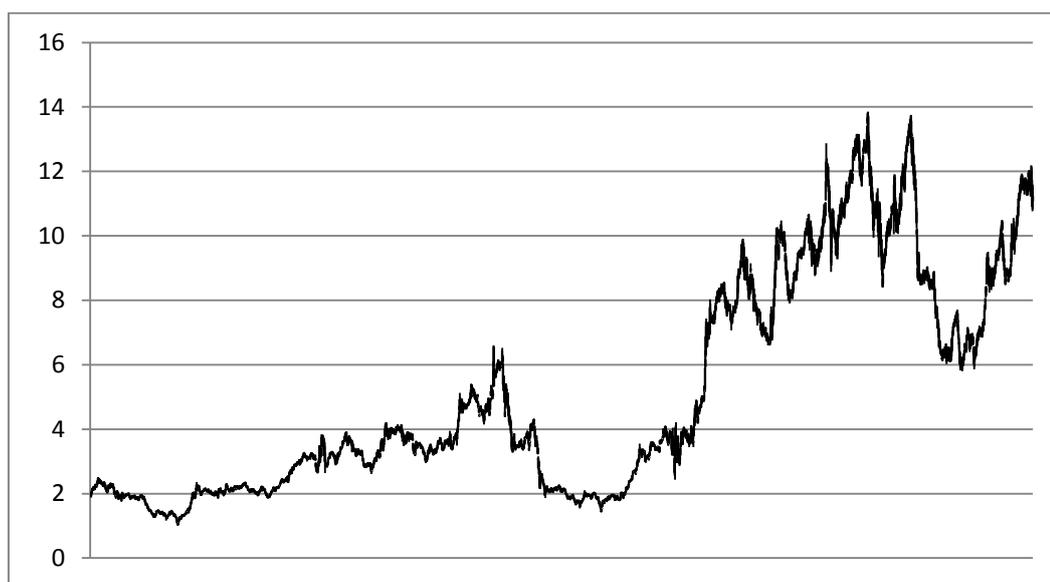


Figura 1 – Representação de uma série simulada da Petrobrás, no período entre janeiro de 1998 e agosto de 2009, através do rearranjo dos retornos da série original via *bootstrap*.

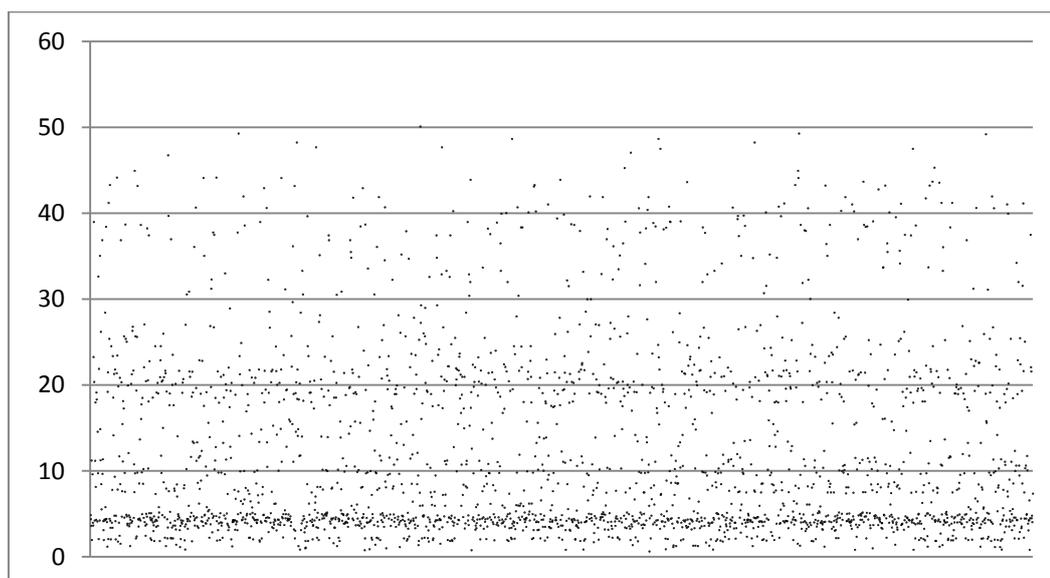


Figura 2 – Representação de uma série simulada da Petrobrás, no período entre janeiro de 1998 e agosto de 2009, através do rearranjo dos valores absolutos da série original via *bootstrap*.

Tratando-se do *bootstrap* em blocos, outra questão que requer atenção especial é quanto à determinação do tamanho ideal de cada bloco. Diversos autores já estudaram sobre essa problemática, dentre eles Li e Maddala (1996), Hall et al. (1995), Berkowitz e Kilian (2000), Politis e White (2004) dentre outros.

Nesse trabalho seguiremos a metodologia proposta por Hall et al. (1995) que demonstrou que o tamanho ótimo dos blocos de uma série depende do tipo de estatística que se pretende mensurar. Eles concluíram que para a avaliação de viés ou variância o bloco ideal é igual a $n^{1/3}$. Para a estimação de distribuições uni-caudais⁷ o bloco ideal é igual a $n^{1/4}$, enquanto que para a estimação de distribuições bicaudais⁸ o bloco ideal é igual a $n^{1/5}$. A variável “n” refere-se ao tamanho de cada série.

4.2. Sistemas Técnicos

Sistemas de análise técnica são métodos de operar nos mercados de capitais que se baseiam, ao mesmo tempo, em padrões históricos ou figuras formadas por linhas traçadas nos gráficos e, também, em outras informações sobre as séries históricas dos ativos como volumes, preços máximos e mínimos locais e globais, preços de abertura, fechamento e média dentre outras. Essas informações são combinadas de forma a gerar indicadores que podem ser de tendência, osciladores, de volume ou de volatilidade. Os sistemas através de padrões gráficos e, simultaneamente, através do uso de indicadores, identificam pontos de compra ou venda de títulos. Nesse trabalho, testaremos 4 sistemas conforme segue:

- a. Sistema 1: utiliza-se de um indicador de momento bem como da média móvel desse próprio indicador e de um canal formado por 2 médias móveis, superior e inferior, dos preços do ativo. Como a primeira média móvel é formada por preços máximos e a segunda por preços mínimos, essas médias nunca irão se cruzar, mas formarão sempre um canal. Os pontos de compra ou venda são acionados conforme os seguintes critérios:

⁷ Para testes de hipótese onde a região de rejeição está ou na cauda direita ou esquerda da distribuição de resultados. No nosso caso, está na cauda direita.

⁸ Para testes de hipótese onde a região de rejeição está na cauda direita e na esquerda da distribuição de resultados. No nosso caso, está somente na cauda direita.

- i. Sempre que os preços de um ativo oscilarem 2 dias consecutivos acima da linha superior do canal, sem tocá-la, e o oscilador estiver acima da sua própria média móvel, então tem-se um sinal de compra.
- ii. Porém, esse sinal só deve ser acionado se o segundo *candle*⁹ tiver o preço de fechamento acima do preço de abertura, ou seja, se o preço do ativo subir nesse dia. Caso contrário, deve-se esperar o primeiro dia de alta dos preços do ativo, posterior ao sinal de compra, desde que no dia dessa alta o preço do ativo esteja acima da linha superior do canal. Se estiver abaixo, deve-se esperar romper a linha superior do canal para efetuar a compra e sempre observar se o oscilador está acima de sua média móvel.
- iii. Além disso, algumas vezes acontece dos preços de um ativo oscilarem 2 dias consecutivos acima da linha superior do canal, sem tocá-la, mas o oscilador ficar abaixo de sua média móvel. Nesse caso, deve-se esperar o oscilador cruzar a sua média móvel para cima e observar se o preço do ativo está acima da linha superior do canal para ai então realizar a compra.
- iv. Em ambas as situações, descritas nos itens ii e iii, deve-se esperar até 20 dias para se confirmar o sinal de compra. Caso contrário, deve-se esperar um novo sinal como descrito no item i.
- v. Se antes do sinal ser confirmado, nessa janela de até 20 dias, os preços do ativo oscilarem um dia abaixo da linha inferior do canal, sem tocá-la, o sinal de compra é anulado.
- vi. O inverso é verdadeiro, ou seja, sempre que os preços de um ativo oscilarem 2 dias consecutivos abaixo da linha inferior do canal, sem tocá-la, e o oscilador estiver abaixo da sua própria média móvel, então tem-se um sinal de venda.
- vii. Porém, esse sinal só deve ser acionado se o segundo *candle* tiver o preço de fechamento abaixo do preço de fechamento do dia anterior, ou seja, se o preço do ativo cair nesse dia. Caso contrário, deve-se esperar o primeiro dia de queda dos preços do

⁹ Denominação de uma barra, ou vela, no tipo de gráfico conforme apresentado na Figura 3.

ativo, posterior ao sinal de venda, desde que no dia dessa queda o preço do ativo esteja abaixo da linha inferior do canal. Se estiver acima, deve-se esperar romper a linha inferior do canal para efetuar a venda e sempre observar se o oscilador está abaixo de sua média móvel.

- viii. Além disso, algumas vezes acontece dos preços de um ativo oscilarem 2 dias consecutivos abaixo da linha inferior do canal, sem tocá-la, mas o oscilador ficar acima de sua média móvel. Nesse caso, deve-se esperar o oscilador cruzar a sua média móvel para baixo e observar se o preço do ativo continua abaixo da linha inferior do canal para ai então realizar a venda.
- ix. Em ambas as situações, descritas nos itens vii e viii, deve-se esperar até 20 dias para se confirmar o sinal de venda. Caso contrário, deve-se esperar um novo sinal como descrito no item vi.
- x. Se antes do sinal ser confirmado, nessa janela de até 20 dias, os preços do ativo oscilarem um dia acima da linha superior do canal, sem tocá-la, o sinal de venda é anulado.
- xi. Sinais de compra e venda onde já exista posição no ativo, serão ignorados.
- xii. Também são descartados sinais de compra ou venda em topos ou fundos históricos ou locais. Isso significa que se no dia do sinal de compra o preço do ativo estiver a menos de 5% do seu preço de fechamento máximo dos últimos 252 dias, então o sinal é anulado. O mesmo acontece para os sinais de venda, que serão anulados caso o preço do ativo estiver a menos de 5% do seu preço de fechamento mínimo dos últimos 252 dias.
- xiii. Caso exista uma posição comprada e aconteça de formar 2 *candles* abaixo da linha inferior do canal, sem tocá-la, a posição deverá ser desfeita, mesmo sem a confirmação do oscilador. O inverso é verdadeiro para posições vendidas.
- xiv. A partir do ponto de compra ou venda, um objetivo de ganho ou *profit target* e uma perda máxima estipulada ou *stop loss* são determinados.

