

Pedro Gabriel Boainain

**“OMBRO-CABEÇA-OMBRO”: TESTANDO A
LUCRATIVIDADE DO PADRÃO GRÁFICO DE ANÁLISE
TÉCNICA NO MERCADO DE AÇÕES BRASILEIRO**

São Paulo
2007

Pedro Gabriel Boainian

“Ombro-Cabeça-Ombro”: testando a lucratividade do padrão gráfico de análise técnica no mercado de ações brasileiro

Dissertação apresentada no Mestrado Profissional em Economia, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Economia do IBMEC SÃO PAULO.

Área de conhecimento: Finanças

Orientador: Prof. Pedro Luiz Valls Pereira
IBMEC SÃO PAULO

**São Paulo
2007**

Boainain, Pedro Gabriel

“Ombro-Cabeça-Ombro”: testando a lucratividade do padrão gráfico de análise técnica no mercado de ações brasileiro / Pedro Gabriel Boainain. – São Paulo: IBMEC SÃO PAULO, 2007.

70 p.

Dissertação: Faculdade de Economia e Administração.
IBMEC SÃO PAULO.

Orientador: Prof. Dr. Pedro Luiz Valls Pereira

1. Análise Técnica 2. Análise Gráfica 3. Ombro-Cabeça-Ombro

Pedro Gabriel Boainain

“Ombro-Cabeça-Ombro”: testando a lucratividade do padrão gráfico de análise técnica no mercado de ações brasileiro

Aprovado em Abril 2007

Dissertação apresentada no Mestrado Profissional em Economia, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Economia do Ibmec São Paulo.

Área de conhecimento: Finanças

Orientador: Prof. Dr. Pedro Luiz Valls Pereira
IBMEC SÃO PAULO

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Pedro Luiz Valls Pereira
Orientador

Prof. Dr. Rinaldo Artes
Examinador

Prof. Dr. Marco Antonio Cesar Bonomo
Examinador

Agradecimentos

Ao professor Pedro Valls, quem, mesmo diante de um assunto tão controverso, aceitou me orientar, dando-me contribuições e críticas precisas, as quais me permitiram transformar idéias pouco convencionais em um trabalho empírico rigoroso com contribuições para o melhor entendimento das razões dos sucessos e insucessos da Análise Técnica.

Aos demais professores que, com sua experiência e sabedoria, contribuíram para o meu desenvolvimento intelectual ao longo desses mais de dois anos. Agradeço também aos excepcionais colegas de classe, que tornaram esse tempo de muito esforço e privações em uma época agradável e divertida, na qual a amizade, a troca de conhecimentos e a colaboração foram marcantes.

Agradeço também à minha família, que me educou, deu e me dá todo o suporte emocional para que eu alcance meus objetivos. E, em especial, à minha noiva Regiane, que esteve muito próxima, mesmo distante, que me reergueu, ouviu, compreendeu e apoiou e que ainda, com muita paciência e competência, ajudou a revisar o texto deste trabalho.

Dedicatória

Ao meu pai, onde estiver!

Resumo

Boainain, Pedro Gabriel. “Ombro-Cabeça-Ombro”: testando a lucratividade do padrão gráfico de análise técnica no mercado de ações brasileiro. São Paulo, 2007. 70 p. Dissertação – Faculdade de Economia do IBMEC SÃO PAULO.

A partir de uma adaptação da metodologia de Osler e Chang (1995), este trabalho avalia, empiricamente, a lucratividade de estratégias de investimento baseadas na identificação do padrão gráfico de Análise Técnica Ombro-Cabeça-Ombro no mercado de ações brasileiro. Para isso, foram definidas diversas estratégias de investimento condicionais à identificação de padrões Ombro-Cabeça-Ombro (em suas formas padrão e invertida), por um algoritmo computadorizado, em séries diárias de preços de 47 ações no período de janeiro de 1994 a agosto de 2006. Para testar o poder de previsão de cada estratégia, foram construídos intervalos de confiança, a partir da técnica *Bootstrap* de inferência amostral, consistentes com a hipótese nula de que, baseado apenas em dados históricos, não é possível criar estratégias com retornos positivos. Mais especificamente, os retornos médios obtidos por cada estratégia nas séries de preços das ações, foram comparados àqueles obtidos pelas mesmas estratégias aplicadas a 1.000 séries de preços artificiais - para cada ação - geradas segundo dois modelos de preços de ações largamente utilizados: *Random Walk* e E-GARCH. De forma geral, os resultados encontrados mostram que é possível criar estratégias condicionais à realização dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro com retornos positivos, indicando que esses padrões conseguem capturar nas séries históricas de preços de ações sinais a respeito da sua movimentação futura de preços, que não são explicados nem por um *Random Walk* e nem por um E-GARCH. No entanto, se levados em consideração os efeitos das taxas e dos custos de transação, dependendo das suas magnitudes, essas conclusões somente se mantêm para o padrão na sua forma invertida.

Palavras-chave: Osler e Chang, Análise Técnica, Análise Gráfica, Ombro-Cabeça-Ombro, *Bootstrap*, estratégia de investimento, *Random Walk*, E-GARCH.

Abstract

Boainain, Pedro Gabriel. Head and Shoulders: testing the Technical Analysis Chart Pattern Profitability in the Brazilian Stock Market. São Paulo, 2007. 70 p. Monograph – Faculdade de Economia do IBMEC SÃO PAULO.

Starting from an adapted version of Osler and Chang (1995) methodology, this article empirically evaluates the profitability of investment strategies based on identification of the Head and Shoulders chart pattern in the Brazilian stock market. For that purpose, several investment strategies conditioned by the identification of the Head and Shoulders pattern (in its basic and inverted forms) by a computer algorithm in daily price series of 47 stocks from January 1994 to August 2006 were defined. Confidence intervals consistent with the null hypothesis that no strategies with positive returns can be based only on historical data were constructed using the Bootstrap sample inference technique in order to test the predictive power of each strategy. More specifically, the mean returns obtained by each strategy when applied to the stocks price series were compared to those obtained by the same strategies when applied to 1.000 artificial price series - for each stock - generated by two widely used stock price models: Random Walk and E-GARCH. Overall, our results show that it is possible to create strategies conditioned by the occurrence of Head and Shoulders, with positive returns, which indicates that these patterns can capture from stock historical prices some signals about their future price trend which are neither explained by a Random Walk nor by an E-GARCH. Nevertheless, when the effects of taxes and transaction costs are considered, depending on their magnitude, these conclusions are maintained only for the pattern in its inverted form.

Keywords: Osler and Chang, Technical Analysis, Charting, Head and Shoulders, Bootstrap, investment strategy, Random Walk, E-GARCH.

Sumário

<i>Introdução.....</i>	<i>11</i>
<i>1 A Análise Técnica e o Padrão Ombro-Cabeça-Ombro</i>	<i>14</i>
<i>1.1 A Análise Técnica.....</i>	<i>14</i>
<i>1.2 O Padrão Ombro-Cabeça-Ombro</i>	<i>15</i>
<i>2 Revisão da Literatura</i>	<i>19</i>
<i>2.1 Estudos sobre Padrões Gráficos</i>	<i>20</i>
2.1.1 Osler e Chang (1995), Head and Shoulders: Not Just a Flaky Pattern	20
2.1.2 Lo, Mamaysky e Wang (2000), Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation	22
2.1.3 Savin, Weller e Zvingelis (2006), The Predictive Power of “Head-and-Shoulders” Price Patterns in the U.S. Stock Market.....	23
<i>2.2 Estudos Representativos de Bootstrap e Data Snooping</i>	<i>24</i>
2.2.1 Brock, Lakonishok e LeBaron (1992), Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns	24
2.2.2 Sullivan, Timmermann e White (1999), Data-Snooping, Technical Trading Rule Performance, and the Bootstrap.....	25
<i>2.3 Estudos Aplicados aos Mercados Brasileiros</i>	<i>26</i>
<i>3 Dados e Metodologia</i>	<i>27</i>
<i>3.1 Dados.....</i>	<i>27</i>
<i>3.2 Metodologia</i>	<i>27</i>
3.2.1 Identificação dos Padrões Ombro-Cabeça-Ombro.....	28
3.2.2 Definição das Estratégias de Investimento	33
3.2.3 Avaliação da Significância Estatística dos Resultados	37
<i>4 Análises dos Resultados.....</i>	<i>41</i>
4.1 Padrões Gráficos Identificados	41
4.2 Retornos das Estratégias de Investimento	44
4.3 Significância Estatística dos Resultados	48
<i>Conclusão.....</i>	<i>62</i>
<i>Referências bibliográficas.....</i>	<i>64</i>
<i>Apêndice 1 Padrões Gráficos Identificados.....</i>	<i>67</i>

Lista de tabelas

Tabela 1 – Duração e retornos médios das estratégias condicionais à identificação de 147 padrões OCO nas séries de 47 ações no período de 03/01/1994 – 30/08/2006.	44
Tabela 2 – Duração e retornos médios das estratégias condicionais à identificação de 114 padrões OCOI nas séries de 47 ações no período de 03/01/1994 – 30/08/2006.	46
Tabela 3 – Utilização do STOP nas estratégias condicionais à identificação do padrão OCO.....	48
Tabela 4 – Utilização do STOP nas estratégias condicionais à identificação do padrão OCOI.	48
Tabela 5 – Percentual de simulações Bootstrap (Random Walk) nas quais a aplicação das estratégias condicionais à identificação de padrões OCO levou a retornos médios superiores aos das estratégias aplicadas às séries originais de 47 ações.	50
Tabela 6 – Percentual de simulações Bootstrap (Random Walk) nas quais a aplicação das estratégias condicionais à identificação de padrões OCOI levou a retornos médios superiores aos das estratégias aplicadas às séries originais de 47 ações.	55
Tabela 7 - Percentual de simulações Bootstrap (E-GARCH) nas quais a aplicação das estratégias condicionais à identificação de padrões OCO levou a retornos médios superiores aos das estratégias aplicadas às séries originais de 47 ações.	57
Tabela 8 – Percentual de simulações Bootstrap (E-GARCH) nas quais a aplicação das estratégias condicionais à identificação de padrões OCOI levou a retornos médios superiores aos das estratégias aplicadas às séries originais de 47 ações.	60

Lista de figuras

Figura 1 – Representação da formação Ombro-Cabeça-Ombro padrão.	16
Figura 2 – Representação da formação Ombro-Cabeça-Ombro-Invertido padrão.	17
Figura 3 - Séries de preços original do Ibovespa e suas séries suavizadas por um padrão “zigzag” com diferentes “níveis de corte”.	29
Figuras 4.1 a 4.8– Regras 1 a 8.	32
Figura 5 – Padrão OCO médio identificado	43
Figura 6 – Padrão OCOI médio identificado	43

Lista de gráficos

Gráfico 1 – Número de padrões OCO e OCOI identificados anualmente nas séries de 47 ações.	41
Gráfico 2 – Número de padrões OCO e OCOI identificados por ação no período de jan/1994 a ago/2006.....	42
Gráfico 3 – Retornos diários por padrão OCO identificado da estratégia de 50% do Objetivo.	45
Gráfico 4 - Retornos diários por padrão OCOI identificado da estratégia de 50% do Objetivo.....	47
Gráfico 5 – Número de simulações Bootstrap necessárias para a convergência do retorno médio das estratégias de 50% do Objetivo condicionais à identificação do padrão OCOI	49
Gráfico 6 – Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia exógena de 1 dia condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações Bootstrap de séries de retornos artificiais geradas segundo um Random Walk.	51
Gráfico 7 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia exógena de 3 dias condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações Bootstrap de séries de retornos artificiais geradas segundo um Random Walk.	52
Gráfico 8 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia exógena de 5 dias condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações Bootstrap de séries de retornos artificiais geradas segundo um Random Walk.	52
Gráfico 9 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios diários por figura da estratégia de 50% do objetivo condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações Bootstrap de séries de retornos artificiais geradas segundo um Random Walk.	53
Gráfico 10 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios diários por figura da estratégia de 75% do objetivo condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações Bootstrap de séries de retornos artificiais geradas segundo um Random Walk.	53
Gráfico 11 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios diários por figura da estratégia de 100% do objetivo condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações Bootstrap de séries de retornos artificiais geradas segundo um Random Walk.	54
Gráfico 12 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios diários por figura da estratégia de 50% do objetivo condicional à ocorrência de padrões OCOI para as 1.000 simulações Bootstrap de séries de retornos artificiais geradas segundo um Random Walk.	56
Gráfico 13 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia exógena de 1 dia condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações Bootstrap de séries de retornos artificiais geradas segundo um E-GARCH.....	58
Gráfico 14 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia exógena de 3 dias condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações Bootstrap de séries de retornos artificiais geradas segundo um E-GARCH.....	59
Gráfico 15 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia exógena de 5 dias condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações Bootstrap de séries de retornos artificiais geradas segundo um E-GARCH.....	59
Gráfico 16 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia de 50% do objetivo condicional à ocorrência de padrões OCOI para as 1.000 simulações Bootstrap de séries de retornos artificiais geradas segundo um E-GARCH.....	61

Introdução

A cada dia, a Análise Técnica vem sendo utilizada por um número maior de investidores, desde os pequenos autônomos, que têm nela uma ferramenta acessível, prática e intuitiva, até os grandes bancos de investimentos que, se não a utilizam em suas estratégias, ao menos oferecem aos seus clientes relatórios periódicos sobre o assunto. Porém, a despeito da sua popularidade, a técnica que promete prever as tendências de preços dos ativos a partir dos seus dados históricos, e garantir lucros, foi, por muito tempo, rejeitada pela comunidade acadêmica financeira e, só recentemente, após a publicação de alguns artigos que trazem evidências a favor do seu poder de previsão, tem recebido maior atenção.