- xv. Para calcular o objetivo, multiplica-se a distância do canal formado pelas médias móveis superior e inferior por 2 e adiciona-se o valor da multiplicação ao preço de compra do ativo, no caso de um sinal de compra. No caso de um sinal de venda subtrai-se o valor da multiplicação ao preço de venda do ativo.
- xvi. Para a definição do *stop loss*, o procedimento é o mesmo, mas em sentido contrário. Ou seja, também multiplica-se a distância do canal formado pelas médias móveis superior e inferior por 2 e subtrai-se o valor da multiplicação ao preço de compra do ativo no caso de um sinal de compra. No caso de um sinal de venda, adiciona-se o valor da multiplicação ao preço de venda do ativo.
- xvii. No entanto, o *stop loss* deve sempre ficar ao menos 1% fora do canal. Ou seja, caso o cálculo descrito no item anterior formar um preço que fique dentro ou muito próximo ao canal, deverá ser deslocado para que fique 1% abaixo da média móvel inferior no caso de uma compra ou 1% acima da média móvel superior no caso de uma venda.
- xviii. Caso ocorra um sinal de compra ou venda cujo *stop loss*, calculado conforme os procedimentos descritos nos itens xvi e xvii, fique muito grande, ou seja, caso tocado incorra em perdas superiores a 15%, então o *trigger* é anulado.
- xix. Caso o *stop loss* seja tocado ou um novo sinal em direção oposta ocorra antes de atingir o *stop loss*, então a operação é finalizada. Porém, se o objetivo é alcançado, pode-se agir de maneira mais agressiva ou mais conservadora.
- xx. No primeiro caso, desfaz-se de apenas 1/3 da operação, apurando-se lucro. Remaneja-se o *stop loss* dos outros 2/3 restantes para o ponto de equilíbrio ou perda zero da operação, também conhecido como *break even*. A partir daí, esse *stop loss* deverá ser remanejado diariamente, conforme a oscilação dos preços do ativo, caso essa oscilação ocorra no sentido favorável a operação. Se for desfavorável, então não se mexe no *stop loss*. Por exemplo, numa operação de compra, sempre que o preço do

ativo subir o *stop loss* sobe junto. Porém, se o preço do ativo cair o *stop loss* fica onde estava.

- xxi. O *stop loss* deverá ser remanejado diariamente, conforme o preço de fechamento do ativo, de forma a garantir 75% do ganho em relação ao último fechamento para 1/3 do restante da operação e 50% para o último 1/3.
- xxii. No caso mais conservador, ao atingir o objetivo 1 desfaz-se de 1/2 da operação, apurando-se lucro. Com a metade restante, procede-se como se fosse o segundo 1/3 da operação mais agressiva, conforme descrito acima, ou seja, garantindo 75% do lucro.
- xxiii. Muitas vezes, o objetivo 1 fica muito distante do ponto de entrada da operação. Isso pode fazer com que o investidor acerte o momento da compra ou venda, mas devido a ambição de querer ganhar muito, acaba sendo “stopado” e perdendo dinheiro. A fim de evitar que isso ocorra, sempre que uma operação caminhar 5% a seu favor, caso a direção do mercado se inverta contra a sua posição, o sistema automaticamente realiza 1/3 ou 1/2 com 2% de lucro e movimenta o restante para o *break even*.

Segue na Figura 3, abaixo, um exemplo de *trigger* de compra segundo o Sistema 1 acima descrito:

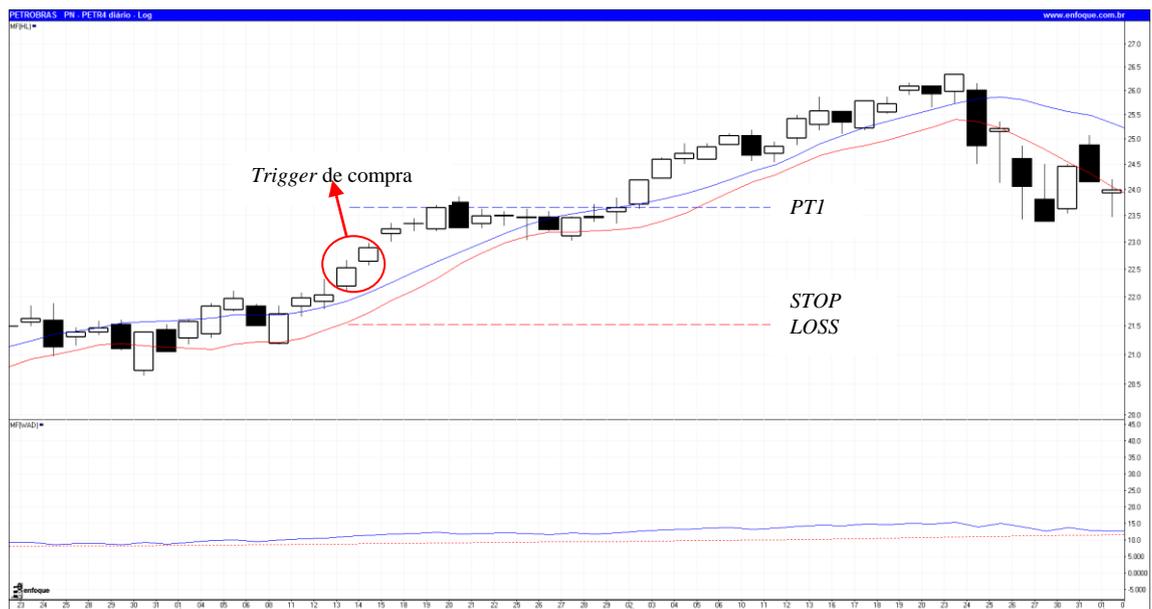


Figura 3: exemplo de *trigger* de compra do Sistema 1.

- b. Sistema 2: utiliza-se de um indicador de momento e do comportamento dos preços máximos, mínimos e de fechamento do ativo. Esse é um sistema baseado em divergência, onde os pontos de compra ou venda são acionados conforme os seguintes critérios:
- i. Identificam-se mínimos e máximos locais tanto dos preços dos ativos como também do indicador de momento em janelas de no mínimo 6 e no máximo 60 dias úteis ou 6 a 60 barras (*candles*) no gráfico.
 - ii. Nessas janelas, caso o preço de um ativo esteja oscilando na direção oposta ao indicador de momento, ou seja, observa-se que o preço do ativo está subindo enquanto que o indicador de momento está caindo, ou vice versa, temos uma divergência.
 - iii. No caso de uma divergência de alta, ou seja, preços caindo e indicador de momento subindo, identifica-se na janela o ponto de preço mínimo, o qual denominaremos ponto A.
 - iv. O ponto B será o valor do indicador de momento no fechamento desse dia.
 - v. A partir do ponto B, traça-se uma reta até o ponto mínimo do indicador de momento, dentro da janela de no mínimo 6 barras e no máximo 60, o qual será o ponto C.
 - vi. O ponto D será o preço mínimo do ativo no dia em que o indicador de momento fez sua mínima local, ou ponto C. Então, traça-se uma reta ligando os pontos A e D.
 - vii. Verifica-se que a reta dos preços do ativo (AD) estará caindo, enquanto que a reta do indicador de momento (BC) estará subindo, ou seja, $A < D$ e $B > C$.
 - viii. Traça-se uma reta horizontal no nível máximo atingido pelo indicador de momento dentro do intervalo que compreende a reta (BC), a qual denominaremos reta P.
 - ix. O ponto de compra será o preço de fechamento do ativo no dia em que o indicador de momento cruzar a reta (P) para cima.

- x. No caso de uma divergência de baixa, ou seja, preços subindo e indicador de momento caindo, identifica-se na janela o ponto de preço máximo, o qual denominaremos ponto A.
- xi. O ponto B será o valor do indicador de momento no fechamento desse dia.
- xii. A partir do ponto B, traça-se uma reta até o ponto máximo do indicador de momento, dentro da janela de no mínimo 6 barras e no máximo 60, o qual será o ponto C.
- xiii. O ponto D será o preço máximo do ativo no dia em que o indicador de momento fez sua máxima local, ou ponto C. Então, traça-se uma reta ligando os pontos A e D.
- xiv. Verifica-se que a reta dos preços do ativo (AD) estará subindo, enquanto que a reta do indicador de momento (BC) estará caindo, ou seja, $A > D$ e $B < C$.
- xv. Traça-se uma reta horizontal no nível mínimo atingido pelo indicador de momento dentro do intervalo que compreende a reta (BC), a qual denominaremos reta P.
- xvi. O ponto de venda será o preço de fechamento do ativo no dia em que o indicador de momento cruzar a reta (P) para baixo.
- xvii. Assim como no sistema anterior, a partir de um sinal de compra ou venda, devemos estabelecer o objetivo e o *stop loss*.
- xviii. Para isso, calcula-se a distância entre os preços máximo e mínimo do ativo dentro da janela. Divide-se essa distância por 2 e acrescenta-se ao preço de compra ou subtrai-se ao preço de venda para determinar o objetivo 1, no caso de um sinal de compra ou venda respectivamente.
- xix. Para encontrar o *stop loss* subtrai-se o resultado da divisão ao preço de compra ou acrescenta-se ao preço de venda, no caso de um sinal de compra ou venda respectivamente.
- xx. Mais uma vez, da mesma forma que no Sistema1, caso o *stop loss* seja tocado, então a operação é finalizada. Porém, se o objetivo é alcançado, pode-se agir de maneira mais agressiva ou mais conservadora.

- xxi. No primeiro caso, desfaz-se de apenas 1/3 da operação, apurando-se lucro. Remaneja-se o *stop loss* dos outros 2/3 restantes para o ponto de equilíbrio ou perda zero da operação, também conhecido como *break even*. A partir daí, esse *stop loss* deverá ser remanejado diariamente, conforme a oscilação dos preços do ativo, caso essa oscilação ocorra no sentido favorável a operação. Se for desfavorável, então não se mexe no *stop loss*. Por exemplo, numa operação de compra, sempre que o preço do ativo subir o *stop loss* sobe junto. Porém, se o preço do ativo cair o *stop loss* fica onde estava.
- xxii. O *stop loss* deverá ser remanejado diariamente, conforme o preço de fechamento do ativo, de forma a garantir ao menos 75% do ganho em relação ao último fechamento para 1/3 do restante da operação e 50% para o último 1/3.
- xxiii. Caso o preço do ativo atinja a distância inteira medida acima, entre os preços máximo e mínimo do ativo, então desfaz-se de mais 1/3 da operação.
- xxiv. Com o outro 1/3, mantém-se o *stop loss* de forma a garantir 50% do lucro em relação ao último fechamento. Caso os preços atinjam um nível de 2 vezes a distância entre os preços máximo e mínimo do ativo, então desloca-se o *stop loss* de forma a garantir 75% do lucro para o último 1/3 da operação.
- xxv. No caso mais conservador, ao atingir o objetivo 1 desfaz-se de 1/2 da operação, apurando-se lucro. Com a metade restante, procede-se como se fosse o segundo 1/3 da operação mais agressiva, conforme descrito acima.
- xxvi. Sinais de compra e venda onde já exista posição no ativo, serão ignorados.
- xxvii. Assim como no Sistema 1, se o objetivo 1 fica muito distante do ponto de entrada da operação, sempre que a operação caminhar 5% a seu favor, caso a direção do mercado se inverta contra a sua posição, o sistema automaticamente realiza 1/3 ou 1/2 com 2% de lucro e movimenta o restante para o *break even*.

Segue na Figura 4, abaixo, um exemplo de *trigger* de venda segundo o Sistema 2 acima descrito:

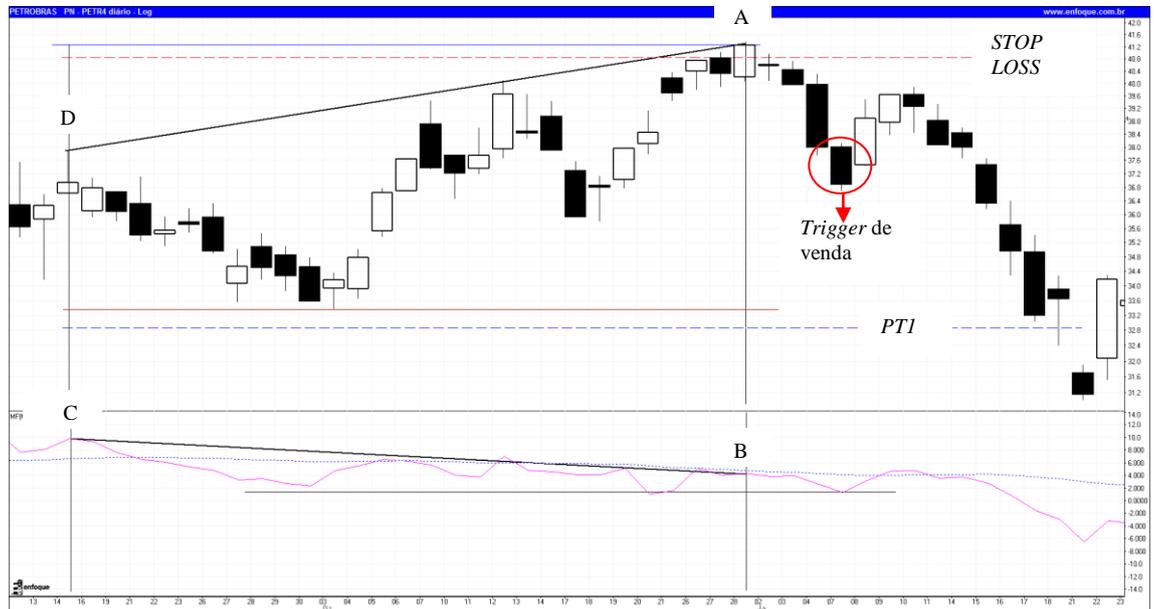


Figura 4: exemplo de *trigger* de venda do Sistema 2.

- c. Sistema 3: utiliza-se de 2 indicadores. Um indicador de tendência formado pelo cruzamento de 2 médias móveis, sendo uma mais curta e rápida e outra mais longa e lenta, e um indicador de momento. Os pontos de compra ou venda são acionados conforme os seguintes critérios:
- Um sinal de compra é dado quando a média móvel mais rápida cruza a média móvel mais lenta para cima e o indicador de momento está acima de 50, sendo q esse varia entre 0 e 100.
 - Caso as médias se cruzem conforme descrito acima, mas o indicador de momento estiver abaixo de 50, deve-se esperar, até no máximo 20 dias, que o mesmo rompa os 50 para cima para efetuar a compra, desde que a média móvel mais rápida continue acima da média móvel mais lenta.
 - Um sinal de venda é dado quando a média móvel mais rápida cruza a média móvel mais lenta para baixo e o indicador de momento está abaixo de 50, sendo q esse varia entre 0 e 100.
 - Caso as médias se cruzem conforme descrito acima, mas o indicador de momento estiver acima de 50, deve-se esperar, até

no máximo 20 dias, que o mesmo rompa os 50 para baixo para efetuar a venda, desde que a média móvel mais rápida continue abaixo da média móvel mais lenta.

- v. A partir dos pontos de compra ou venda, utilizaremos o mesmo canal descrito no Sistema 1 para determinar os objetivos e o *stop loss*.
- vi. Dessa forma, deve-se seguir os passos do Sistema 1 do item xv em diante até o item xxiii inclusive.
- vii. Sinais de compra e venda onde já exista posição no ativo, serão ignorados.

Segue na Figura 5, abaixo, um exemplo de *trigger* de compra segundo o Sistema 3 acima descrito:

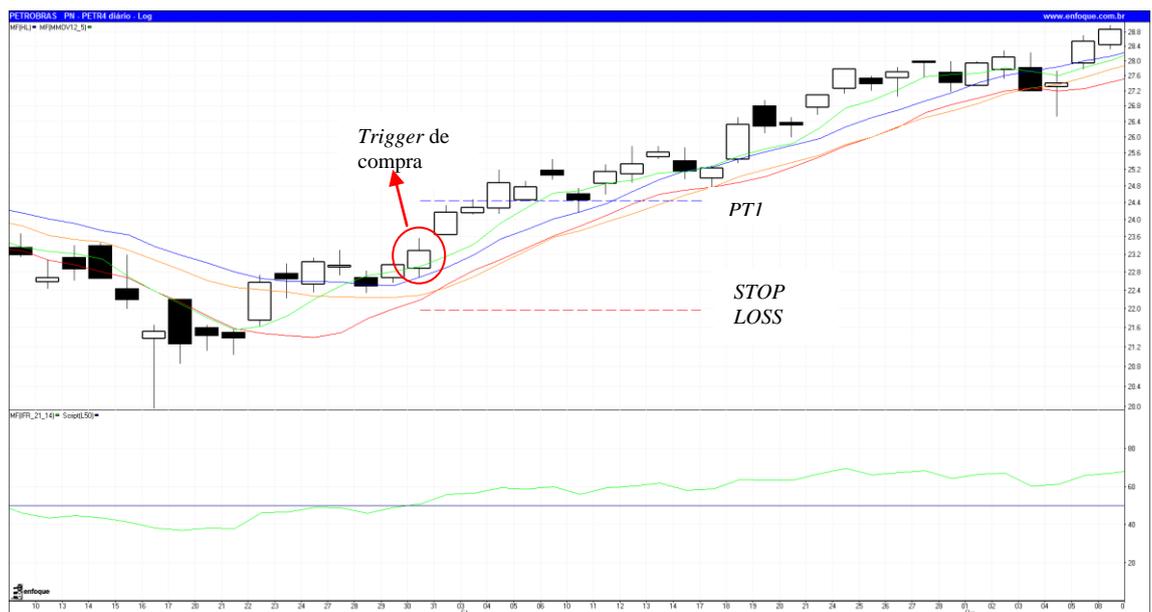


Figura 5: exemplo de *trigger* de compra do Sistema 3.

- d. Sistema 4: esse é um sistema mais simples que os demais. Utiliza-se apenas do cruzamento de 2 médias móveis, uma formada por preços de abertura e outra por preços de fechamento. Os pontos de compra ou venda são acionados conforme os seguintes critérios:

- i. Um sinal de compra é dado quando a média móvel formada por preços de fechamento cruza a média móvel formada por preços de abertura para cima.
- ii. Um sinal de venda é dado quando a média móvel formada por preços de fechamento cruza a média móvel formada por preços de abertura para baixo.
- iii. A partir dos pontos de compra ou venda, utilizaremos o mesmo canal descrito no Sistema 1 para determinar os objetivos e o *stop loss*.
- iv. Dessa forma, assim como no Sistema 3, deve-se seguir os passos do Sistema 1 do item xv em diante até o item xxiii inclusive.

Segue na Figura 6, abaixo, um exemplo de *trigger* de venda segundo o Sistema 4 acima descrito:



Figura 6: exemplo de *trigger* de venda do Sistema 4.

4.3. Considerações sobre a avaliação estatística dos resultados

Se a teoria de mercados eficientes estiver correta, e conseqüentemente a HEM em sua forma fraca, então qualquer tentativa de se obter lucros a partir de dados

históricos deve ser inútil. Ou seja, estamos assumindo que as séries dos ativos financeiros seguem um *random walk*.

Conforme uma famosa citação de Samuelson (1965):

“...there is no way of making an expected profit by extrapolating past changes in the futures price, by chart or any other esoteric devices of magic or mathematics. The market quotation already contains in itself all that can be known about the future and in that sense has discounted future contingencies as much as is humanly possible.” (p. 44)

Com o objetivo de validar essa hipótese, primeiramente obtivemos os retornos de cada sistema técnico, aplicados as séries originais de cada um dos ativos estudados. Em seguida, aplicamos os mesmos sistemas sobre 1000 séries simuladas de cada ativo, obtendo a distribuição dos retornos sobre as séries simuladas.

Mais uma vez, as séries foram simuladas via *bootstrap* em blocos sem repetição dos retornos das séries originais. Essa técnica, conforme estudos anteriores demonstraram, permite a criação de séries artificiais que, por construção, seguem um *random walk*.

O *random walk*, por definição, é um modelo onde os retornos são independentes e identicamente distribuídos¹⁰ (IID). Formalmente, conforme definido por Brandão (2009), é um modelo onde x_t é uma variável aleatória e x_0 é conhecida em $t = 0$. Em $t = 1, 2, 3, \dots \Rightarrow x_t$ assume saltos de tamanho 1 para cima ou para baixo, sempre com probabilidade 1/2. Como os saltos são independentes entre si, podemos descrever a dinâmica de x_t como: $x_t = x_{t-1} + \varepsilon_t^i$, onde ε_t é uma variável aleatória com distribuição de probabilidade $prob(\varepsilon_t = 1) = prob(\varepsilon_t = -1) = \frac{1}{2}$ ($t=1,2,3,\dots$). Isso significa que essas séries não apresentam dependência intertemporal, sua distribuição não muda ao longo do tempo e não apresenta previsibilidade na média.

Dessa forma, se os preços das ações e outros ativos financeiros realmente se comportam como um *random walk*, o que validaria a HEM em sua forma fraca, não há nenhuma razão que justifique que qualquer estratégia de investimento baseada apenas em informações passadas dos preços de um ativo leve a retornos significativamente diferentes de zero.

Resumindo, o objeto de estudo desse trabalho é comparar os retornos obtidos pelos sistemas estudados quando aplicados as séries originais dos ativos com aqueles obtidos quando os mesmos sistemas são aplicados as séries artificiais, que por

¹⁰ Uma seqüência ou grupo de variáveis aleatórias são consideradas i.i.d. quando cada variável aleatória tem a mesma distribuição de probabilidade e todas são mutuamente independentes.

construção não possuem qualquer previsibilidade, geradas via *bootstrap*. Caso os retornos obtidos das séries originais superem os retornos das séries artificiais, teremos uma evidência de que as séries financeiras possuem certa previsibilidade intertemporal e não se comportam como um *random walk*, rejeitando nossa hipótese nula de que a HEM em sua forma fraca é válida.

Para isso, construímos intervalos de confiança de 95% através do método de percentís. Isso consiste simplesmente em excluir da média dos retornos das 1000 séries artificiais de cada ativo estudado as 50 séries, ou 5%, de maior retorno. Ou seja, compararemos os retornos obtidos por cada sistema aplicados às séries originais dos ativos estudados com os retornos de cada sistema aplicados às 950 séries artificiais com os menores retornos, dentre 1000 simulações. Assim, realizaremos teste de hipótese do tipo unicaudal, o que está de acordo com a escolha de blocos do tamanho $n^{1/4}$ segundo a metodologia proposta por Hall et al. (1995).

5. RESULTADOS EMPÍRICOS

Neste capítulo apresentaremos não apenas o resultado principal de nossa pesquisa, ou seja, a validação ou rejeição da nossa hipótese nula de que a HEM em sua forma fraca é válida, mas também diversas outras estatísticas e resultados encontrados ao aplicar cada um dos 8 algoritmos que desenvolvemos através de programação *Visual Basic for Applications* (VBA), sendo 1 para cada sistema que analisamos, em cada uma das 37 séries estudadas.

Ressaltamos que foram testados 4 sistemas, cada um em sua forma agressiva e conservadora. Utilizaremos a referência "a" para a forma agressiva e a referência "b" para a forma conservadora de cada sistema, totalizando 8 algoritmos. Em cada caso, a complexidade dos sistemas é a mesma entre a forma conservadora ou agressiva, alterando apenas o risco incorrido em cada uma. Por isso, é normal que os resultados entre os mesmos sistemas sejam bastante parecidos, mas que variem bastante entre eles, principalmente entre os sistemas mais e menos complexos como veremos.

5.1. Estatísticas sobre a consistência dos sistemas

Iniciamos demonstrando a consistência de cada um dos sistemas. No Gráfico 1, pode-se observar o número de operações ou *triggers* gerados por cada sistema em cada um dos anos analisados.