Dentre essas recentes publicações, destacamos o artigo de Osler e Chang (1995), que pela primeira vez avalia, de forma detalhada e consistente, o poder de previsão de padrões gráficos de Análise Técnica¹, cujos nomes folclóricos como triângulos, flâmulas, pá-de-ventilador e ombro-cabeça-ombro, são, em boa parte, responsáveis pela incredulidade de muitos quanto ao seu potencial de previsão.

Osler e Chang (1995) desenvolveram um algoritmo capaz de identificar o padrão Ombro-Cabeça-Ombro em séries de preços, e avaliaram empiricamente a performance de estratégias condicionais à identificação dessas figuras para taxas de câmbio de seis moedas em um período de mais de 20 anos. Até então, em estudos de Análise Técnica, os padrões gráficos eram preteridos devido às suas formas não-lineares complexas e de complicada expressão algébrica, e as análises se restringiam a técnicas mais simples, como médias móveis, regras de filtros e outros indicadores técnicos.

O Ombro-Cabeça-Ombro é considerado pelos analistas técnicos como um dos mais comuns e assertivos dentre os padrões gráficos identificados em séries de preços de ativos financeiros, podendo ocorrer em sua forma tradicional (OCO) ou invertida (OCOI). O OCO é facilmente identificado por uma seqüência de três máximos locais, com o intermediário maior que os outros dois de altura similar, assemelhando-se ao formato dos

¹ Antes de Osler e Chang (1995), somente dois estudos avaliaram padrões gráficos de Análise Técnica: Levy (1971), que testa o poder de previsão de 32 padrões gráficos, mas que tanto sua definição dos padrões quanto a metodologia de teste empregada estão sujeitas a diversas críticas; e Brock et alli (1992), que testam o poder de previsão de padrões gráficos mais simples, como níveis de suporte e resistência.

ombros e da cabeça de um ser humano; ao tempo que o OCOI é seu reflexo invertido, uma sequência de três mínimos locais, com o intermediário mais baixo que os demais. Essa é a característica básica que define os padrões Ombro-Cabeça-Ombro (OCO e OCOI), com os extremos da esquerda e da direita recebendo o nome de ombros, e o do meio de cabeça. Adicionalmente, para que o padrão seja confirmado após a formação do ombro direito, os preços devem romper a linha imaginária que liga os extremos que separam a cabeça dos ombros, chamada de reta do pescoço.

O objetivo deste trabalho é avaliar empiricamente a lucratividade de estratégias de investimento baseadas na identificação dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro OCO e OCOI, através de uma adaptação da metodologia de Osler e Chang (1995) para o mercado de ações brasileiro, que inclui contribuições de outros artigos e de autoria própria. Com isso, esperamos não só contribuir para a ainda incipiente literatura brasileira sobre a lucratividade da Análise Técnica, como também apresentar uma metodologia que estimule estudos específicos sobre padrões gráficos, e resultados que ajudem a diminuir a distância entre a visão de muitos dos participantes do mercado e de um grande número de acadêmicos sobre a efetividade da Análise Técnica.

A metodologia utilizada para testar a lucratividade do padrão Ombro-Cabeça-Ombro no mercado de ações brasileiro é composta por três etapas: na primeira delas, um algoritmo computadorizado identifica padrões OCO e OCOI nas séries de preços diários de 47 ações de empresas brasileiras, no período de janeiro de 1994 a agosto de 2006; na segunda etapa, mede-se o retorno de diversas estratégias de investimento condicionais à realização dos padrões gráficos; e por fim, na última etapa, é avaliado se o retorno médio de cada estratégia é estatisticamente maior do que o retorno que seria obtido pelas mesmas estratégias aplicadas a séries artificiais nas quais padrões intertemporais, como o Ombro-Cabeça-Ombro, não tenham poder nenhum de prever retornos futuros, ou seja, séries cujos retornos não têm previsibilidade na média.

A partir da metodologia *Bootstrap*, uma técnica de inferência amostral que emprega um grande número de cálculos repetidos para estimar o formato da distribuição amostral de uma estatística, foram construídos intervalos de confiança para testar o poder de previsão do padrão Ombro-Cabeça-Ombro. Para cada ação, foram criadas 1.000 séries artificiais de preços, geradas segundo dois modelos de preços de ações largamente utilizados: um *Random Walk* com *drift* e um E-GARCH, e a essas séries foram aplicados o algoritmo de

identificação dos padrões OCO e OCOI, assim como as estratégias condicionais à sua identificação. Como essas séries, por construção, não possuem previsibilidade na média, a partir delas, foram criados intervalos de confiança para testar a hipótese nula de que não há como construir estratégias com retornos positivos baseadas apenas em dados históricos, como prometem as estratégias fundamentadas na identificação do padrão Ombro-Cabeça-Ombro.

Algumas estratégias condicionais à realização dos padrões OCO e OCOI nas séries de preços de ações geraram retornos positivos e, ao nível de significância de 95%, estatisticamente maiores que aqueles obtidos em séries artificiais geradas segundo um *Random Walk* e um E-GARCH. Esses resultados indicam que tais padrões conseguem capturar nas séries históricas de preços de ações sinais a respeito da sua movimentação futura de preços. No entanto, se levados em consideração os efeitos de taxas e custos de transação, dependendo das suas magnitudes, os resultados do padrão OCO podem deixar de ser economicamente atraentes (maiores que zero).

O restante do trabalho é dividido da seguinte maneira: na Seção 1 discutimos a Análise Técnica e apresentamos o padrão Ombro-Cabeça-Ombro. Na Seção 2, traçamos um panorama da literatura que serviu de referência teórica e metodológica para este trabalho. Na Seção 3, a metodologia utilizada é discutida em detalhes, incluindo a parametrização do algoritmo de identificação dos padrões gráficos, a descrição das estratégias de investimento e a forma de avaliação dos resultados. Na Seção 4 são apresentados os resultados deste trabalho, cuja conclusão e sugestões para futuras pesquisas são expostas na sequência.

1 A Análise Técnica e o Padrão Ombro-Cabeça-Ombro

1.1 A Análise Técnica

A Análise Técnica, considerada por muitos como a forma original de análise de investimentos, teve sua origem no ocidente² entre 1900 e 1902, quando Charles H. Dow (1851-1902), fundador e editor do *Wall Street Journal*, escreveu uma série de editoriais sobre métodos de especulação com ações que foram a base da teoria que leva o seu nome.

A Teoria de Dow, que tem como objetivo básico a determinação das mudanças nas direções dos movimentos de longo prazo do mercado, chamados tendências, foi organizada e difundida por Robert Rhea (1932) em seu livro “The Dow Theory”. Porém, foi quando Edwards e Magee (1948) publicaram a primeira edição de “Technical Analysis of Stock Trends”, que começaram a se popularizar os conceitos básicos de Análise Técnica – muitos dos quais utilizados até hoje -, assim como os comportamentos padronizados de massa³, responsáveis pelas chamadas formações gráficas.

A Análise Técnica de investimentos baseia-se no uso da informação passada dos preços dos ativos, além de volume e outras estatísticas relacionadas à sua negociação, para gerar sinais sobre seus comportamentos futuros, por meio de técnicas de previsão, como: (i) Análise Computadorizada, que usa funções dos preços passados (Indicadores Técnicos), como Índice de Força Relativa (IFR), Média Móvel, Estocástico, etc., na decisão de investimentos; (ii) Análise Gráfica, que identifica padrões recorrentes nos gráficos das séries de preços, como Canais, Topos Duplos, Ombro-Cabeça-Ombro e Triângulos.

Em sua essência, a Análise Técnica apoia-se no fato de que são os agentes do mercado que determinam os preços dos ativos. Dessa forma, entender como a massa de agentes se comporta diante de determinadas situações, implica na consideração, ainda que

² Na metade do século XVIII já se utilizava nos mercados futuros de arroz do Japão a técnica conhecida como Candlestick, que sintetiza em um só gráfico o histórico de preços de abertura, fechamento, máximo e mínimo. A técnica criada por Munehisa Homma, e publicada em 1750 nos livros “Sakata Senho” e “Soba Soni No Den”, foi trazida para os Estados Unidos em 1989 por Steve Nison, na época um vice-presidente da corretora Merrill Lynch.

³ Os analistas técnicos defendem que os fatores fundamentais e psicológicos não determinam a oscilação de preços dos ativos, mas afetam o comportamento das pessoas, que em conjunto (massa) determinam tais preços.

indiretamente, de todos os fatores fundamentais e psicológicos que afetam tais preços, e pode fornecer dicas sobre suas tendências futuras. Essa visão fica clara na definição de Análise Técnica a seguir:

The technical approach to investment is essentially a reflection of the idea that prices move in trends which are determined by the changing attitudes of investors toward a variety of economic, monetary, political and psychological forces... Since the technical approach is based on the theory that the price is a reflection of mass psychology ("the crowd") in action, it attempts to forecast future price movements on the assumption that crowd psychology moves between panic, fear, and pessimism on one hand and confidence, excessive optimism, and greed on the other. (Pring, 1985, p. 2)

Apesar da sua ampla utilização pelo Mercado e por pequenos investidores, a Análise Técnica muitas vezes encontra resistência no meio acadêmico por conta de fatores como: (i) a aceitação da Hipótese de Eficiência do Mercado (Fama (1970)) sob a sua forma fraca⁴, que implica na impossibilidade de auferir ganhos no mercado utilizando apenas a informação corrente disponível, como tendências de preços passados; (ii) os resultados empíricos negativos encontrados em alguns estudos de Análise Técnica no Mercado de Ações⁵; (iii) o fato dos lucros serem geralmente medidos isoladamente, sem considerar os custos de oportunidade ou o risco; (iv) a imprecisão das análises, com os padrões sendo usualmente caracterizados como freqüentes ou confiáveis, e sem uma quantificação dessas afirmações; (v) o jargão utilizado pelos analistas técnicos.

1.2 O Padrão Ombro-Cabeça-Ombro

O Ombro-Cabeça-Ombro (OCO), considerado pelos analistas técnicos como um dos mais comuns e assertivos dentre os padrões gráficos, é uma formação não-linear, facilmente identificada de forma visual por uma sequência de três máximos locais com o intermediário maior que os outros dois de altura similar, assemelhando-se aos ombros e à

⁴ Segundo a definição de Jensen (1978), a Hipótese de Eficiência de Mercado pode ser subdividida em três partes, baseado na definição do conjunto de informações disponível: a eficiência sob a forma fraca, na qual o conjunto de informações se restringe à informação contida no histórico passado de preços do mercado; a eficiência sob a forma semi-forte, cujo conjunto de informações inclui toda a informação pública disponível; e a eficiência sob a forma forte, cujo conjunto de informações inclui, além de toda a informação pública, também a informação privada disponível.

⁵ Fama e Blume (1966), Van Horne e Parker (1967,1968), Jensen e Benington (1970).

cabeça de um ser humano. Esta é a característica básica que define um padrão OCO, no qual os extremos da esquerda e da direita são chamados de ombros, e o do meio de cabeça.

Adicionalmente, para que o padrão seja confirmado, após a formação do ombro direito, os preços devem romper a linha que liga os fundos que separam a cabeça dos ombros, chamada de reta do pescoço. A Figura 1 apresenta a formação OCO padrão e seus principais componentes:

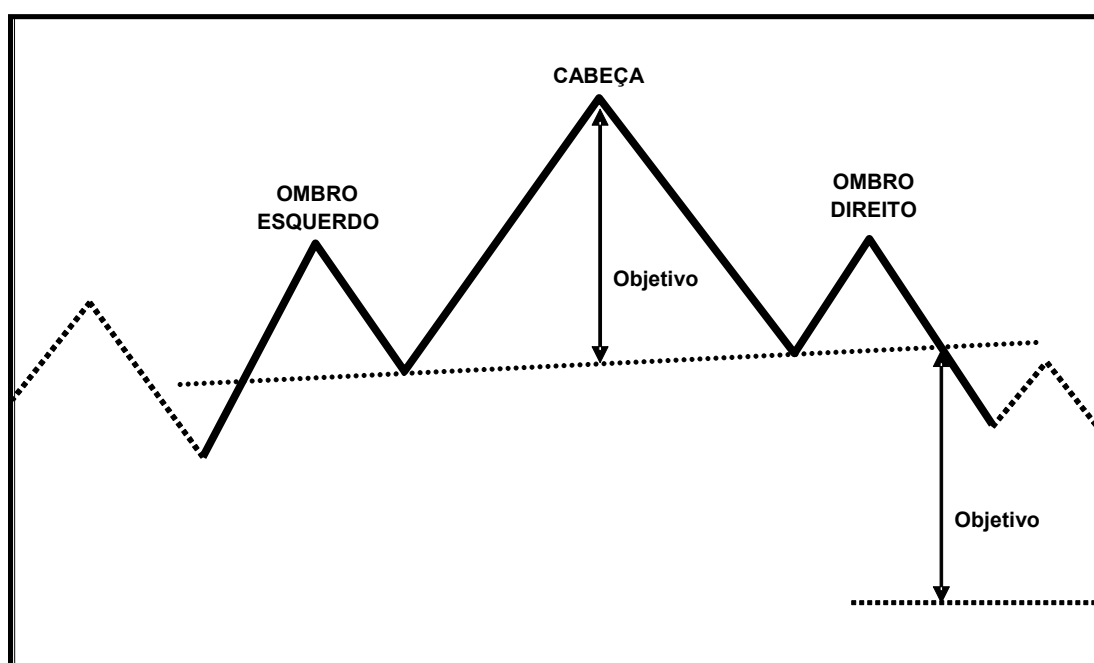


Figura 1 – Representação da formação Ombro-Cabeça-Ombro padrão.

Além das características básicas descritas acima, o padrão OCO também apresenta outras particularidades bem definidas e corroboradas nos principais manuais de Análise Técnica e pelos analistas de mercado, que permitirão, mais adiante, a definição de regras para a sua localização, de forma precisa, em séries de preços de ações, por um algoritmo computadorizado. Tais particularidades são muito bem sumarizadas em Osler e Chang (1995), que fazem um levantamento em sete manuais⁶ de Análise Técnica e encontram forte concordância com relação às principais características do padrão:

1. O OCO é um padrão de reversão, logo deve indicar que uma tendência prévia de alta está para ser revertida;

⁶ Os sete manuais analisados por Osler e Chang (1995) são: Arnold e Rahfeldt (1986); Edwards e Magee (1966); Hardy (1978); Kaufman (1978); Murphy (1986); Pring (1985) e Sklarew (1980).

2. Nenhuma posição deve ser assumida até que o padrão seja confirmado pelo cruzamento da reta do pescoço pelos preços, confirmando assim a reversão da tendência prévia;
3. Após o rompimento da reta do pescoço, dependendo das condições gerais do mercado, pode haver um movimento reativo, trazendo as cotações temporariamente de volta ao nível da reta do pescoço. Porém, logo em seguida, os preços voltam à nova tendência de queda estabelecida no momento da confirmação da figura;
4. As formações podem ocorrer tanto em topos (após uma tendência de alta de preços) quanto em fundos (após uma tendência de queda de preços), quando são conhecidas por Ombro-Cabeça-Ombro-Invertido, denotado por OCOI. Todos os fatores de preços que caracterizam o OCO podem também ser aplicados ao OCOI, apenas com uma mudança de sinal. A Figura 2 apresenta a formação OCOI padrão e seus principais componentes:

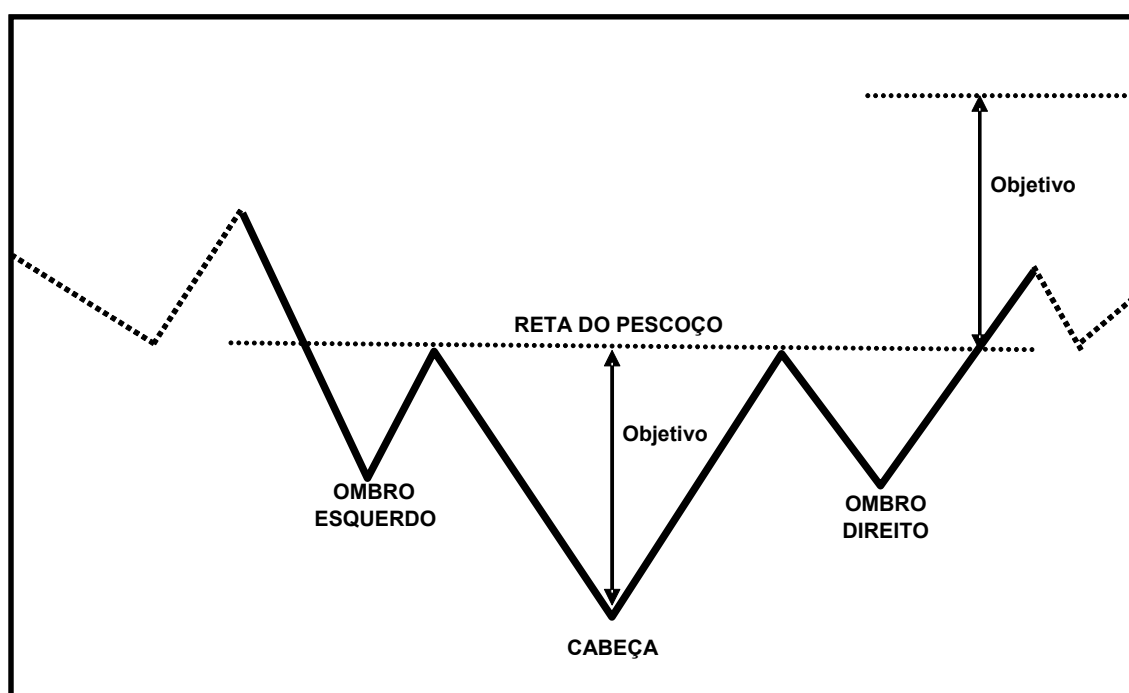


Figura 2 – Representação da formação Ombro-Cabeça-Ombro-Invertido padrão.

Adicionalmente aos pontos levantados por Osler e Chang (1995), as formações do tipo Ombro-Cabeça-Ombro também têm as seguintes relevantes características:

5. Apesar de não haver consenso, alguns manuais citam um provável objetivo mínimo de desenvolvimento dos preços no sentido da nova tendência determinada pela confirmação do padrão gráfico. Esse objetivo é a distância vertical medida da reta do pescoço à cabeça, refletida no ponto onde a reta do pescoço é rompida pelos preços, como ilustrado nas Figuras 1 e 2.
6. Desde que não violadas as suas características fundamentais - formação de três topos com o maior no meio, seguido pelo rompimento da reta do pescoço pelos preços -, os padrões podem apresentar variações da sua formação básica, harmoniosa e simétrica. A reta do pescoço pode ter inclinação positiva ou negativa, e os ombros podem assumir tamanhos e durações diferentes entre eles, conforme comenta Edwards e Magee (1966):

Há uma tendência [...] dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro em assumir um alto grau de simetria. A reta do pescoço tende a ser horizontal e o ombro direito tende a se assemelhar ao esquerdo na confirmação de preço [...]; há uma espécie de balanço harmonioso na figura como um todo. Mas a simetria não é essencial [...]. A reta do pescoço pode ter inclinação positiva [...] ou negativa. A única qualificação de uma reta do pescoço positivamente inclinada é que o fundo da recessão entre a cabeça e o ombro direito deve formar-se apreciavelmente abaixo do nível do topo do ombro esquerdo [...]. Ambos os ombros podem, na verdade, ir mais alto ou durar mais tempo que o outro. Cada um deles ou os dois podem se aproximar ao nível da cabeça [...] ou podem cair consideravelmente abaixo dela. [...] (Edwards e Magee (1966), p. 56 a 58, tradução nossa)

2 Revisão da Literatura

A literatura que trata da utilidade da Análise Técnica não é recente, mas a maioria dos estudos empíricos relevantes foi publicada nos últimos 15 anos, motivada pela diminuição dos custos computacionais, pelo desenvolvimento de bases de dados eletrônicas de preços e pela publicação de alguns artigos que encontraram resultados positivos significativos para estratégias de investimento baseadas na Análise Técnica, como Brock, Lakonishok e LeBaron (1992).

Segundo levantamento de Park e Irwin (2006), de 1990 até agosto de 2004, foram publicados 86 trabalhos que investigam a lucratividade das estratégias de investimento de Análise Técnica em diferentes mercados (ex. ações, câmbio, futuros), buscando encontrar estratégias de negociação lucrativas ou testar a Hipótese de Eficiência do Mercado. Porém, a maioria desses estudos concentrou esforços na investigação de indicadores técnicos, facilmente expressos algebricamente, como médias móveis e regras de filtros; sendo poucos aqueles que analisaram padrões gráficos visuais, como o Ombro-Cabeça-Ombro, que são largamente utilizados pelos analistas do mercado, mas geralmente mais complexos, não-lineares e de difícil formulação algébrica.

Neste capítulo, revisaremos os artigos que serviram de referência teórica e metodológica para esta dissertação. Primeiramente, serão descritos aqueles que avaliam a lucratividade de padrões gráficos de Análise Técnica: (i) Osler e Chang (1995), referência básica e inspiradora deste trabalho, que fornece os principais subsídios para a elaboração do algoritmo de identificação dos padrões OCO e OCOI, bem como para a definição das estratégias de investimento condicionais à sua identificação e para a metodologia de teste da significância dos retornos dessas estratégias; (ii) Lo, Mamaysky e Wang (2000), que trazem uma metodologia alternativa de suavização das séries de preços para identificação de padrões gráficos; (iii) Savin, Weller e Zvingelis (2006), que atacam algumas deficiências do trabalho de Lo, Mamaysky e Wang (2000) e especificam regras complementares às de Osler e Chang (1995) para a configuração do padrão Ombro-Cabeça-Ombro, também utilizadas nesta dissertação.

Em um segundo momento, discutiremos trabalhos que, embora tratem apenas de regras técnicas de negociação (ex. média móvel, filtros), trazem importantes contribuições para a nossa metodologia de avaliação da significância dos retornos da Análise Técnica: (i) Brock, Lakonishok e LeBaron (1992), referência para a aplicação da metodologia de *Bootstrap* na avaliação da lucratividade das regras de Análise Técnica; (ii) Sullivan, Timmermann e White (1999), que abordam, de forma quantitativa, o problema de *Data Snooping* na seleção de regras técnicas de negociação.

Por fim, traçaremos um breve panorama da literatura recente sobre a lucratividade da Análise Técnica no Brasil, a qual este trabalho pretende complementar com um estudo sobre padrões gráficos, ainda inexistente para o mercado de ações brasileiro: (i) Saffi (2003), que testa a Hipótese de Eficiência do Mercado no mercado futuro do Índice Bovespa por meio do uso de indicadores de Análise Técnica, abordando quantitativamente o problema de *Data Snooping*; (ii) Baptista e Valls Pereira (2006), que estendem o estudo de Sullivan, Timmermann e White (1999) para dados intradiários do mercado futuro do Índice Bovespa.

2.1 Estudos sobre Padrões Gráficos

2.1.1 Osler e Chang (1995), Head and Shoulders: Not Just a Flaky Pattern

Um dos primeiros trabalhos a avaliar padrões gráficos não-lineares de Análise Técnica que, apesar de serem frequentemente utilizados pelos analistas de mercado e de fácil identificação visual, têm representação algébrica muito mais complexa do que os indicadores técnicos usualmente analisados (filtros e médias móveis) em estudos sobre a lucratividade de estratégias de Análise Técnica.

Neste artigo, os autores avaliam rigorosamente o poder de previsão do padrão Ombro-Cabeça-Ombro aplicado a seis diferentes taxas diárias de câmbio contra o dólar, no período de 1973 a 1994, e encontram resultados estatística e economicamente significativos para o marco alemão e o yen, assim como para a especulação simultânea nas seis moedas.

A metodologia de Osler e Chang (1995) para testar a lucratividade da formação gráfica é segmentada em três partes: na primeira delas, foi desenvolvido um algoritmo

computacional para a identificação dos padrões OCO e OCOI, que procura por suas características, conforme publicadas em manuais de Análise Técnica, na série suavizada de preços; na segunda etapa, foram estabelecidas estratégias de entrada e saída do mercado baseadas na identificação destas figuras; na parte final, a significância econômica e estatística dos resultados das estratégias foi avaliada, comparando-se os retornos das estratégias aplicadas às séries originais com as distribuições empíricas dos seus retornos quando aplicadas a 10.000 séries artificiais, criadas com auxílio da técnica de *Bootstrap*.

O algoritmo de identificação é baseado na localização de uma sequência de máximos e mínimos locais nas séries cambiais suavizadas, que devem atender a um conjunto de restrições calibradas para caracterizar os padrões OCO e OCOI da forma mais próxima ao descrito nos manuais.

Para o OCO tais restrições são: (i) a altura da cabeça deve exceder a altura dos ombros esquerdo e direito; (ii) o padrão deve ocorrer após uma tendência de alta para que antecipe a reversão dessa tendência: o ombro esquerdo deve ser maior que o máximo que o antecede e o fundo, entre o ombro esquerdo e a cabeça, deve ser mais alto que o mínimo que o antecede; (iii) o padrão deve ser apenas moderadamente inclinado, de maneira que não haja assimetrias verticais. No caso, exige-se que os ombros excedam, e que os fundos entre os ombros e a cabeça não excedam, o ponto médio entre os ombros e seus respectivos fundos; (iv) a distância entre um ombro e a cabeça não deve ser muito diferente daquela entre a cabeça e o outro ombro, para que não haja assimetrias horizontais. Para isso, restringe-se a distância entre um ombro e a cabeça a, no máximo, 2,5 vezes a distância entre a cabeça e o outro ombro; (v) o padrão deve indicar uma reversão iminente de tendência, não demorando muito para romper a reta do pescoço após a identificação do ombro direito. Para tal, exige-se que o rompimento ocorra dentro do mesmo intervalo de tempo que distancia os dois ombros.