Observamos uma consistência muito forte entre o número de operações geradas por sistema anualmente. Conforme melhor detalhado no Gráfico 2, cada ano gerou exatamente o mesmo valor percentual de operações (9%), com exceção de 2009 que gerou 10%. Ressaltamos que como o ano de 2009 foi analisado apenas de Janeiro a Agosto, equivalente a 165 dias úteis, os valores dos números de operações por sistema para esse ano foram estimados através do cálculo: "**número de operações geradas no período de Janeiro a Agosto**" x (252/165). Os números de operações referentes ao ano de 2009 foram calculados segundo esse critério nos Gráfico 1, 2 e 3.

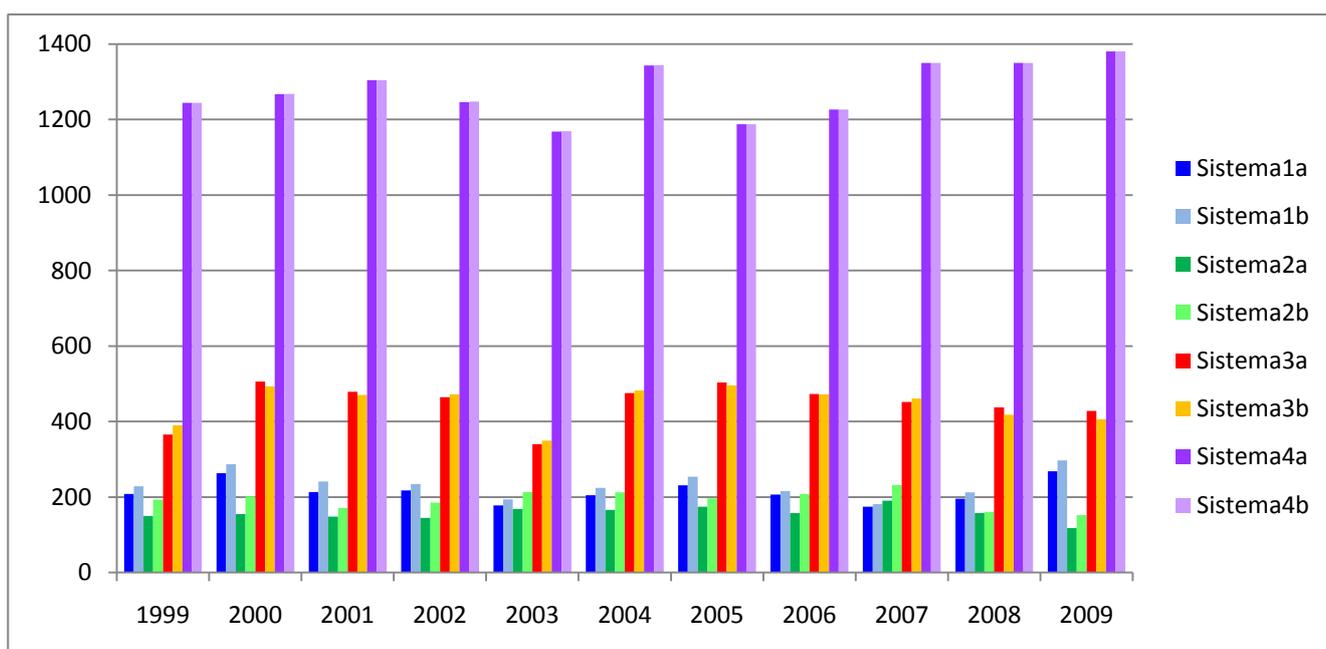


Gráfico 1 – Número de operações geradas por sistema, no período entre janeiro de 1999 e agosto de 2009, nas 37 séries estudadas.

O **Sistema 1a** gerou o maior número de operações no ano de **2009 (272)** e o menor número de operações no ano de **2007 (174)**. O **Sistema 1b** gerou o maior número de operações também no ano de **2009 (301)** e o menor número de operações também no ano de **2007 (181)**. O **Sistema 2a** gerou o maior número de operações no ano de **2007 (181)**. O **Sistema 2a** gerou o maior número de operações no ano de **2007 (190)** e o menor número de operações no ano de **2009 (119)**. O **Sistema 2b** gerou o

maior número de operações também no ano de **2007 (232)** e o menor número de operações também no ano de **2009 (154)**. O **Sistema 3a** gerou o maior número de operações no ano **2000 (506)** e o menor número de operações no ano de **2003 (340)**. O **Sistema 3b** gerou o maior número de operações no ano de **2005 (496)** e o menor número de operações no ano de **1999 (390)**. O **Sistema 4a** gerou o maior número de operações no ano de **2009 (1397)** e o menor número de operações no ano de **2002 (1168)**. Por fim, O **Sistema 4b** gerou o maior número de operações também no ano de **2009 (1397)** e o menor número de operações também no ano de **2003 (1169)**.

O Gráfico 3 nos mostra a consistência entre o número de operações geradas por sistema, considerando todo o período analisado, compreendido entre janeiro de 1999 e agosto de 2009. Os números variam bastante, mas isso não nos surpreende. Como era de se esperar, os **Sistemas 1 e 2** que são mais complexos e dependem não apenas de indicadores, mas também de padrões gráficos, geraram cada um deles aproximadamente **10%** do total de operações. O **Sistema 3**, que não depende de padrões gráficos, mas de 2 indicadores simultâneos, gerou aproximadamente **20%** das operações. Já o **Sistema 4** que depende apenas de 1 indicador gerou sozinho **60%** das operações. Isso comprova o que era esperado, ou seja, quanto mais complexo um sistema menor o número de operações geradas e vice versa.

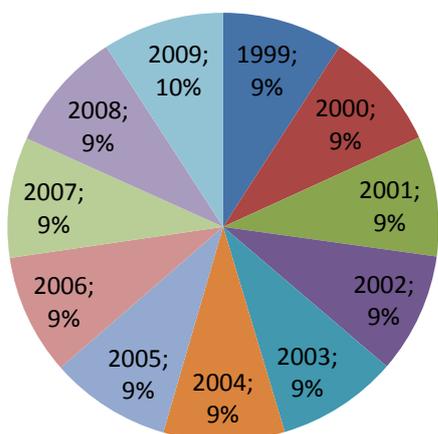


Gráfico 2 – Percentual do número de operações geradas, anualmente, nas 37 séries estudadas.

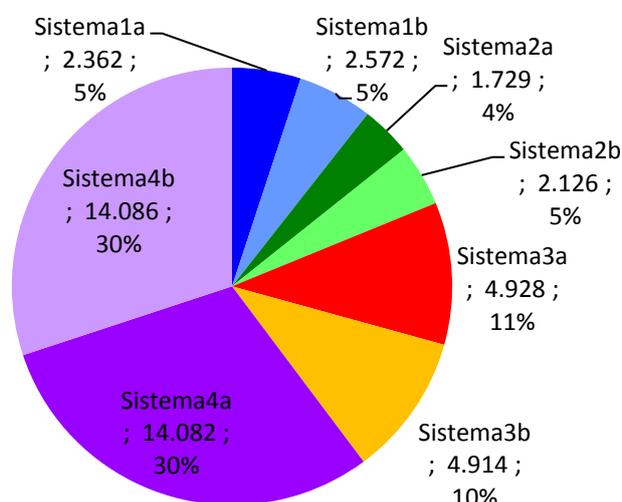


Gráfico 3 – Percentual do número de operações geradas, por sistema, nas 37 séries estudadas.

Ainda no Gráfico 3, pode-se observar que o **Sistema 1a** gerou **2.362 operações no total** o que corresponde a média de aproximadamente **215 operações por**

ano, enquanto que o **Sistema 1b** gerou **2.572 operações** o que corresponde a média de aproximadamente **234 operações por ano**. O **Sistema 2a** gerou **1.729 operações no total** o que corresponde a média de aproximadamente **157 operações por ano**, enquanto que o **Sistema 2b** gerou **2.126 operações** o que corresponde a média de aproximadamente **193 operações por ano**. O **Sistema 3a** gerou **4.928 operações no total** o que corresponde a média de aproximadamente **448 operações por ano**, enquanto que o **Sistema 3b** gerou **4.914 operações** o que corresponde a média de aproximadamente **447 operações por ano**. O **Sistema 4a** gerou **14.082 operações no total** o que corresponde a média de aproximadamente **1.280 operações por ano**, enquanto que o **Sistema 4b** gerou **14.086 operações** o que corresponde a média de aproximadamente **1.281 operações por ano**.

Em resumo, todos os sistemas se mostraram consistentes e geraram operações em todos os anos e o número de operações por sistema mostrou-se bastante consistente com a sua complexidade em todos os anos.

Os sistemas também demonstraram-se muito consistentes entre as séries analisadas. No Gráfico 4, apresentamos o número de operações geradas por sistema e série estudada. Observamos que todos os sistemas geraram operações em todas as séries. Além disso, o número de operações por sistema não variou muito entre as séries analisadas, confirmando uma grande estabilidade.

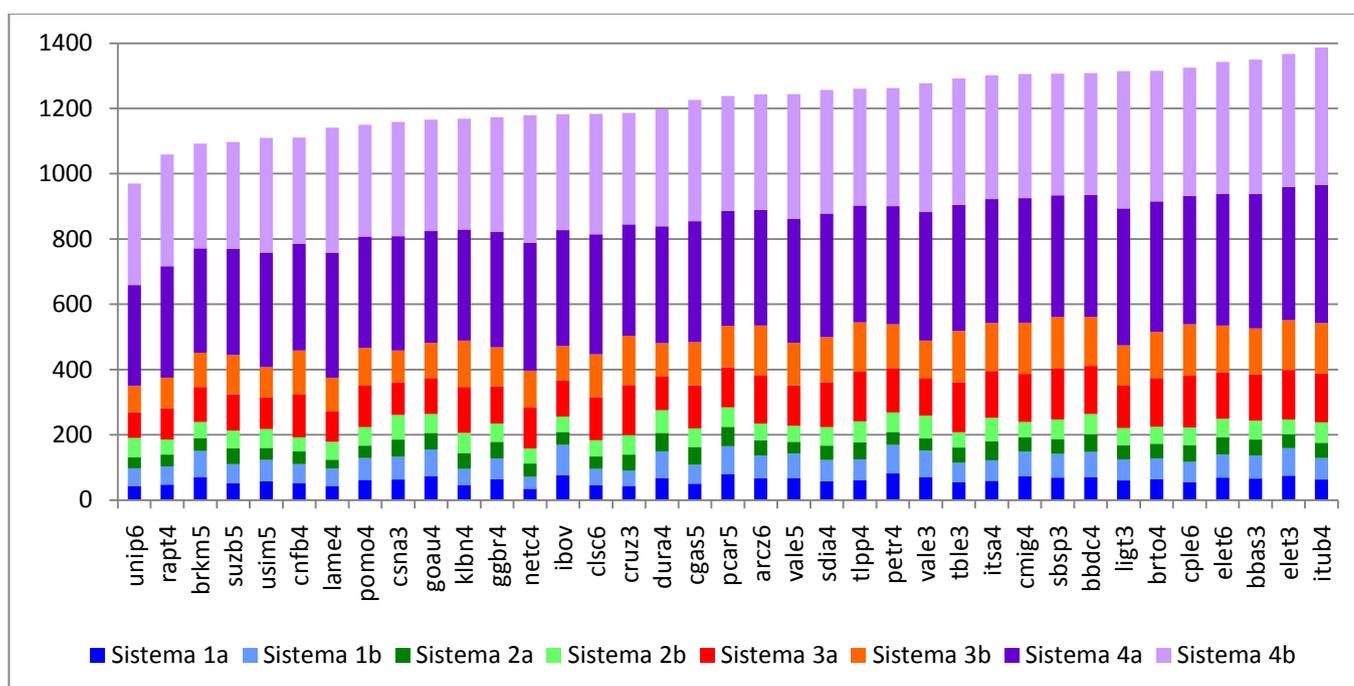


Gráfico 4 – Número de operações geradas por sistema e por série no período entre janeiro de 1999 e agosto de 2009.