Como, por definição, os padrões OCO e OCOI indicam uma reversão de tendência, os autores criam estratégias de investimento, baseadas na identificação das figuras, que buscam extrair as oportunidades do conhecimento desta informação. Desse modo, a entrada em uma posição se dá tão logo a figura seja confirmada - no preço de fechamento do dia de rompimento da reta do pescoço e a favor da nova tendência – e só é desfeita após um determinado número de dias (regra de saída exógena) ou após um novo extremo ser atingido (regra de saída endógena).

Por fim, para avaliar a significância estatística dos retornos, são construídos intervalos de confiança com a técnica de *Bootstrap*, criando-se 10.000 séries artificiais a partir da reamostragem, com reposição, dos retornos das séries cambiais originais. As séries artificiais são geradas segundo a hipótese nula de uma distribuição teórica dos retornos; no caso, assume-se que as taxas de câmbio seguem um Passeio Aleatório, ou seja, que não têm conteúdo preditivo.

Em cada uma das séries artificiais, o algoritmo de identificação dos padrões OCO e OCOI é aplicado e os retornos das estratégias de investimento são quantificados. Com isso, a distribuição empírica dos retornos é definida e são construídos intervalos de confiança, que permitem definir se os retornos das séries originais são significativamente diferentes e maiores do que aqueles que seriam obtidos caso os retornos fossem intertemporalmente independentes.

2.1.2 Lo, Mamaysky e Wang (2000), Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation

Neste artigo, os autores propõem uma forma sistemática e automática de reconhecimento de 10 padrões gráficos de Análise Técnica, como Ombro-Cabeça-Ombro, Topos Duplos e Fundos Duplos, que é aplicada a um grande número de séries de preços de ações americanas, no período de 1962 a 1996.

A metodologia utilizada para a identificação dos padrões gráficos é muito semelhante à de Osler e Chang (1995), diferindo basicamente no método escolhido para a suavização das séries temporais. Enquanto Osler e Chang (1995) optam por uma abordagem mais direta e simples, traçando um padrão “zigzag” para a identificação de máximos e mínimos locais, Lo, Mamaysky e Wang (2000) utilizam regressões Kernel não-paramétricas. Após identificados os extremos locais nas séries de preços, Lo, Mamaysky e Wang (2000) procuram seqüências de máximos e mínimos que satisfaçam as características fundamentais das formações básicas por eles definidas.

Para avaliar se as figuras têm algum conteúdo informacional, as distribuições empíricas não-condicionais dos retornos diários das ações são comparadas às distribuições dos retornos de 1 dia, condicionais à realização das configurações gráficas. Os resultados

encontrados indicam que algumas formações podem gerar informação incremental e ter algum valor prático.

Cabe salientar que, neste trabalho, diferentemente de outros estudos de Análise Técnica, somente o conteúdo informacional das regras de negociação é testado, o que tem seu interesse acadêmico, mas não aborda a principal conclamação dos analistas técnicos: o potencial de ganhos da identificação de padrões recorrentes ao longo do tempo.

2.1.3 Savin, Weller e Zvingelis (2006), The Predictive Power of “Head-and-Shoulders” Price Patterns in the U.S. Stock Market

Neste artigo, os autores utilizam o algoritmo de identificação de Lo, Mamaysky e Wang (2000), com algumas modificações, para testar se estratégias de negociação baseadas na identificação do padrão gráfico Ombro-Cabeça-Ombro podem prever os retornos de ações. As modificações incluem uma especificação mais detalhada das características da figura, baseada em padrões identificados por um analista técnico, controlando assim casos de desproporcionalidade presentes nos trabalhos anteriores e permitindo uma identificação mais precisa do padrão gráfico. Tais condições controlam: (i) o tamanho dos ombros em relação ao tamanho da cabeça – no caso, os ombros devem ter um tamanho médio entre 25% e 70% do tamanho da cabeça; (ii) o tamanho da cabeça em relação ao preço do ativo, que não deve ser inferior a 3%.

A mesma metodologia de Lo, Mamaysky e Wang (2000), com as modificações descritas acima, é aplicada às ações do S&P 500 e do Russell 2000 no período de 1990 a 1999, e são medidos os retornos condicionais à realização da formação gráfica para 1, 2 e 3 meses, encontrando-se fortes evidências de que o padrão tem poder para prever excessos de retornos sobre o mercado.

2.2 Estudos Representativos de *Bootstrap* e *Data Snooping*

2.2.1 Brock, Lakonishok e LeBaron (1992), Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns

Este artigo testa duas das mais simples e populares regras de negociação – média móvel e níveis de suporte e resistência – utilizando uma série de 90 anos (de 1897 a 1986) do Índice Dow Jones, e tornou-se um dos mais influentes trabalhos sobre a lucratividade de regras técnicas de negociação. Tal influência, que motivou diversos outros estudos nos anos seguintes à sua publicação, deveu-se aos resultados positivos e fortemente consistentes encontrados sobre o poder de previsão de regras de Análise Técnica, aliado ao uso de uma série histórica longa e à aplicação, pela primeira vez, de um modelo de avaliação baseado na metodologia *Bootstrap*.

Brock, Lakonishok e LeBaron (1992) aplicam a metodologia *Bootstrap* como forma de superar as fraquezas dos testes-t tradicionais em séries de retornos financeiros, que apresentam frequentemente distribuições leptocúrticas, autocorrelacionadas, condicionalmente heterocedásticas e variantes no tempo. Nesta abordagem, os retornos condicionais a sinais de compra ou venda da série original, são comparados aos retornos condicionais de 500 séries de retorno artificiais geradas por modelos de preços de ativos largamente utilizados, como um *Random Walk*, um processo autorregressivo de primeira ordem (AR(1)), um modelo de heterocedasticidade condicional autorregressiva generalizada na média (GARCH-M) e um GARCH exponencial (E-GARCH).

Os resultados encontrados indicam que a Análise Técnica ajuda a prever os retornos das ações, e que os padrões revelados pelas regras analisadas não podem ser explicados por autocorrelação de primeira ordem ou por mudanças nos retornos esperados ocasionadas por variações na volatilidade, ou seja, que os lucros encontrados não são consistentes com um *Random Walk*, GARCH-M ou E-GARCH. Adicionalmente, conclui-se que, geralmente, os retornos em períodos de compra são maiores e menos voláteis que aqueles em períodos de venda.

2.2.2 Sullivan, Timmermann e White (1999), Data-Snooping, Technical Trading Rule Performance, and the Bootstrap

O trabalho de Sullivan *et alli* (1999) é representativo por ter sido um dos primeiros, ao avaliar a performance de regras técnicas de negociação, a quantificar o viés nos resultados decorrente do problema de *Data Snooping*, utilizando para tal a metodologia *Bootstrap* Teste de Realidade de White.

O *Data Snooping* está relacionado à seleção de regras ótimas de negociação dentro da amostra, o que pode levar à falsa conclusão de que essas regras têm algum poder explicativo, quando na verdade os resultados gerados por elas são decorrentes do mero acaso e possivelmente não serão replicáveis fora da amostra. Este é um problema frequentemente presente em estudos financeiros, inclusive naqueles que avaliam o poder de previsão de regras técnicas de negociação.

Em seu estudo, Sullivan *et alli* (1999) utilizam a mesma série analisada por Brock *et alli* (1992) - de 1897 a 1986 - para testes na amostra; e um período adicional de 10 anos para testes fora da amostra, além do índice futuro do S&P 500 de 1984 a 1996. Para quantificar o viés do *Data Snooping*, os autores buscam traçar o universo de regras de Análise Técnica mais completo possível, expandindo as 26 regras de Brock *et alli* (1992) para 8.000 diferentes parametrizações das regras técnicas de filtros, médias móveis, suporte e resistência, quebras de canais e OBV (*on-balance volume averages*).

Os resultados encontrados indicam que a melhor regra de negociação técnica é capaz de gerar performance superior no período de 1897 a 1986, mesmo levando-se em consideração os efeitos de *Data Snooping*, validando os resultados positivos de Brock *et alli* (1992). Porém, para os testes fora da amostra são encontrados resultados não-significativos, o que leva os autores a concluírem que a eficiência do mercado de ações aumentou nos anos seguintes ao período inicial.

2.3 Estudos Aplicados aos Mercados Brasileiros

Recentemente, alguns estudos sobre a eficiência da Análise Técnica, aplicados aos mercados brasileiros, foram publicados. Dentre eles, os mais relevantes para esta dissertação são: (i) Saffi (2003), (ii) Baptista e Valls Pereira (2006)⁷.

Saffi (2003) testa a validade da Hipótese de Eficiência do Mercado para o futuro do Índice Bovespa em um período de 10 anos (1992 a 2002) por meio do uso das estratégias de Análise Técnica (média móvel, índice de força relativa, indicador William's %R, estocástico e MACD). No seu trabalho, são utilizados testes de habilidade de previsão, que consideram a possibilidade de *Data Snooping* na escolha da melhor estratégia, para verificar a superioridade destas regras de decisão como forma de investimento. Os resultados encontrados indicam que as estratégias de Análise Técnica não são capazes de gerar retornos estatisticamente significativos, quando levados em conta os efeitos de *Data Snooping*, corroborando assim a Hipótese de Eficiência do Mercado sob a forma fraca.

Baptista e Valls Pereira (2006) verificaram a robustez do conteúdo de previsão das regras técnicas de filtro, média móvel, suporte e resistência e canais, usando informações intradiárias de cerca de 5 anos do mercado futuro do índice de ações da Bolsa de Valores de São Paulo (Ibovespa Futuro). A metodologia sugerida foi a avaliação em grupos, com as regras sendo selecionadas a partir dos resultados em alguns dos subperíodos estudados, e testadas em períodos subsequentes. Como resultado, as regras técnicas tiveram um desempenho melhor que o *benchmark* e robusto ao longo do tempo e com relação à taxa de amostragem, principalmente as regras de filtro. Porém, considerações realistas acerca do momento de compra, assim como da corretagem, podem reduzir substantivamente esses ganhos.

⁷ Outro estudo desenvolvido no Brasil é Lorenzoni et alli. (2006), que utiliza técnicas de clusterização para resolver o problema de heterogeneidade diagnosticado em Lo et alli. (2000) e encontra resultados significativos para dois padrões, entre triângulos, retângulos e ombro-cabeça-ombro.

3 Dados e Metodologia

3.1 Dados

Trabalharemos com as cotações diárias de abertura e fechamento de 47 ações⁸ negociadas na Bolsa de Valores de São Paulo, em um período que se estende por praticamente 13 anos (de 3 de janeiro de 1994 a 30 de agosto de 2006). As ações foram selecionadas, dentre aquelas que permaneceram ativas durante todo o período de análise, segundo o critério de maior liquidez no ano de 2006; e suas cotações foram obtidas a partir do sistema de informações Economática.

3.2 Metodologia

Para avaliar o poder de previsão dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro no mercado de ações brasileiro, replicamos a metodologia empregada por Osler e Chang (1995) para o mercado cambial, composta de três etapas: (i) a criação de um algoritmo computadorizado que identifique os padrões OCO e OCOI nas séries de preços; (ii) o estabelecimento de estratégias de investimento condicionais à identificação das figuras; (iii) a avaliação das propriedades estatísticas dos retornos obtidos com tais estratégias.

Porém, apesar de a nossa metodologia ser uma replicação da de Osler e Chang (1995), uma série de importantes aprimoramentos e adaptações foram feitas em todas as três etapas, incluindo, além de contribuições de autoria própria, contribuições de outros estudos como Brock *et alli* (1992) e Savin *et alli* (2006). Ademais, o algoritmo de Osler e Chang (1995) foi completamente refeito, com ajustes de parametrização, em VisualBasic para Excel, uma vez que os autores não fornecem o algoritmo, tampouco a linguagem de programação utilizada.

⁸ Inicialmente, foram selecionadas 50 ações, das quais 3 foram eliminadas por apresentarem excesso de valores ausentes em suas séries.

3.2.1 Identificação dos Padrões Ombro-Cabeça-Ombro

O algoritmo de identificação de Osler e Chang (1995) reconhece os padrões Ombro-Cabeça-Ombro a partir de uma parametrização que tenta capturar, de forma objetiva, as suas características da maneira mais precisa possível.

Como o padrão é formado por uma seqüência de extremos consecutivos - alternando topos e fundos - com uma série de características específicas, o primeiro passo natural para sua identificação é a definição dos extremos relevantes nas séries de preços, ou seja, a definição de máximos e mínimos locais. Isso é feito, tanto para o OCO quanto para o OCOI, traçando-se um padrão “zigzag” dos dados de fechamento.