O **Sistema 1a** gerou o maior número de operações na série **petr4** (82) e o menor número de operações na série **netc4** (35). O **Sistema 1b** gerou o maior número de operações na série **ibov** (92) e o menor número de operações na série **netc4** (36). O **Sistema 2a** gerou o maior número de operações na série **pcar5** (60) e o menor número de operações na série **lame4** (27). O **Sistema 2b** gerou o maior número de operações na série **csna3** (75) e o menor número de operações na série **cfnb4** (43). O **Sistema 3a** gerou o maior número de operações na série **sbsp3** (158) e o menor número de operações na série **unip6** (79). O **Sistema 3b** gerou o maior número de operações na série **cple6** (158) e o menor número de operações na série **unip6** (80). O **Sistema 4a** gerou o maior número de operações na série **itub4** (422) e o menor número de operações na série **unip6** (309). O **Sistema 4b** gerou o maior número de operações na série **itub4** (422) e o menor número de operações na série **unip6** (311).

Os gráficos 5 e 6 apresentam o número de operações geradas por sistema nas séries do **ibov** e **petr4** respectivamente e servem como exemplo para melhor visualizar esses resultados.

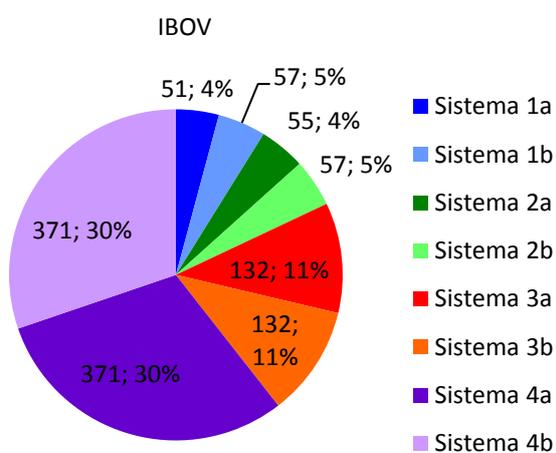


Gráfico 5 – Número e percentual de operações geradas por sistema na série do Ibovespa, no período entre janeiro de 1999 e agosto de 2009.

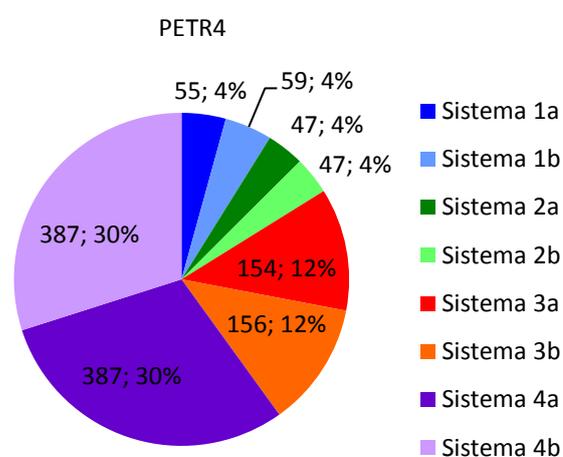


Gráfico 6 – Número e percentual de operações geradas por sistema na série da Petrobrás PN, no período entre janeiro de 1999 e agosto de 2009.

Observamos que de modo geral, o **Sistema1** corresponde a aproximadamente **14%** do total de operações geradas por série, o **Sistema2** corresponde a aproximadamente **8%** do total de operações geradas por série, o **Sistema3** corresponde a aproximadamente **20%** do total de operações geradas por série e o **Sistema4**

corresponde a aproximadamente **58%** do total de operações geradas por série. Esse resultado é muito próximo ao resultado obtido anteriormente ao analisar todas as séries conjuntamente.

Outra estatística observada foi que o **Sistema 1a** gerou em média **61 operações por série**, o que corresponde a aproximadamente **uma operação por série a cada 43 dias**, enquanto que o **Sistema 1b** gerou em média **67 operações por série**, o que é equivalente a aproximadamente **uma operação por série a cada 40 dias**. O **Sistema 2a** gerou em média **46 operações por série**, o que corresponde a aproximadamente **uma operação por série a cada 58 dias**, enquanto que o **Sistema 2b** gerou em média **56 operações por série**, o que é equivalente a aproximadamente **uma operação por série a cada 47 dias**. Os **Sistemas 3a e 3b** geraram em média **129 operações por série** cada um, o que corresponde a aproximadamente **uma operação por série a cada 20 dias**. Os **Sistemas 4a e 4b** geraram em média **368 operações por série** cada um, o que corresponde a aproximadamente **uma operação por série a cada 7 dias**.

Finalmente, a série **itub4** foi a que gerou o maior número de operações somando todos os sistemas (**1387**) e a série **unip6** foi a que gerou o menor número de operações somando todos os sistemas (**970**).

5.2. Principais estatísticas sobre os retornos, a duração das operações e a eficiência dos sistemas

Para cada um dos sistemas estudados, a Tabela 1 apresenta algumas das principais estatísticas referentes às séries originais, considerando a média de todas as 37 séries analisadas no período de janeiro de 1999 a agosto de 2009.

As colunas contêm para cada sistema, respectivamente: o retorno médio obtido durante o período todo de nossa análise (2641 dias úteis), a duração média das operações em número de dias (tempo entre o dia de entrada e de saída da posição), o retorno médio diário (retorno médio do período dividido pela duração média das operações), o percentual de operações com lucro, o número de operações geradas e o retorno médio por operação.

Tabela 1 - Principais estatísticas sobre os retornos, a duração das operações e a eficiência dos sistemas aplicados as 37 séries originais estudadas no período de janeiro de 1999 a agosto de 2009.

Sistemas	Retorno médio no período todo (em %)	Duração média das operações (em nº dias)	Retorno médio diário (em %)	% de operações com lucro	Número de operações	Retorno médio por operação (em %)
Sistema 1a	9.6%	12.2	0.78%	50.7%	214	0.0448%
Sistema 1b	-7.4%	9.3	-0.80%	51.8%	233	-0.0320%
Sistema 2a	225.1%	30.9	7.29%	49.8%	157	1.4336%
Sistema 2b	105.0%	19.5	5.39%	50.1%	193	0.5441%
Sistema 3a	65.8%	12.8	5.14%	42.6%	447	0.1471%
Sistema 3b	-23.7%	12.2	-1.95%	42.7%	446	-0.0532%
Sistema 4a	1.0%	5.5	0.18%	39.5%	1,279	0.0008%
Sistema 4b	-55.5%	4.8	-11.67%	39.4%	1,279	-0.0434%

Observa-se que em todos os sistemas, a forma agressiva superou a forma conservadora em rentabilidade média no período analisado. Isso está de acordo com a teoria *Capital Asset Price Model* (CAPM) onde quanto maior o risco corrido, maior o retorno obtido. Todos os sistemas obtiveram retornos médios positivos em pelo menos uma das formas e todos eles obtiveram retornos médios positivos em suas formas agressivas. Apenas os Sistemas 1b, 3b e 4b apresentaram prejuízos. O sistema que mostrou-se mais rentável foi o **Sistema 2a**, que proporcionou uma rentabilidade de **225% no período** analisado, equivalente a **11,9% ao ano**. Em seguida, ficou o **Sistema 2b** com uma rentabilidade de **105% no período**, equivalente a **7,09% ao ano** e depois o **Sistema 3a** que rendeu **65,8% no período**, equivalente a **4,94% ao ano**. Já o **Sistema 4b** foi o menos rentável, com **prejuízo de 55% no período**, o equivalente a **-4,27% ao ano**. Em seguida temos o **Sistema 3b** com **prejuízo de 23,7% no período** o que corresponde a **-2,05% ao ano**. Nota-se que os sistemas mais complexos, o Sistema 1, 2 e 3 mostraram-se mais rentáveis que o Sistema 4 que é o mais simples de todos eles.

Quanto a duração das operações, observamos que em todos os sistemas a forma agressiva é mais longa que a forma conservadora, o que faz sentido de acordo com os parâmetros de cada uma. A duração média de cada sistema variou bastante, o que também não nos surpreendeu, sendo que o Sistema 2a, com duração mais longa, apresentou média de aproximadamente 31 dias nas suas operações e o Sistema 4b, com duração mais curta, apresentou média de aproximadamente 5 dias nas suas operações.

A relação entre as duas análises acima nos dá a rentabilidade média diária por sistema, sendo que o Sistema 2a obteve o melhor retorno médio diário com 7,29%, enquanto que o Sistema 4b apresentou prejuízo médio de -11,67% ao dia.

A quarta coluna da Tabela 1 mostra a **proporção de operações com lucro** em cada sistema. Observa-se um equilíbrio muito grande entre operações com lucro e prejuízo nos **Sistemas 1 e 2**, ficando ambos muito próximos a **50% de erros e acertos**. Curioso nessa análise foi o **Sistema 3a**, que com apenas **42,6% de acertos** gerou um lucro de aproximadamente 66% ou 4,94% ao ano. Ou seja, o lucro de uma entrada certa nesse sistema é maior que o prejuízo de uma entrada errada. Assim, mesmo com um número de entradas certas inferior a 50%, o Sistema 3a mostrou-se bastante rentável na média. Pode-se dizer o mesmo a respeito dos Sistemas 2a e 2b, que acertaram aproximadamente 50% das operações, mas geraram retornos de 225% e 105% respectivamente.

Por fim, inserimos novamente, na penúltima coluna da Tabela 1, o número de operações geradas por cada sistema, já analisado detalhadamente no início desse capítulo, com o intuito de facilitar a visualização do retorno médio por operação obtido através da razão entre o retorno médio e o número de operações no período. O Sistema 2a apresentou o maior retorno médio por operação (1,43%) enquanto que o Sistema 3b apresentou o menor (-0,053%).

5.3. Outras estatísticas dos sistemas

A Tabela 2 apresenta outras estatísticas para cada um dos sistemas estudados, referentes às séries originais, considerando a média de todas as 37 séries analisadas no período de janeiro de 1999 a agosto de 2009.

As colunas contêm para cada sistema, respectivamente: a operação de maior retorno no período analisado em porcentagem, a operação de menor retorno no período analisado em porcentagem, a operação de maior retorno médio diário em porcentagem e a operação de menor retorno médio diário em porcentagem.

Tabela 2 - Outras estatísticas dos sistemas aplicados as 37 séries originais estudadas no período de janeiro de 1999 a agosto de 2009.

Sistemas	Operação de maior retorno no período (em %)	Operação de menor retorno no período (em %)	Operação de maior retorno médio diário (em %)	Operação de menor retorno médio diário (em %)
Sistema 1a	82.7%	-10.1%	2.93%	-9.46%
Sistema 1b	34.1%	-10.1%	3.49%	-9.46%
Sistema 2a	551.6%	-44.3%	5.14%	-13.70%
Sistema 2b	73.8%	-44.3%	5.89%	-13.70%
Sistema 3a	312.9%	-41.3%	3.19%	-20.65%
Sistema 3b	63.4%	-41.3%	5.46%	-20.65%
Sistema 4a	106.5%	-32.5%	9.92%	-32.24%
Sistema 4b	58.7%	-62.3%	10.59%	-32.24%

Essas estatísticas mostram como os sistemas se comportam nos seus extremos, ou seja, nos dão uma idéia da volatilidade dos sistemas. Observa-se que as operações geradas pelo Sistema 2a produziram retornos que variaram de 551,6% a -44,3%, sendo esse o sistema mais volátil. O sistema menos volátil foi o Sistema 1b, cujas operações variaram de 34,1% a -10,1%. O Gráfico 7 auxilia a visualização desses resultados.

Através do Gráfico 7 pode-se observar outro resultado curioso. Todos os sistemas em suas formas agressivas mostraram-se muito mais voláteis do que em suas formas conservadoras. Além disso, com exceção do Sistema 4b, todos os demais apresentaram resultados extremos positivos bastante superiores aos resultados extremos negativos. Isso não nos surpreende, já que ao utilizarem *stop loss*, os sistemas limitam as perdas, mas não os ganhos.

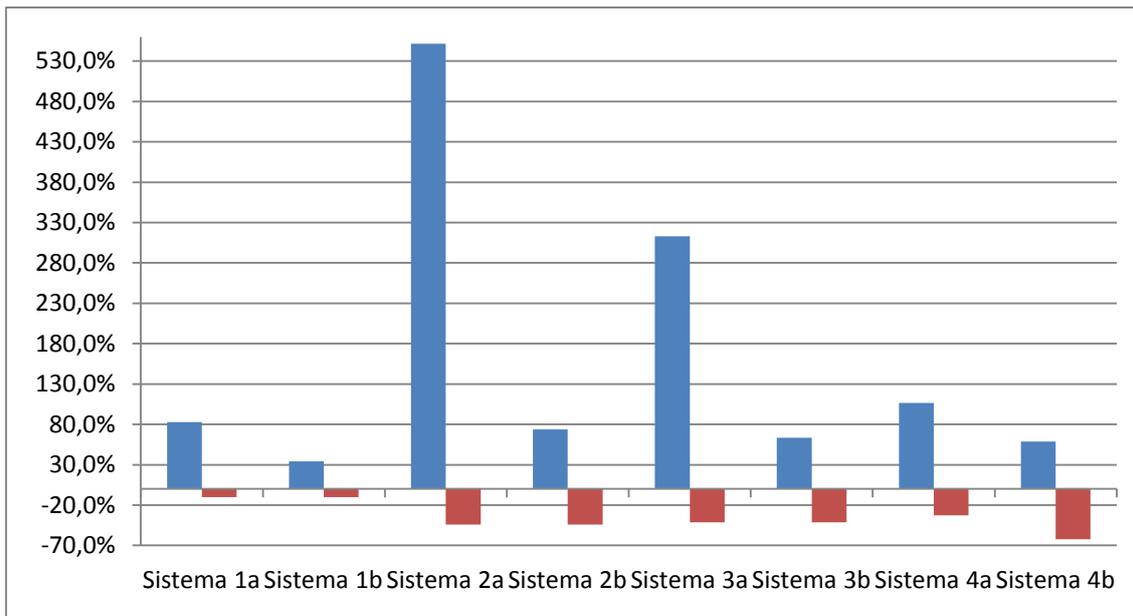


Gráfico 7 – Operações de maior e menor retorno médio geradas por sistema no período entre janeiro de 1999 e agosto de 2009.

Com relação aos retornos médios diários, o Sistema mais volátil foi o Sistema 4b, cujas operações variaram de 10,59% a -32,24%, enquanto que o Sistema 1a foi o mais constante, produzindo operações que variaram de 2,93% a -9,46%. O Gráfico 8 auxilia a visualização desses resultados.

Inversamente que na análise anterior, quando os retornos médios diários extremos são estudados, observa-se que todos os sistemas em suas formas conservadoras apresentaram maior volatilidade. Também contrariando a análise anterior, todos os sistemas em ambas as formas apresentaram retornos médios diários extremos negativos muito maiores que positivos. Isso também não é surpreendente, uma vez que tratando-se de retornos médios diários, deve-se dividir o retorno médio da operação pela duração em dias da mesma.

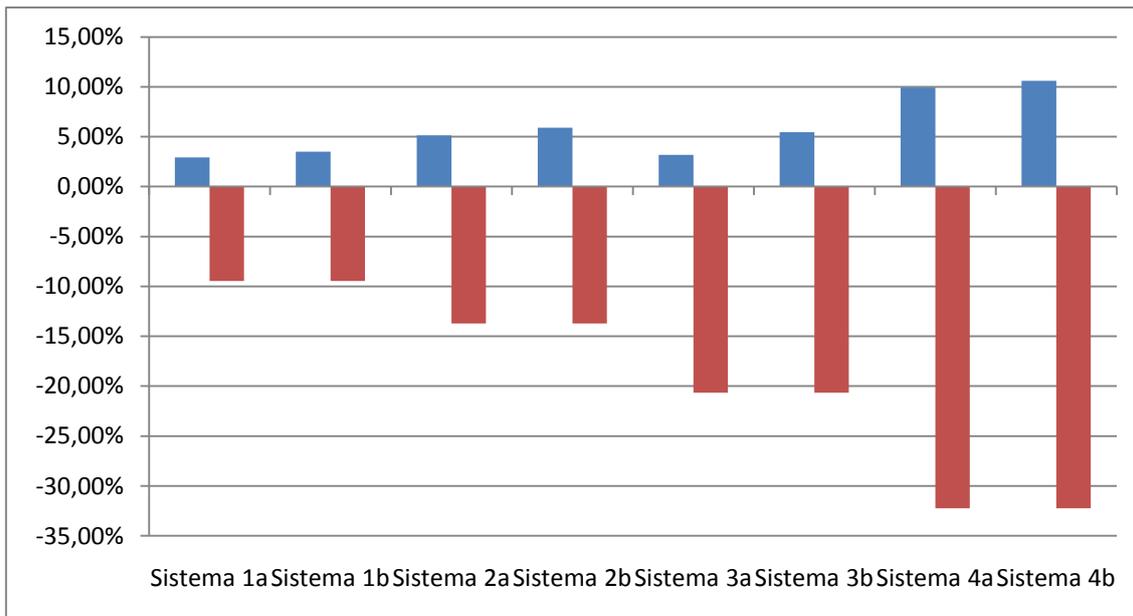


Gráfico 8 – Operações de maior e menor retorno médio diário geradas por sistema no período entre janeiro de 1999 e agosto de 2009.

Como estamos analisando retornos médios diários extremos, provavelmente os casos extremos negativos são os casos onde a operação foi "stopada" no dia seguinte após sua entrada. Enquanto que os casos positivos, provavelmente são os casos onde os sistemas acertaram uma boa tendência e o retorno médio da operação foi dividido por um número maior de dias, diluindo assim o retorno médio em base diária.

5.4. Significância estatística dos resultados

Conforme apresentado no Capítulo 4, quando descrevemos os modelos e metodologia, é possível identificar a distribuição empírica dos retornos dos sistemas através da metodologia *Bootstrap*, também apresentada anteriormente. A partir dessa distribuição, é possível definir intervalos de confiança para testar a hipótese nula, objeto de estudo dessa dissertação, de que os sistemas testados não são capazes de prever o comportamento futuro dos ativos analisados através apenas dos preços passados, o que está de acordo com a HEM em sua forma fraca.

Segundo estudos anteriores, conforme também apresentado anteriormente neste trabalho, o número de 1000 séries artificiais para cada série original é suficiente para determinar a distribuição empírica do retorno dos sistemas estudados. O Gráfico 9 traz um exemplo, utilizando a série ibov.

Observa-se facilmente que a partir de 400 simulações os valores não variam muito quando o Sistema 1a é aplicado sobre a série ibov. Isso sugere que um número entre 400 e 500 simulações já seria suficiente para determinar a distribuição dos retornos dos sistemas aplicados às séries simuladas.

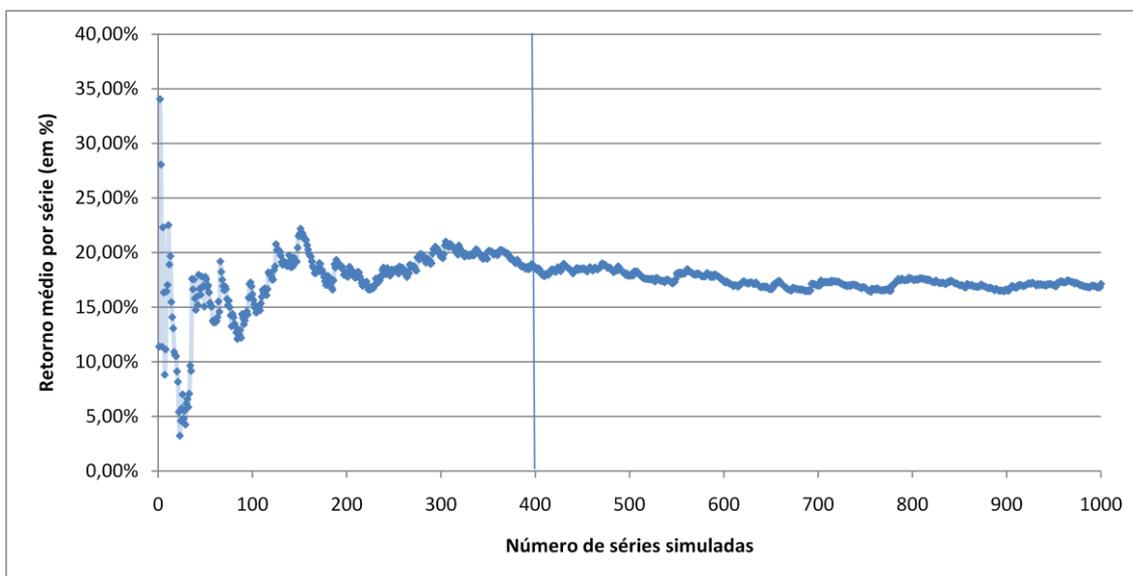


Gráfico 9 – Número de simulações *Bootstrap* necessárias para a convergência do retorno médio por série aplicando o Sistema 1a sobre a série ibov.

Finalmente, a Tabela 3 traz o percentual de séries simuladas via *Bootstrap* por sistema cujos retornos obtidos foram superiores aos retornos obtidos quando os mesmos sistemas foram aplicados às séries originais e também o retorno médio obtido por cada sistema durante todo o período analisado.

Tabela 3 - Percentual de simulações *Bootstrap* cujos retornos superaram os retornos das séries originais por sistema.

Sistemas	Retorno médio no período todo (em %)	% de séries simuladas com retornos superiores aos das séries originais
Sistema1a	9.6%	31.3%
Sistema1b	-7.4%	32.0%
Sistema2a	225.1%	21.7%
Sistema2b	105.0%	32.0%
Sistema3a	65.8%	17.6%
Sistema3b	-23.7%	24.3%
Sistema4a	1.0%	41.5%
Sistema4b	-55.5%	41.6%

Conforme tratado antes, construímos intervalos de confiança de 95% através do método de percentís. Isso consiste simplesmente em excluir da média dos retornos das 1000 séries artificiais de cada ativo estudado as 50 séries, ou 5%, de maior retorno. Ou seja, comparamos os retornos obtidos por cada sistema aplicados às séries originais dos ativos estudados com os retornos de cada sistema aplicados às 950 séries artificiais com os menores retornos, dentre 1000 simulações.

Um fato relevante sobre a análise do percentual de séries simuladas que obtiveram retornos médios superiores aos retornos médios das séries originais foi que em média, para os Sistemas 1, 2 e 3, 25% das séries simuladas superaram os retornos das séries originais. Esse número cai ainda mais, para aproximadamente 20%, para os Sistemas 2a e 3a. No Sistema 4 esse número aumenta para aproximadamente 40%.