O padrão “zigzag”⁹ é uma versão suavizada dos dados originais, formada por uma seqüência de topos e fundos consecutivos conectados por linhas diagonais, onde um topo é um máximo local no mínimo $\alpha\%$ maior que o fundo anterior; e um fundo é um mínimo local ao menos $\alpha\%$ menor que o topo que o precede, onde α é um “nível de corte” pré-determinado (OSLER; CHANG, 1995).

A Figura 3 traz um exemplo do padrão “zigzag” aplicado à série de preços de fechamento do Ibovespa no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2005, onde os “níveis de corte” são definidos como 2,5%, 5,0% e 10,0%. Vale ressaltar que quanto maior o “nível de corte” menor o número de topos e fundos identificados, pois este parâmetro determina a partir de qual ponto uma movimentação de preços é relevante ou não, e quais pequenas oscilações devem ser ignoradas.

⁹ A suavização de séries temporais é uma das formas mais comuns de identificar máximos e mínimos locais, e se assemelha muito à maneira como os seres humanos extraem regularidades de séries ruidosas. Além do padrão “zigzag”, há uma série de outros estimadores suavizados que podem desempenhar o mesmo papel, como: regressões *Kernel*, redes neurais, *splines*, médias móveis, etc. Por exemplo, em estudo que avalia a efetividade da Análise Técnica no mercado de ações americano, Lo *et alli*. (2000) utilizam um estimador Kernel não-paramétrico na suavização das séries temporais para a posterior identificação de padrões gráficos.

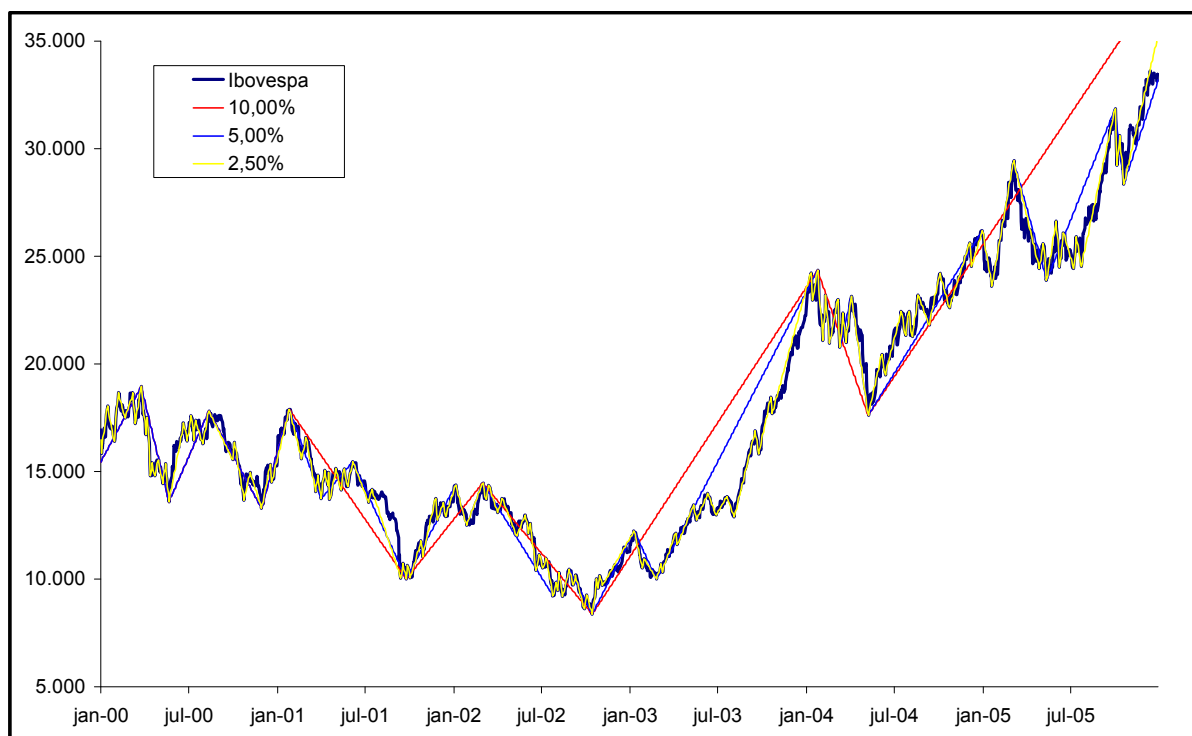


Figura 3 - Séries de preços original do Ibovespa e suas séries suavizadas por um padrão “zigzag” com diferentes “níveis de corte”.

Para capturar o maior número possível de formações gráficas nas séries de preços das ações selecionadas, assim como em Osler e Chang (1995), os dados são vasculhados dez vezes, cada uma delas com um diferente “nível de corte”, determinado de acordo com a volatilidade diária dos retornos de cada ação. Foram definidos dez fatores, múltiplos dos desvios-padrões das ações, que variam de 1,50 desvio-padrão - para que apenas topos e fundos relevantes sejam identificados, ignorando-se movimentos normais decorrentes da volatilidade diária do ativo – a 6,00 desvios-padrões, com o objetivo de identificar figuras dos mais variados tamanhos e durações. Os demais múltiplos utilizados foram de 1,75; 2,00; 2,50; 3,00; 3,50; 4,00; 4,50 e 5,00 desvios-padrões¹⁰.

Para cada “nível de corte”, em cada série de preços de fechamento, o algoritmo procura por uma sequência de extremos (topos e fundos alternados) com as características dos padrões OCO e OCOI descritas na Seção 1.2. Isso é feito a partir da parametrização descrita a seguir para o padrão OCO (as mesmas regras se aplicam ao padrão OCOI, mas com sinal invertido), que contém, além das regras do algoritmo de Osler e Chang (1995), regras adicionais que permitem uma identificação mais precisa dos padrões gráficos:

¹⁰ Em Osler e Chang (1995), os múltiplos variam de 1,0 a 4,5 desvios-padrões.

1. Para que o padrão possa prever uma reversão de tendência, é requerido que ele ocorra seguindo uma movimentação altista de preços. Especificamente, o preço do ombro esquerdo deve exceder o preço do topo que o antecede; e o preço do fundo, entre o ombro esquerdo e a cabeça, deve exceder o preço do primeiro fundo que o antecede (OSLER; CHANG, 1995). Essa regra é ilustrada na Figura 4.1 pelas seguintes condições:

$$T1 > T0 \text{ e } F1 > F0$$

2. A altura da cabeça deve exceder a altura dos ombros esquerdo e direito (OSLER; CHANG, 1995). Essa regra é ilustrada na Figura 4.2 pelas seguintes condições:

$$T1 < T2 \text{ e } T2 > T3$$

3. Para garantir que o padrão não apresente excessiva assimetria horizontal, é requerido que o tempo decorrido entre a identificação do ombro esquerdo e da cabeça não seja maior que 2,5 vezes o tempo decorrido da identificação da cabeça à do ombro direito; e vice-versa (OSLER; CHANG, 1995). Essa regra é ilustrada na Figura 4.3 pelas seguintes condições:

$$(e_3 - e_1) < 2,5 \times (e_5 - e_3) \text{ e } (e_5 - e_3) < 2,5 \times (e_3 - e_1)$$

4. Para garantir que o padrão não apresente excessiva assimetria vertical, é requerido que o padrão seja apenas levemente inclinado: cada ombro não pode ser maior que a média dos dois ombros mais uma margem de um desvio-padrão dos retornos diários do ativo, nem menores que a média dos dois ombros menos a mesma margem. Adicionalmente, os fundos entre os ombros e a cabeça devem seguir a mesma regra, mas em relação às suas médias. Essa regra é ilustrada na Figura 4.4 pelas quatro seguintes condições, onde $vol\%$ é o desvio-padrão do ativo:

$$(1 + vol\%) \times \frac{(T1 + T3)}{2} > T1 > (1 - vol\%) \times \frac{(T1 + T3)}{2}$$

$$(1 + vol\%) \times \frac{(T1 + T3)}{2} > T3 > (1 - vol\%) \times \frac{(T1 + T3)}{2}$$

$$(1 + vol\%) \times \frac{(F1 + F2)}{2} > F1 > (1 - vol\%) \times \frac{(F1 + F2)}{2}$$

$$(1 + vol\%) \times \frac{(F1 + F2)}{2} > F2 > (1 - vol\%) \times \frac{(F1 + F2)}{2}$$

5. Para que os ombros não sejam excessivamente grandes ou excessivamente pequenos com relação ao tamanho da cabeça, requer-se que seu tamanho médio esteja entre um quarto e dois terços do tamanho médio da cabeça. Essa regra é ilustrada na Figura 4.5 pelas seguintes condições:

$$\frac{1}{4} \leq \frac{0,5 \times [(T1 - F1) + (T3 - F2)]}{T2 - 0,5 \times (F1 + F2)} \leq \frac{2}{3}$$

6. Para que a cabeça não seja demasiadamente pequena, seu tamanho não deve ser menor que 3% do valor do ativo. Essa regra é ilustrada na Figura 4.6 pelas seguintes condições:

$$\frac{[T2 - 0,5 \times (F1 + F2)]}{T2} \geq 3\%$$

7. Uma vez que o padrão deve indicar uma reversão iminente de tendência, é imposto um limite de tempo para que sua identificação seja confirmada pelo cruzamento da reta do pescoço pela série de preços. Especificamente, requer-se que o intervalo entre a identificação do ombro direito e o rompimento da reta do pescoço seja menor que aquele entre os dois ombros (OSLER; CHANG, 1995). Essa regra é ilustrada na Figura 4.7 pelas seguintes condições:

$$(e_6 - e_5) < (e_5 - e_1)$$

8. Para evitar a identificação de figuras duplicadas na mesma série, quando diferentes “níveis de corte” são utilizados, são eliminados os padrões confirmados - pelo rompimento da reta do pescoço - até dois dias antes ou depois de padrões já identificados; ou ainda aqueles que tenham a cabeça confirmada no mesmo dia da cabeça de outra configuração. Essa regra é ilustrada na Figura 4.8:

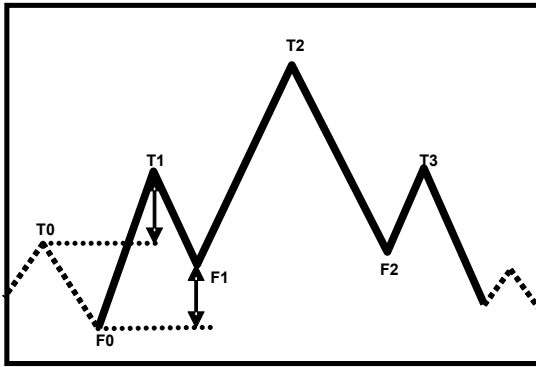


Figura 4.1 – Regra 1.

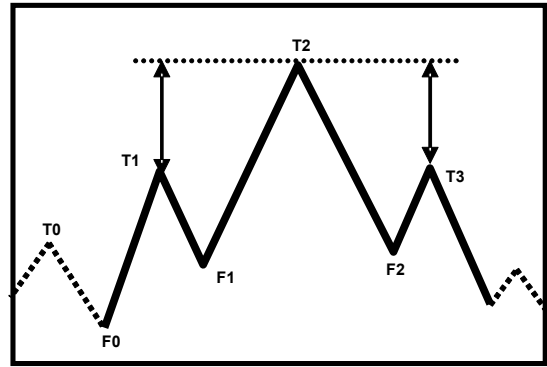


Figura 4.2 – Regra 2.

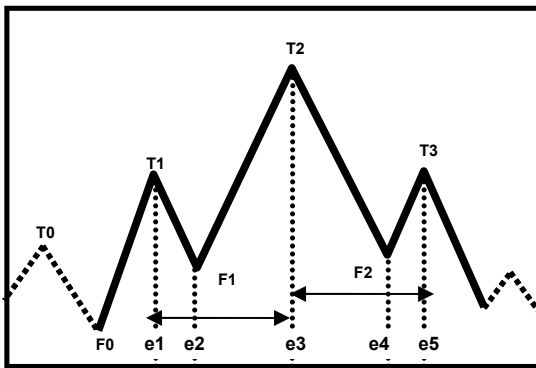


Figura 4.3 – Regra 3.

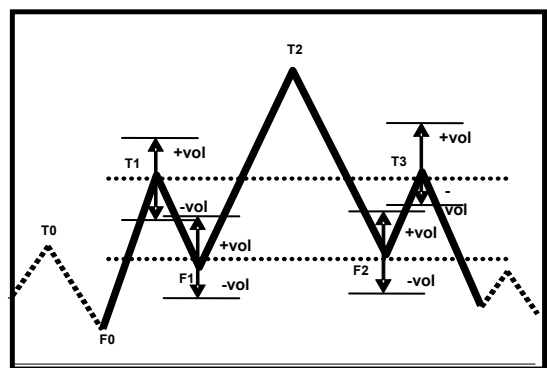


Figura 4.4 – Regra 4.

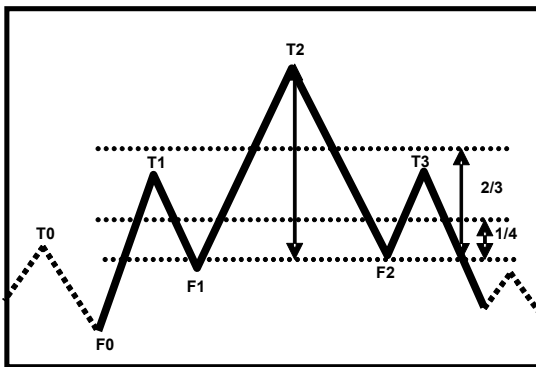


Figura 4.5 – Regra 5.