Esses números são bastante importantes para este trabalho, uma vez que demonstram que os algoritmos, quando aplicados as séries originais, apresentam retornos superiores aqueles obtidos quando aplicados as séries simuladas numa proporção consideravelmente maior, entre 17% e 32%, principalmente nos sistemas mais elaborados. Apenas no Sistema 4, que é um sistema muito simples e menos elaborado, essa proporção cai para 40%. O Gráfico 10 facilita a visualização desses resultados.

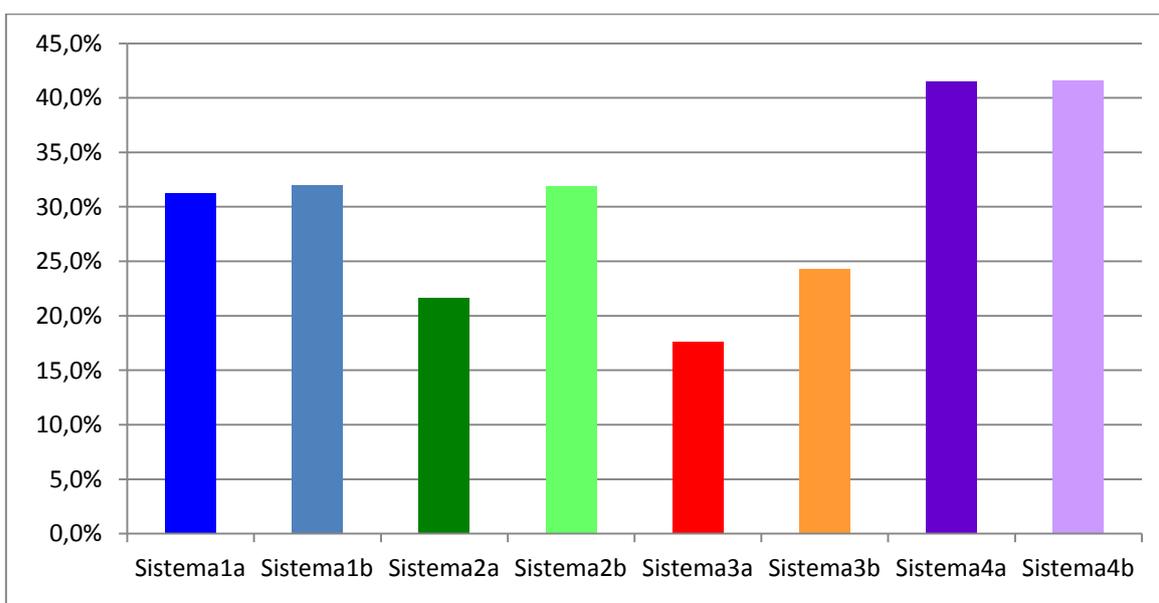


Gráfico 10 – Percentual de simulações *Bootstrap* cujos retornos superaram os retornos das séries originais por sistema.

Dos sistemas que geraram retornos médios positivos no período analisado, o **Sistema 3a** mostrou-se o mais consistente estatisticamente, sendo que apresentou um **retorno médio de 65,8% no período** e das 1000 séries simuladas, **176 (17,6%) superaram o retorno das séries originais**. E seguida o **Sistema 2a** apresentou um **retorno médio de 225,1% no período** e **21,7% (217) das séries simuladas ultrapassaram o retorno das séries originais**. O **Sistema 1a** apresentou um **retorno médio de 9,6% no período** e **31,3% (313) das séries simuladas ultrapassaram o retorno das séries originais**. O **Sistema 2b** apresentou um **retorno médio de 105% no período** e **32,0% (320) das séries simuladas ultrapassaram o retorno das séries originais**. O **Sistema 4a** apresentou um **retorno médio de 1% no período** e **41,5% (415) das séries simuladas ultrapassaram o retorno das séries originais**.

Esses números indicam que principalmente os Sistemas 1, 2 e 3, apresentam certo poder de previsão, sendo que em média apenas 25% das séries simuladas superam os retornos obtidos pelas séries originais. Porém, esse número fica muito aquém do necessário para rejeitarmos a hipótese nula de que a HEM em sua forma fraca é válida.

Para rejeitar a nossa hipótese nula, um sistema deveria ter no máximo 50 (5%) séries simuladas com retornos superiores aos das séries originais, estando assim dentro do intervalo de 95% de confiança. O melhor número que atingimos foi 17,6% de confiança para o Sistema 3a.

Dessa forma **não rejeitamos a hipótese nula** e, conseqüentemente, **não podemos afirmar que a análise técnica, através dos sistemas testados, é capaz de gerar estratégias de investimento lucrativas dentro de um nível de significância de 95%.**

6. CONCLUSÕES, LIMITAÇÕES E SUGESTÕES

Este trabalho procurou dar continuidade a uma gama ainda muito restrita de publicações sobre análise técnica, um tema que vem ganhando muito espaço atualmente. De forma inédita para o mercado brasileiro de ações, este trabalho explorou 4 sistema técnicos de *trading* que funcionam de forma muito semelhante, se não idêntica, a maneira como a análise técnica é aplicada no meio profissional.

Em todos os sistemas estudados, procurou-se limitar as perdas através de *stop loss*, explorar ao máximo a continuidade das tendências através do *trailing stop*,

gerenciar o risco das operações através de filtros e controlar diversos fatores que analistas técnicos profissionais levam e conta em suas decisões de investimento. Aplicou-se um custo bastante elevado, de 0,15% do montante de cada operação por transação, um valor muito coerente com as taxas de mercado aplicadas hoje em dia para pessoas físicas. Ademais, os Sistemas 1 e 2 utilizaram-se não só de padrões gráficos, mas também misturaram indicadores de momento, osciladores e volume a esses padrões.

Os resultados encontrados não permitiram rejeitar a hipótese nula de que a HEM em sua forma fraca é válida. Ou seja, não foi possível demonstrar empiricamente com 95% de significância que os sistemas possuem poder de previsibilidade futura observando-se apenas informações passadas. Através da metodologia de *Bootstrap* em blocos sem repetição, comprovou-se que é possível obter os mesmos retornos que aqueles obtidos pelas séries originais através de um *Random Walk* numa razão de aproximadamente 25% para os Sistemas 1, 2 e 3 e 40% para o Sistema 4.

No entanto, esses números não significam que a análise técnica não tenha nenhum valor. Pelo contrário, apesar de os resultados não serem suficientes para uma comprovação empírica igual ou superior a 95% de significância, um dos sistemas obteve retornos superiores a 225% (aproximadamente 12% ao ano) e só foi superado pelo *Random Walk* em 21% dos casos. Outros sistemas também mostraram-se bastante lucrativos, com retornos aproximados entre 105% e 10% no período e um grau significância de aproximadamente 25% cada um.

Cabe ressaltar que na tentativa de aproximar nossa análise ao máximo da realidade, utilizamos uma técnica de *bootstrap* modificada, onde as séries simuladas foram criadas rearranjando os retornos das séries originais e não seus valores absolutos. Isso gerou séries muito semelhantes às originais. Possivelmente essas séries simuladas carregaram uma dependência muito grande das séries originais, o que pode ter contribuído para a não rejeição da nossa hipótese nula.

Outra questão importante é que a análise técnica para ser bem aplicada necessita séries com um bom volume movimentado, digamos no mínimo 20 milhões de reais diariamente. O mercado brasileiro ainda é um mercado incipiente e pouquíssimas séries possuíam esse volume diário até o ano de 2004, e mais ainda, até a obtenção do *investment grade* concedido ao país em maio de 2008. Mesmo tendo escolhido as séries mais adequadas possíveis, os baixos volumes apresentados por elas, principalmente nos anos iniciais de nossa análise, podem distorcer os resultados.

Outra ressalva é que não foi possível considerar questões macro e micro econômicas nos sistemas aqui estudados. Na prática, muitos grafistas mesclam a análise técnica com a análise fundamentalista e acompanham indicadores econômicos antes de entrar em uma posição. Porém, isso envolve muita subjetividade aos modelos, tornando-se difícil incorporar essas questões aos sistemas. Isso reforça a necessidade da figura do *trader* na execução das operações, o que é contrário a automatização a 100%.

Uma última crítica a este trabalho é que por questões de confidencialidade e profissionalismo, uma vez que alguns sistemas aqui testados são de fato aplicados profissionalmente, não citamos os parâmetros nem os nomes exatos dos indicadores utilizados pelos sistemas. Utilizamos uma descrição generalista, mas suficiente para qualquer leitor compreender o tipo de sistema testado.

Finalmente, este trabalho não pretende de forma alguma esgotar o imenso campo de pesquisa aplicável sobre o tema análise técnica. Outros sistemas semelhantes ou totalmente diferentes a esses podem ser estudados, outras metodologias de construção de intervalos de confiança podem ser utilizadas, outras formas e metodologias de *Bootstrap* podem ser aplicadas, questões macro e micro econômicas podem ser inseridas aos sistemas e uma ampla gama de indicadores pode ser utilizada.

BIBLIOGRAFIA

ALLEN, F.; KARJALAINEN, R. (1999). Using Genetic Algorithms to Find Technical Trading Rules. **Journal of Financial Economics**, 51(2), 245-271.

APOLINÁRIO, Alessandro de Albuquerque; MEDEIROS, Daniyel Ferreira; CAPISTRANO, Emerson de Oliveira; ARAÚJO, Tiago Cóbe; DINIZ, Carlos E. Marinho. Fatores que inibem a participação dos pequenos investidores do Rio Grande do Norte no mercado de ações. **Revista da FARN**, Natal, v.5, n.1/2, p.63-75, jan./dez. 2006.

ASSAF NETO, A. **Mercado Financeiro**. São Paulo: Atlas, 2003.

BAPTISTA, R.F.F. e VALLS PEREIRA, P.L. Análise da Performance de Regras de Análise Técnica Aplicada ao Mercado Intradiário do Futuro do Índice Bovespa. Mimeo, Ibmecc São Paulo, 2006.

BERKOWITZ, J.; KILIAN, Lutz. "Recent Developments in Bootstrapping Time Series". **Econometric Reviews**, January 2000.

BLUME, Lawrence; EASLEY, David; O'HARA, Maureen. Market Statistics and Technical Analysis: The Role of Volume. **The Journal of Finance**, Vol. 49, No. 1 pp.153-181, Março, 1994.

BOAINAIN, Pedro Gabriel. "**Ombro-cabeça-ombro**": testando a lucratividade do padrão gráfico de análise técnica no mercado de ações brasileiro. São Paulo, 2007. 70p. **Dissertação** - Faculdade de Economia do IBMEC SÃO PAULO.

BOTELHO, Fausto A. Análise técnica e estratégia operacional, 2004.

BRANDÃO, Luiz. Processos estocásticos. 2009.

[<http://www.iag.puc-rio.br/~brandao/ADM2822/Aulas/Processos%20Estocasticos%20-%20Texto.pdf>].

BROCK, W., LAKONISHOK, J. e LEBARON, B. Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns, **Journal of Finance**, v.47, no. 5, p. 1731-1764, 1992.

BROWN, D. P., e JENNINGS, R. H. "On Technical Analysis." *Review of Financial Studies*, 2(1989):527-551.

BUENO, Rodrigo de Losso da Silveira. **Econometria das Séries Temporais**. São Paulo: (Cengage Learning), 2008.

CAMPBELL, J., LO, A.W. e MACKINLEY, A.C. **The Econometrics of Financial Markets**. Princeton: Princeton University Press, 1997.