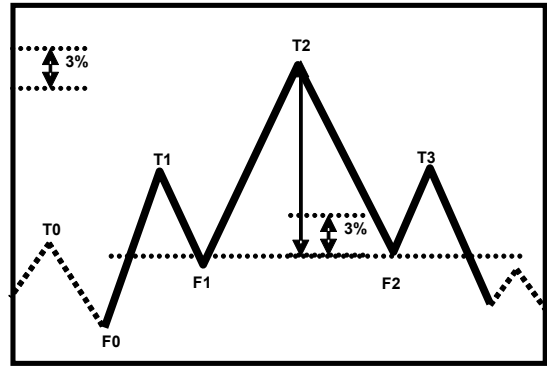


Figura 4.6 – Regra 6

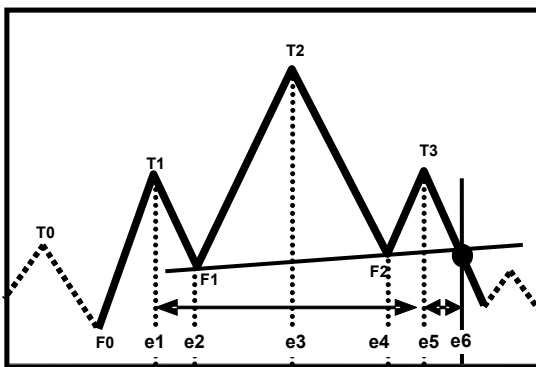


Figura 4.7 – Regra 7.

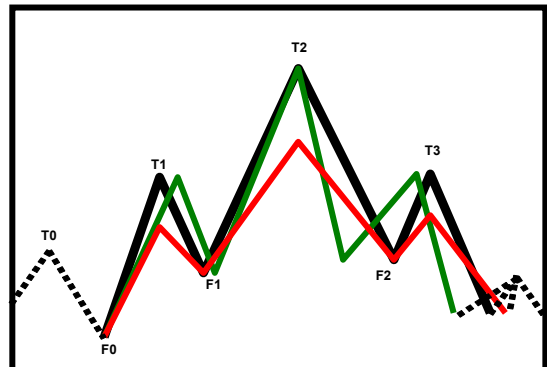


Figura 4.8 – Regra 8.

As regras de número 1, 2, 3 e 7 são as mesmas utilizadas por Osler e Chang (1995) que, em conjunto com uma regra menos restritiva para impedir assimetrias verticais¹¹ do que a regra 4 do nosso algoritmo, não são suficientes para capturar adequadamente todas as características do padrão OCO descritas na Seção 1.2, levando à identificação equivocada de padrões extremamente assimétricos.

As regras 4, 5 e 6 do nosso algoritmo procuram suprir essa deficiência e, apesar de restringirem bastante o número de configurações identificadas, levam à identificação de figuras com características muito mais alinhadas com as descritas nos manuais de Análise Técnica para o padrão OCO. A regra 4 procura evitar grandes assimetrias verticais, permitindo que os ombros variem dentro de suas médias por apenas uma margem relacionada à volatilidade diária do ativo. As regras 5 e 6 foram definidas por Savin *et alli* (2006), que as calibrou a partir de exemplos reais do padrão OCO identificados por um analista técnico, e buscam regular o tamanho dos ombros relativamente à cabeça, e desta em relação ao valor do ativo.

3.2.2 Definição das Estratégias de Investimento

A segunda etapa na avaliação do poder de previsão dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro envolve a criação de estratégias de investimento que, baseadas na sua identificação, tentem extrair resultados positivos da sinalização, dada pela figura, de que uma nova tendência de movimentação de preços teve início. Isso implica no posicionamento ou entrada no mercado (compra/venda a descoberto do papel) tão logo um padrão OCO/OCOI seja confirmado; e o término da posição ou saída do mercado (venda/recompra da ação) após a satisfação de um objetivo pré-determinado ou da constatação de que os preços do ativo não estão mais evoluindo na tendência esperada.

Em Osler e Chang (1995), a entrada no mercado se dá ao preço de fechamento do dia da confirmação do padrão, e a saída ao preço de fechamento do dia no qual o esgotamento da posição é sinalizado. Porém, como no mercado de ações nem sempre é possível operar ao preço exato de fechamento, em nossas estratégias optamos por utilizar sempre o preço de

¹¹ Para que o padrão não seja excessivamente inclinado, Osler e Chang (1995) exigem somente que o ombro direito exceda, e que seu fundo respectivo não exceda, o ponto médio entre o ombro esquerdo e seu respectivo fundo. Adicionalmente, o ombro esquerdo deve exceder, e seu fundo respectivo não deve exceder, o ponto médio entre o ombro direito e seu respectivo fundo.

abertura do dia imediatamente posterior à verificação dessas sinalizações, de entrada e saída do mercado, nas séries de preços de fechamento.

Os manuais de Análise Técnica, como Edwards e Magee (1966, p. 55), deixam muito claro que os padrões Ombro-Cabeça-Ombro só são confirmados pelo rompimento decisivo da reta do pescoço pelos preços, e que uma posição só deve ser tomada após essa confirmação. Seguindo essa recomendação, neste trabalho, uma posição é assumida logo que o rompimento da reta do pescoço pelos preços de fechamento é confirmado¹², mais especificamente ao preço de abertura do dia posterior a tal confirmação. A posição assumida é sempre em favor da nova tendência indicada pelo padrão gráfico, o que implica que no caso da confirmação de um padrão OCO assumiremos uma posição vendida e na confirmação de um OCOI assumiremos uma posição comprada.

Uma grande deficiência da Análise Técnica, especialmente na análise de padrões gráficos, é que ela é estritamente direcional, geralmente dando apenas indicações de uma confirmação ou reversão nas tendências de preços, mas raramente indicando as durações de tais movimentos, o que torna complicado a definição de uma regra ótima de saída do mercado. Os analistas técnicos têm a vantagem de utilizar uma série de ferramentas de análise e informações que podem ajudá-los a identificar um bom momento para sair do mercado, suprimindo essa deficiência, mas nós só temos à nossa disposição duas indicações relevantes dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro: (i) a nova tendência a ser seguida pelos preços; (ii) o provável objetivo dos preços após a confirmação das figuras, descrito no item 5 da Seção 1.2.

As duas informações acima não são suficientes para a definição de uma regra ótima de saída do mercado, mas permitem criar regras que tentam extrair algum retorno das posições assumidas a partir da identificação dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro. A partir da primeira informação, derivamos dois grupos de regras de saída que chamaremos de Estratégias Exógenas de Tendência e Estratégias Endógenas de Tendência; e da segunda informação derivamos mais um grupo, as Estratégias de Objetivo. Para facilitar a explicação das regras, nos basearemos no padrão OCO, mas todas elas se aplicam, com sinal invertido, ao padrão OCOI:

¹² O algoritmo utilizado não se beneficia de informação futura, o que implica que o rompimento da reta do pescoço somente é sinalizado após a identificação do ombro direito, o que só ocorre com uma queda (no caso do OCO) maior que o “nível de corte” pré-determinado para a suavização da série de preços. Dessa forma, mesmo que a reta do pescoço já tenha sido rompida pelos preços, a entrada no mercado só se dará após a confirmação do ombro direito por uma queda de pelo menos $\alpha\%$, onde α é o “nível de corte”.

Estratégias Exógenas de Tendência: partindo-se do princípio de que o padrão OCO indica uma tendência de queda dos preços, mas não deixa claro quando ela termina, foram definidas estratégias que consistem em desfazer a posição no ativo após um número de dias exogenamente determinado, mais especificamente 1, 3, 5, 10, 20, 30 e 60 dias. Essa estratégia é a mesma utilizada em Osler e Chang (1995).

Estratégias Endógenas de Tendência: a partir da indicação do início de uma tendência de queda dos preços pelo padrão OCO, foi criada uma estratégia que consiste em desfazer a posição no ativo tão logo surjam indícios de que os preços pararam de se movimentar na direção indicada pelo padrão gráfico. No contexto das tendências de alta e baixa alternadas que compõem o padrão “zigzag”, isso ocorre quando um novo fundo é identificado após os preços subirem o percentual do “nível de corte” sobre o último mínimo local.

Porém, para considerar a possibilidade de um movimento reativo que traga as cotações temporariamente de volta ao nível da reta do pescoço antes que os preços sigam na tendência de queda estabelecida pela confirmação da figura (conforme item 3 da Seção 1.2), uma restrição foi imposta a essa regra: após o rompimento da reta do pescoço, se os preços não caírem mais que 50% da distância vertical entre a cabeça e a reta do pescoço, a posição não é desfeita até a identificação do próximo fundo.

Adicionalmente, para limitar as perdas quando as indicações do padrão gráfico se provam precipitadas, incluiu-se uma trava de perdas, de forma que todas as posições são desfeitas caso subam acima de um determinado patamar. Esse tipo de trava é conhecida no mercado como *stop* ou *stoploss*, e é um componente fundamental de qualquer estratégia de investimento baseada na identificação de padrões gráficos, pois atua limitando as perdas quando uma indicação dada pelos preços não se confirma.

Geralmente, coloca-se o *stop* próximo do ponto onde se entrou na posição para que a perda seja mínima caso algo inesperado ocorra; mas isso pode acabar desfazendo prematuramente algumas posições que se provem adequadas posteriormente. Pensando no *trade-off* que existe, entre o nível da perda máxima suportada e o número de posições corretas canceladas prematuramente, foi determinado como *stop* o nível de preços do ombro direito da figura, que se mostrou mais adequado do que outros patamares testados¹³.

¹³ Foram testados três níveis de *stop*: (i) 1% acima do nível de entrada; (ii) a porcentagem de um desvio-padrão dos retornos diários do ativo acima do valor de entrada; (iii) o nível de preços do ombro direito.

Cabe ressaltar que, para esta estratégia, não há um momento pré-determinado para a saída do mercado, mas sim uma determinação endógena ao modelo (de onde deriva seu nome) a partir das movimentações futuras de preços, de qual é esse momento. Esta estratégia também é utilizada em Osler e Chang (1995), mas com algumas diferenças nos parâmetros¹⁴.

Estratégias de Objetivo: Estas regras foram elaboradas tendo em vista o provável objetivo de preços citado por alguns manuais de Análise Técnica que, conforme descrito no item 5 e ilustrado nas Figuras 1 e 2 da Seção 1.2, consiste na distância vertical da reta do pescoço à cabeça, medida a partir do ponto onde a reta do pescoço é rompida pelos preços. Como geralmente esse objetivo é definido pelos manuais apenas como provável e como uma medida não necessariamente precisa, foram criadas três regras que, primeiramente, buscam a sua realização (plena ou parcial), mas que mesmo que o objetivo não seja atingido, tentam realizar algum lucro ou, ao menos, minimizar possíveis perdas. Nomeamos essas regras de 100% do Objetivo, 75% do Objetivo e 50% do Objetivo:

100% do Objetivo - Busca a realização total do objetivo estabelecido, de forma que, para o OCO, a posição é desfeita quando a queda dos preços, a partir do rompimento da reta do pescoço, atinge a mesma magnitude da distância vertical entre a cabeça e a reta do pescoço. No entanto, com o intuito de minimizar as possíveis perdas de uma falsa sinalização do padrão, ou de realizar parte dos lucros no caso de uma superestimação do potencial de queda do ativo, também foi adotada uma estratégia de travas (*stops*) móveis, que são ajustadas conforme o desenvolvimento dos preços. Assim, inicialmente é estabelecido um *stop* no nível do ombro direito, que desfaz a posição quando os preços sobem além desse patamar. Se isso não ocorre, quando os preços atingem uma queda de 50% do objetivo pré-determinado, o *stop* é realocado para um nível marginalmente¹⁵ acima desse patamar, de modo que, se os preços não continuarem de forma consistente na tendência de queda, uma parte do lucro com a posição seja realizada. Por fim, se os preços continuam a cair e atingem uma queda de 75% do objetivo, o *stop* é mais uma vez reposicionado, para um nível marginalmente acima desse patamar, novamente de forma a garantir parte do lucro com a posição caso o objetivo não seja alcançado plenamente e a tendência assumida pelos preços se esgote.

¹⁴ Osler e Chang (1995) utilizam um *stoploss* de 1% e restringem a queda mínima antes da identificação de um novo fundo a 25% da distância entre a cabeça e a reta do pescoço.

¹⁵ Para os *stops* móveis, a margem utilizada foi de um desvio-padrão dos retornos diários do ativo, de maneira que o *stop* só é disparado quando oscilações maiores que a volatilidade histórica do ativo ocorrem no sentido contrário à tendência esperada.

75% do Objetivo – Levando em conta que o objetivo é geralmente avaliado como impreciso pelos manuais de Análise Técnica, nesta regra a posição é desfeita quando a queda dos preços, a partir do rompimento da reta do pescoço, atinge a magnitude de 75% da distância vertical entre a cabeça e a reta do pescoço. Nesta estratégia, o *stop* que inicialmente é posicionado no nível do ombro direito, é realocado, quando os preços atingem uma queda de 50% do objetivo pré-determinado, para um nível marginalmente acima desse patamar, garantindo parte do lucro com a posição caso a queda dos preços cesse.

50% do Objetivo – Esta regra também parte do princípio de que há uma superestimação do objetivo, de maneira que a posição é desfeita quando a queda dos preços, a partir do rompimento da “reta do pescoço”, atinge a magnitude de 50% da distância vertical entre a cabeça e a reta do pescoço. Nesta estratégia, o *stop*, inicialmente posicionado no nível do ombro direito, é realocado, quando os preços atingem uma queda de 25% do objetivo pré-determinado, para o nível de preços no qual a posição no ativo foi tomada¹⁶, com o objetivo de evitar perdas, caso os preços não continuem a cair.

3.2.3 Avaliação da Significância Estatística dos Resultados

Depois de computados os retornos das estratégias de investimento condicionais à identificação dos padrões OCO e OCOI nas séries de todas as ações, é necessário avaliar se eles são estatisticamente significativos.

Para isso, os retornos das estratégias aplicadas às séries reais, foram comparados às distribuições dos retornos dessas mesmas estratégias aplicadas a séries nas quais padrões intertemporais, como o Ombro-Cabeça-Ombro, não têm nenhum poder de prever retornos futuros, ou seja, séries cujos retornos não têm previsibilidade na média. Mais especificamente, foram utilizadas séries de retornos geradas por dois modelos de preços de ações largamente utilizados: *Random Walk* com *drift* e E-GARCH.

Dizer que os preços das ações seguem um *Random Walk* implica em concordar com a Hipótese de Eficiência do Mercado sob a forma fraca, ou seja, com a idéia de que qualquer tentativa de se obter lucros, a partir da informação histórica dos retornos, é inútil.

¹⁶ Note que, como nesta dissertação trabalhamos apenas com cotações diárias, colocar um *stop* no nível no qual se entrou na posição não garante perda zero, uma vez que a saída do mercado ocorrerá na cotação de abertura do dia seguinte ao qual o *stop* foi disparado, que pode ser além do seu valor.

Como o *Random Walk* é um modelo no qual, por construção, os retornos são independentes e identicamente distribuídos¹⁷ (IID), ou seja, não possuem dependência intertemporal e têm distribuição que não muda ao longo do tempo; não há porque qualquer estratégia, que se baseie somente em informações passadas dos preços, levar a retornos significativamente diferentes de zero.

Porém, diversos estudos empíricos, inclusive no Brasil, trazem evidências de que os preços de ações não se comportam exatamente como um *Random Walk*, reportando a existência de estrutura de dependência nas suas variâncias condicionais e de respostas assimétricas da volatilidade a retornos positivos ou negativos. Por esse motivo, também foi utilizado um modelo de heterocedasticidade condicional que comporta esses dois fatos estilizados das séries de retornos financeiros: o E-GARCH.

Tanto o *Random Walk* quanto o E-GARCH têm em comum o fato de não possuírem previsibilidade na média, ou seja, algo que inviabiliza estratégias de investimento que tentam obter lucro a partir das informações históricas dos preços dos ativos. Logo, se os retornos das ações realmente se comportam conforme esses processos, não se deve esperar, de nenhuma das estratégias de Análise Técnica utilizadas neste trabalho, retornos diferentes dos que seriam obtidos caso tais estratégias fossem aplicadas a séries que, por construção, se comportassem conforme um *Random Walk* ou um E-GARCH. Baseado nisso, e utilizando uma técnica conhecida como *Bootstrap*, foram construídos intervalos de confiança consistentes com uma hipótese nula de que os padrões Ombro-Cabeça-Ombro não têm nenhum poder de previsão, a partir dos quais foi testada a significância estatística dos retornos das estratégias baseadas na identificação desse padrão gráfico.

Cabe dizer que o *Bootstrap* é uma técnica de inferência amostral, que difere da inferência paramétrica tradicional por empregar um grande número de cálculos repetidos para estimar o formato da distribuição amostral de uma estatística, ao invés de hipóteses fortes sobre a sua distribuição ou de fórmulas analíticas. Isso permite que inferências sejam feitas em casos sem solução analítica ou nos quais essas hipóteses não são válidas (MOONEY e DUVAL (1993)), que é o caso das distribuições dos retornos de ativos financeiros, que freqüentemente apresentam características como leptocurtose, autocorrelação,

¹⁷ Segundo a classificação de Campbell et alii. (1997) essa é a versão mais simples e tradicional do *Random Walk*, conhecida como *Random Walk 1*. Segundo a mesma classificação, existem outras duas versões do passeio aleatório: o *Random Walk 2*, no qual os retornos são independentes, mas não identicamente distribuídos (INID); e o *Random Walk 3*, no qual os retornos são dependentes, mas não correlacionados.

heterocedasticidade condicional e variabilidade no tempo, tornando inadequada a consideração de uma distribuição convencional, como por exemplo, normal ou *t-Student*.

Há duas formas de se construir intervalos de confiança pela metodologia *Bootstrap*. A primeira delas, utilizada no caso do *Random Walk*, faz uso de um método não-paramétrico, que envolve a reamostragem dos dados um grande número de vezes, com reposição, para gerar uma estimativa empírica da distribuição amostral inteira de uma estatística; e a segunda, aplicada ao E-GARCH, utiliza um método paramétrico, que ajusta um modelo à amostra e utiliza os parâmetros encontrados e os erros reamostrados para criar séries artificiais.

Random Walk: as séries de retornos de cada ação foram reamostradas aleatoriamente 1.000 vezes, com reposição; e, a partir da aplicação desses retornos aos pontos iniciais das séries originais de preços, 1.000 novas séries artificiais de preços para cada ativo foram construídas, cada uma delas com o mesmo tamanho das séries originais e respeitando a hipótese nula de que os retornos das ações seguem um *Random Walk* com *drift*. É importante notar que, como as seqüências artificiais de retornos são derivadas estritamente das seqüências originais, seus momentos amostrais (média, variância, assimetria e curtose) são representativos da mesma população.

Para cada uma das séries artificiais de preços, foi aplicado o algoritmo de identificação dos padrões OCO e OCOI e foram computados os retornos das estratégias condicionais às suas identificações¹⁸. Dessa forma, foi possível construir a distribuição empírica desses retornos e traçar intervalos de confiança para testar a hipótese nula de que a série original não possui dependência intertemporal. Isso significa que, se forem encontradas diferenças significativas nos retornos das estratégias aplicadas às séries originais em comparação com aqueles das séries artificiais, haverá uma evidência de que a série original tem algum tipo de dependência intertemporal, que é capturada pelos padrões Ombro-Cabeça-Ombro, e que estratégias condicionais à identificação desses padrões gráficos podem gerar retornos positivos.

¹⁸ Note que essa é uma técnica computacionalmente intensiva, que envolve um número muito grande de simulações. O algoritmo de identificação é aplicado a 1.000 replicações de 47 séries de preços de ações suavizadas 10 vezes por “níveis de corte” distintos, totalizando na prática 470.000 séries analisadas à procura de padrões gráficos. Posteriormente o mesmo procedimento é repetido para um E-GARCH, gerando outras 470.000 séries. Todas essas simulações consomem um tempo computacional elevado, de aproximadamente 10 dias.

E-GARCH: No E-GARCH, o logaritmo da variância condicional dos retornos de um determinado ativo depende da sua variância e dos seus resíduos padronizados passados, conforme equação a seguir, onde os parâmetros do modelo são $\omega, \beta, \alpha, \gamma$; e σ_t^2 é a variância do GARCH em um determinado momento do tempo e u é o resíduo do modelo que afeta a média condicional:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha \left| \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}},$$

No *Bootstrap* paramétrico, as séries do logaritmo dos retornos de cada ação foram ajustadas ao modelo E-GARCH e, a partir dos parâmetros encontrados e dos resíduos padronizados reamostrados 1.000 vezes, com reposição, foram construídas 1.000 novas séries artificiais de retornos para cada ativo, onde o retorno em um determinado momento do tempo t , para um certo ativo i , na simulação n é dado por:

$$r_{i,t,n} = \exp(\hat{\varepsilon}_{i,t,n} \sigma_{i,t}), \text{ onde } \hat{\varepsilon}_{i,t,n} \text{ é o resíduo padronizado reamostrado do modelo.}$$

Da aplicação desses retornos aos pontos iniciais das séries originais de preços, foram encontradas 1.000 novas séries de preços artificiais para cada ação, cada uma delas com o mesmo tamanho das séries originais e respeitando a hipótese nula de que os retornos das ações seguem um E-GARCH.

Novamente, para cada uma das séries artificiais de preços, foram aplicados o algoritmo de identificação dos padrões OCO e OCOI e computados os retornos das estratégias condicionais às suas identificações. Na sequência, foram construídas a distribuição empírica desses retornos e os intervalos de confiança que permitem testar a hipótese nula de que a série original segue um modelo E-GARCH, ou seja, de que ela tem dependência na variância, mas não na média. Isso implica que, se encontradas diferenças significativas nos retornos das estratégias aplicadas às séries originais em comparação com aqueles das séries artificiais, haverá uma evidência de que a série original tem algum tipo de dependência intertemporal, que não é explicada por uma estrutura na variância e que, de alguma forma, é capturada pelos padrões Ombro-Cabeça-Ombro.

4 Análises dos Resultados

4.1 Padrões Gráficos Identificados

Após a aplicação do algoritmo de identificação dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro às séries temporais das 47 ações analisadas, foi encontrado um total de 261 figuras, sendo 147 delas do tipo OCO e 114 do tipo OCOI, uma média de aproximadamente uma figura identificada por ação a cada dois anos. Este número não é muito grande, mas é coerente com a forma rigorosa que foi imposta para a identificação dos padrões, exigindo-se que todas as características básicas da figura fossem confirmadas com precisão.

O algoritmo mostrou-se consistente ao longo das séries de preços e entre elas, identificando figuras em todas as ações analisadas e ao longo de todos os anos das séries. Como pode ser visto no Gráfico 1, foram identificados tanto padrões OCO quanto padrões OCOI em todos os anos das séries, com predominância para os padrões do primeiro tipo, que somente é superado pelo número de identificações de OCOI nos anos de 2001, 2002, 2004 e 2005. O ano com o maior número de padrões identificados foi 2000, com um total de 35 figuras, sendo 24 delas do tipo OCO.

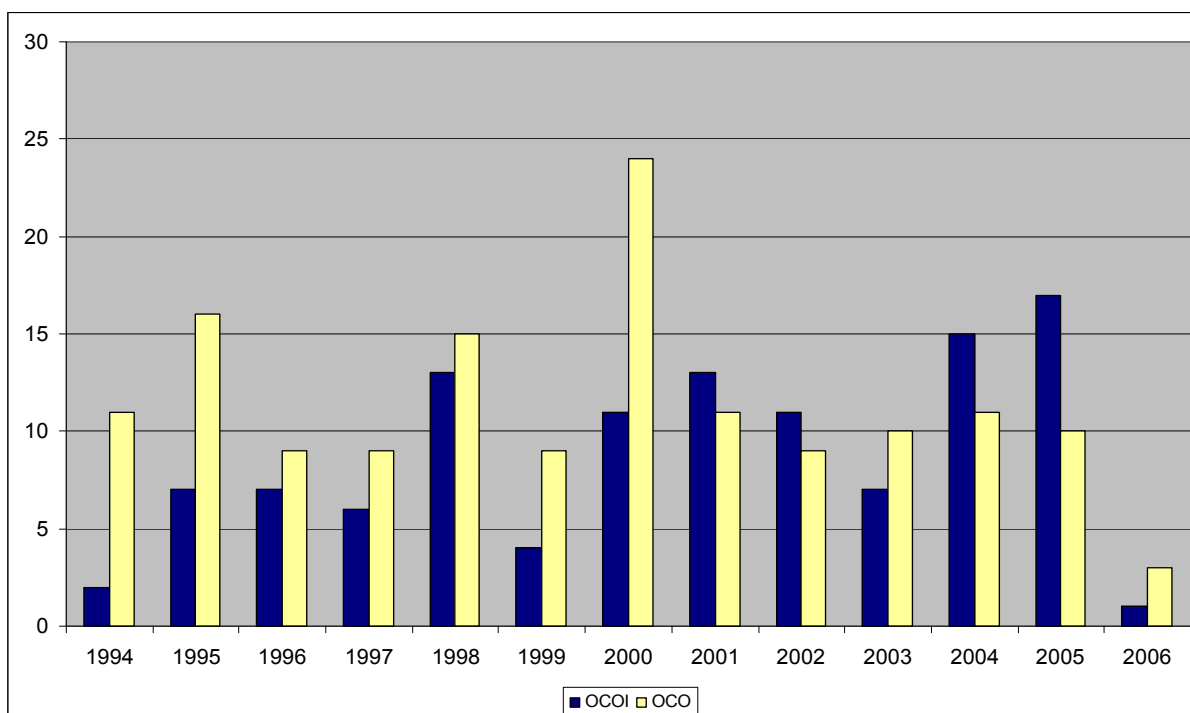


Gráfico 1 – Número de padrões OCO e OCOI identificados anualmente nas séries de 47 ações.