CARLSTEIN, E. The Use of Subseries Methods for Estimating the Variance of a General Statistic from a Stationary Time Series. *The Annals of Statistics*, 14, 1171-1179, 1986.

CASTRO, Paulo R. Visualizando Projetos Regionais de Integração: Rumo ao Investment Grade. SR Rating.

[<http://www.iirsa.org/BancoMedios/Documentos%20PDF/Seminario%20Financiament%20PAULO%20RABELLO%20DE%20CASTRO.pdf>]

CAVALCANTE FILHO, F. S. MISUMI, J. Y. Mercado de Capitais. Belo Horizonte: CNBV. 4ª edição. 1998. 334 p.

CHAVES TUCCI, Daniel A.; KEYLER, Carvalho R. **Análise Técnica e Fundamentalista: Divergências, Similaridades e Complementariedades**, 2004.

CHICAROLI, R.; VALLS, P. L. Previsibilidade em Modelos de Ações. **Dissertação de Mestrado**, Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, São Paulo, Brasil, 2008.

DIAMOND, Douglas W.; e VERRECCHIA; Robert E. "Information Aggregation in a Noisy Rational Expectations Economy" **Journal of Financial Economics**, 1981, 9(3), pp. 221-35.

DONCHIAN, R. D. "High Finance in Copper." **Financial Analysts Journal**, (1960):133-142.

EFRON, B. Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife. **Annals of Statistics**, 7(1), 1–26, 1979.

EFRON, B., TIBSHIRANI, R.J. Bootstrap Methods for Standard Errors. Confidence Intervals and other Measures of Statistical Accuracy. *Statistical Science*, 1, 54-77, 1986.

ENDERS, Walter. **Applied Econometric Time Series**. 2nd Ed. 2004, (John Wiley & Sons, Inc).

FAMA, E.; BLUME, M. Filter rules and stock-market trading. **Journal of Business**, v.39, p.226-241, 1996.

FAMA, E.F. Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work, **Journal of Finance**, v. 25, p. 383-417, 1970.

FERREIRA, Leonardo A.S.; LUCINDA, Cláudio. Estudo da lucratividade de modelos de **ANÁLISE TÉCNICA** no mercado de câmbio brasileiro. São Paulo, 2008. **Dissertação** - Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas.

FIENBERG, Stephen E. Conflicts Between the Needs for Access to Statistical Information and Demands for Confidentiality. *Journal of Official Statistics*, Vol. 10, No. 2, pp. 115-132, 1994.

FISHER, R.A. The Design of Experiments. Oliver e Boyd, Edinburg, First Edition. 1935.

HALBERT, White. A reality check for data snooping. **Econometrica**, Vol. 68, No.5 (September, 2000), 1097-1126.

HALL, P., HOROWITZ, J.L., JING, B.Y. On Blocking Rules for the Bootstrap with Dependent Data. **Biometrika**, 82, 561-574, 1995.

HANSEN, Peter Reinhard. An unbiased test for superior predictive ability. **Working paper** No. 01-06, May 2001.

HAUGEN, R.A. Modern Investment Theory. 5^a ed. Nova Jersey: Prentice-Hall, 2001.

HELLWIG, M. "Rational Expectations Equilibrium with Conditioning on Past Prices: A Mean-Variance Example." *Journal of Economic Theory*, 26(1982):279-312.

IRWIN, S. H.; UHRIG, J. W. Do Technical Analysts Have Holes in Their Shoes? **Review of Research in Futures Markets**, 3(3), 264-277, 1984.

JENSEN, M.C. e BENINGTON, G.A. Random Walk and Technical Theories: Some Additional Evidence, **Journal of Finance**, v. 25, p. 469-482, 1970.

KUNSCH, H.R. The Jackknife and The Bootstrap for General Stationary Observations. *The Annals of Statistics*, 17, 1217-1241, 1989.

LEBARON, B. Technical Trading Rule Profitability and Foreign Exchange Intervention. **Journal of International Economics**, 49(1), 125-143, 1999.

LI, H., MADDALA, G.S. Bootstrapping Time Series Models. **Ecometric Reviews**, 15, 115-158, 1996.

LIMA, Eduardo J. A.; TABAK, Benjamin M. Building Confidence Intervals with Block Bootstraps for the Variance Ratio Test of Predictability. **Banco Central do Brasil Working Paper Series 151**, Novembro, 2007.

LIU, R.Y., SINGH, K. Moving Blocks Jackknife and Bootstrap Capture Weak Dependence. In LePage, R. And Billard, L. (orgs.), *Exploring the Limits of Bootstrap*, New York, John Wiley, 225-248, 1992.

LO, A.W.; MACKINLEY, A.C. Stock Market Prices do not Follow Random Walk: Evidence from a simple Specification Test. **Review of Finance Studies**, p.41-66, 1988.

MINARDI, Andrea Maria Accioly Fonseca. Retornos passados prevêm retornos futuros? **RAE-eletrônica**, v.3, n.2, Art. 14, jul./dez. 2004

NAKAMURA, Wilson T.; MENDONÇA, Patrícia C.P. A Hipótese de Eficiência de Mercado: Evidência da Forma Fraca na Bolsa de Valores de São Paulo. **Ensaio Finanças. VI Semead**.

NEELY, C.; WELLER, P.; DITTMAR, R. Is technical analysis in the foreign exchange market profitable? **Journal of Quantitative Analysis**, v.32, p.405-426, 1997.

NEELY, C. J. e WELLER, P. A. “Technical Trading Rules in the European Monetary System.” **Journal of International Money and Finance**, 18(1999):429-458.

NEELY, C. J. e WELLER, P. A. “Technical Analysis and Central Bank Intervention.” **Journal of International Money and Finance**, 20(2001):949-970.

NEFTCI, S. Naive trading rules in financial markets and Wiener-Kolmogorov predictions theory: a study of technical analysis. **Journal of Business**, v.64, p. 549-571, 1991.

NORDMAN, Daniel J.; LAHIRI, Soumendra N. Optimal Block Size for Variance Estimation by a Spatial Block Bootstrap Method. **The Indian Journal of Statistics Special Issue on Statistics in Biology and Health Sciences**, 2007, Volume 69, Part 3, pp. 468-493.

NORONHA, Márcio. Análise Técnica: Teorias, Ferramentas e Estratégias. Ed. **Editec**, 1998.

OBERLECHNER, T. Importance of Technical and Fundamental Analysis in the European Foreign Exchange Market. **International Journal of Finance and Economics**, 6(1), 81-93, 2001.

OSLER, C.L. e CHANG, P.H.K. Head and Shoulders: Not Just a Flake Pattern, **Federal Reserve Bank of New York staff report 4**, 1995.

PARK, C.-H.; IRWIN, S. H. “The Profitability of Technical Trading Rules: A Review. **AgMAS Project Research Report**, 04, 2004.

PARK, C.-H.; IRWIN, S. H. A Reality Check on Technical Trading Rule Profits in US Futures Markets. **Conference on Applied Commodity Price Analysis, Forecasting, and Market Risk Management**, St. Louis, Missouri, Abril, 2005.

POLITIS, D.N., ROMANO, J.P. The Stationary Bootstrap. **Journal of the American Statistical Association**, 89(2), 1303-1313, 1994.

POLITIS, D.N., ROMANO, J.P. A Circular Block-Resampling Procedure for Stationary Data. In LePage R. e Billard L. (orgs.), Exploring the Limits of Bootstrap, New York, John Wiley, 263-270. 1992.

POLITIS, D.N., WHITE, H. Automatic Block-Length Selection for the dependent bootstrap. **Econometric Reviews**, 23. 53-70.

QUENOUILLE, M.H. Approximate Tests of Correlation in Time-Series. Journal of the Royal Statistical Society, 11, 68-84, 1949.

SACHETIM, Henrique M. **Análise Técnica**: estudo da confiabilidade dos principais indicadores de análise técnica, aplicados as ações mais negociadas na Bovespa no período de 1995 a 2005. **Dissertação** (Mestrado em Administração) - Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2006.

SAFFI, P.A.C. Análise Técnica - Sorte ou Realidade? **Revista Brasileira de Economia**, v.57(4), p.953-974, Outubro-Dezembro, 2003.

SAMUELSON, P. A. "Proof That Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly." **Industrial Management Review**, 6(1965):41-49.

SHI, Y.; SHI, Z. Clustering Based Stocks Recognition. 2006.

SINGH, K. On the Asymptotic Accuracy of Efron`s Bootstrap. **The Annals of Statistics**, 9, 1187-1195. 1981.

SMIDT, S. Amateur Speculators. Ithaca, NY: Graduate School of Business and Public Administration, Cornell University, 1965a.

SMIDT, S. "A Test of Serial Independence of Price Changes in Soybean Futures." **Food Research Institute Studies**, 5(1965b):117-136.

STEWART, B. "An Analysis of Speculative Trading in Grain Futures." **Technical Bulletin**, No. 1001, US Department of Agriculture, Washington, D.C., 1949.

STONE, M. Cross-validation and multinomial prediction. **Biometrika**. 61: 509-515. 1974.

SULLIVAN, R., TIMMERMANN, A. e WHITE, H. Data-Snooping, Technical Trading Rules and The Bootstrap, **Journal of Finance**, v. 54, p. 1647-1692, 1999.

SWEENEY, R. J. Beating the Foreign Exchange Market. **Journal of Finance**, 41(1), 163- 182, 1986.

TREYNOR, J.; FERGUSON, R. In defense of technical analysis. **The Journal of Finance**. v.XL, N.03, 1985.

WU, C.F.J. Jackknife, Bootstrap and other Resampling Methods in Regression Analysis. *The Annals of Statistics*, 14. 1261-1295. 1986.

WUENSCH, K. L. Kurtosis. In B. S. Everitt & D. C. Howell (Eds.). **Encyclopedia of statistics in behavioral science** (pp. 1028 - 1029). Chichester, UK: Wiley. 2005.

WUENSCH, K. L. Skewness. In B. S. Everitt & D. C. Howell (Eds.). **Encyclopedia of statistics in behavioral science** (pp. 1855 - 1856). Chichester, UK: Wiley. 2005.

ANEXO 1 – Ações que compõe a base de dados:

N	TICKER	EMPRESA
1	ARCZ6	Aracruz PNB
2	BBAS3	Banco do Brasil ON
3	BBDC4	Bradesco PN
4	BRFS3	Brasil Foods ON
5	BRKM5	Braskem PNA
6	BRT04	Brasil Telecom PN
7	CGAS5	Comgas PNA
8	CLSC6	Celesc PNB
9	CMIG4	Cemig PN
10	CNFB4	Confab PN
11	CPLE6	Copel PNB
12	CRUZ3	Souza Cruz ON
13	CSNA3	Sid Nacional ON
14	DURA4	Duratex PN
15	ELET3	Eletróbrás ON
16	ELET6	Eletróbras PN
17	GGBR4	Gerdau PN
18	GOAU4	Gerdau Met PN
19	IBOV	Índice Bovespa
20	ITSA3	Itaú S/A ON
21	ITUB4	Itaú Unibanco PN
22	KLBN4	Klabin S/A PN
23	LAME4	Lojas Americanas PN
24	LIGT3	Light S/A ON
25	NETC4	Net PN
26	PCAR5	P. Açúcar CBD PN
27	PETR4	Petrobras PN
28	POMO4	Marcopolo PN
29	RAPT4	Randon Part PN
30	SBSP3	Sabesp ON
31	SUZB5	Suzano Papel PNA
32	TBLE3	Tractebel ON
33	TLPP4	Telesp PN
34	UNIP6	Unipar PNB
35	USIM5	Usiminas PNA
36	VALE3	Vale R Doce PNA
37	VALE5	Vale R Doce PNA

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)