No Gráfico 2, pode-se ver que o algoritmo também identificou configurações Ombro-Cabeça-Ombro nas séries de todas as ações analisadas, correspondendo, em média, a aproximadamente 3 padrões OCO e 2,5 padrões OCOI identificados em cada série. Dentre as 47 ações, Lojas Americanas PN e Brasil Telecom PN tiveram o maior número de configurações identificadas (12 cada), enquanto Braskem PNA e Weg PN tiveram o menor número (apenas uma):

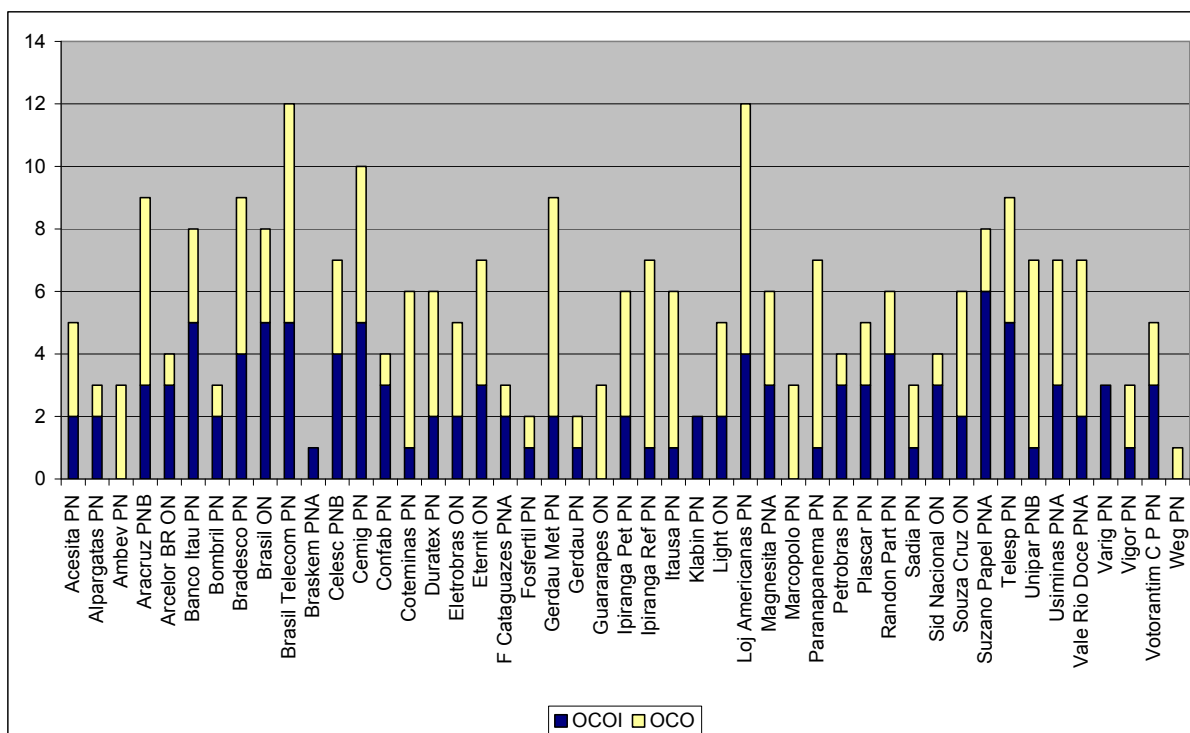


Gráfico 2 – Número de padrões OCO e OCOI identificados por ação no período de jan/1994 a ago/2006.

A análise individual de cada figura (alguns exemplos de padrões identificados são apresentados no Apêndice 1) evidencia a grande aderência do algoritmo de identificação às características dos padrões “Ombro-Cabeça-Ombro” descritas na Seção 1.2. Uma análise geral das suas características mostra que as figuras encontradas são, em média, muito semelhantes àquelas descritas pelos manuais de Análise Técnica, como pode ser visto nas Figuras 5 e 6, que ilustram, em proporções reais, os padrões OCO e OCOI médios identificados¹⁹:

¹⁹ Os padrões médios foram construídos normalizando-se os preços em cada extremo da figura pelo valor do ativo na cabeça do padrão gráfico, e medindo-se o número médio de dias entre um extremo e outro.

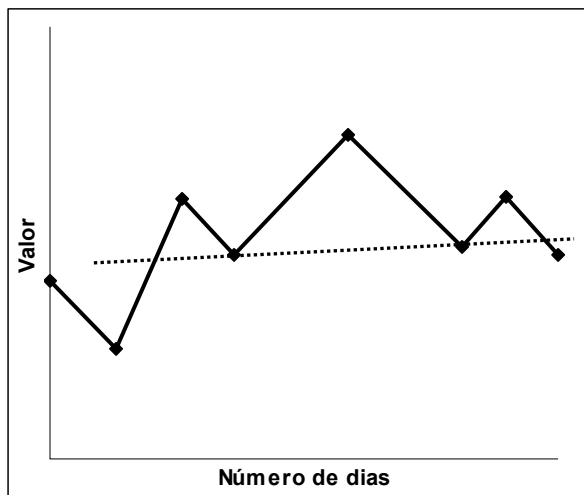


Figura 5 – Padrão OCO médio identificado

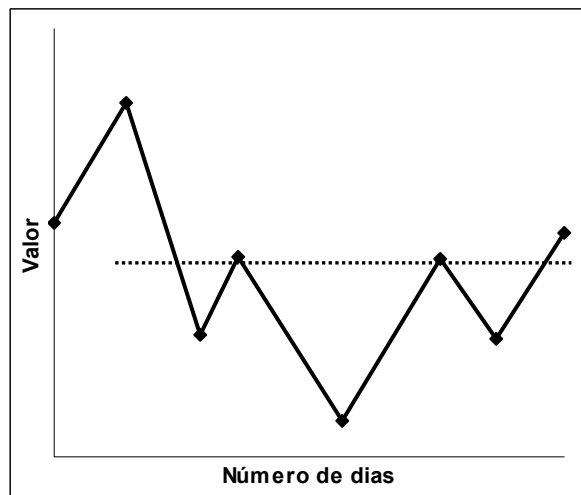


Figura 6 – Padrão OCOI médio identificado

Note que as Figuras 5 e 6, que são representações médias dos padrões encontrados pelo algoritmo de identificação, cumprem todas as regras da Seção 3.2.1:

1. O padrão OCO ocorre após uma movimentação altista de preços e o padrão OCOI após uma queda;
2. O tamanho da cabeça excede o tamanho dos ombros esquerdo e direito;
3. O tempo decorrido entre a identificação do ombro esquerdo e da cabeça é semelhante ao tempo decorrido da identificação da cabeça à do ombro direito (simetria horizontal);
4. Os padrões são apenas levemente inclinados, com os ombros de tamanho semelhantes (simetria vertical);
5. O tamanho médio dos ombros está entre um quarto e dois terços do tamanho médio da cabeça, de maneira que os ombros não são nem demasiadamente grandes e nem excessivamente pequenos em relação à cabeça;
6. A cabeça é maior que 3% do valor do ativo;
7. O intervalo entre a identificação do ombro direito e o rompimento da reta do pescoço não é grande, indicando uma reversão iminente.

4.2 Retornos das Estratégias de Investimento

Para cada estratégia, a Tabela 1 apresenta os resultados obtidos da sua aplicação, condicional à identificação dos padrões OCO, nas séries das 47 ações analisadas, no período de janeiro de 1994 a agosto de 2006. As colunas contêm para cada estratégia, respectivamente: o retorno médio diário por figura, o tempo médio em dias de duração da posição (o tempo entre o dia de entrada e o de saída da posição), o retorno médio por figura, a proporção de figuras identificadas que levaram a estratégia a retornos positivos, e o menor e maior retorno médio diário obtido:

Tabela 1 – Duração e retornos médios das estratégias condicionais à identificação de 147 padrões OCO nas séries de 47 ações no período de 03/01/1994 – 30/08/2006.

Estratégia	Retorno médio diário, %	Duração média da estratégia, dias	Retorno médio no período, %	Percentual de retornos positivos	Menor/Maior retorno médio diário
Exógena 1 dia	0,86%	1	0,86%	61%	-12,7%/9,2%
Exógena 3 dias	0,41%	3	1,24%	68%	-5,5%/5,4%
Exógena 5 dias	0,20%	5	0,99%	65%	-3,8%/4,0%
Exógena 10 dias	-0,06%	10	-0,58%	63%	-4,1%/1,8%
Exógena 20 dias	-0,07%	20	-1,31%	58%	-2,8%/3,3%
Exógena 30 dias	-0,04%	30	-1,19%	55%	-2,5%/2,2%
Exógena 60 dias	-0,03%	60	-1,66%	63%	-2,0%/0,9%
Endógena	-0,17%	27,1	-4,46%	61%	-5,6%/3,6%
50% do Objetivo	0,29%	15,8	4,62%	61%	-5,6%/9,2%
75% do Objetivo	0,14%	22,6	3,32%	61%	-5,6%/9,2%
100% do Objetivo	0,06%	24,2	1,53%	62%	-5,6%/9,2%
Total de Figuras	147	-	-	-	-
Figuras por ação	3,1	-	-	-	-

Note, na Tabela 1, que todas as estratégias foram capazes de gerar um número maior de posições com retorno positivo (de 55% a 68%) do que com retorno negativo, e que todas as estratégias de objetivo e as estratégias exógenas de 1, 3 e 5 dias obtiveram, em média, retornos diários maiores que zero. O maior retorno médio foi obtido pela estratégia de 50% do Objetivo, que ao longo de 15,8 dias, em média, obteve um retorno de 4,62%, o que corresponde a um retorno médio diário de 0,29%. Essa estratégia consiste em vender a ação a descoberto ao preço de abertura do dia posterior à identificação do padrão OCO (o dia de rompimento da reta do pescoço), e só recomprá-la, encerrando assim a posição, quando os preços caírem além da metade da distância vertical entre a reta do pescoço e a cabeça ou quando um nível de *stop* for atingido.

A análise dos retornos diários dessa estratégia aplicada a cada padrão OCO identificado, mostra que de fato há uma maior concentração de retornos maiores que zero (61%), como pode ser visto no Gráfico 3:

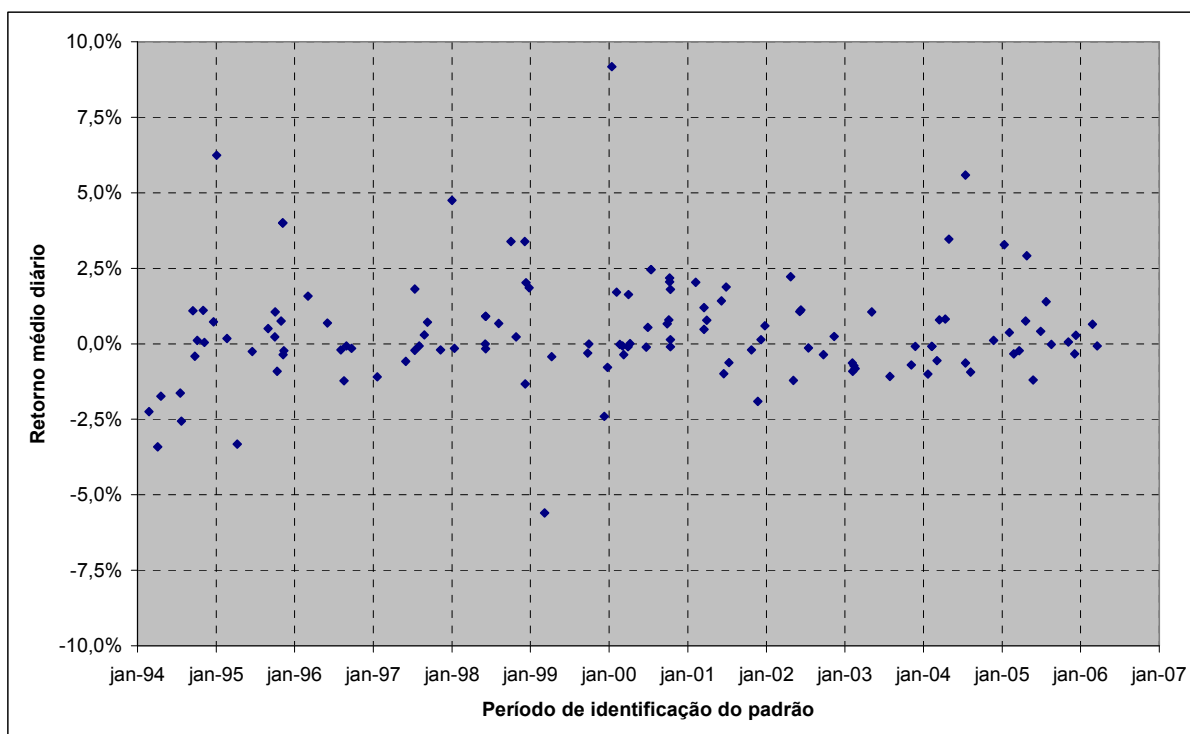


Gráfico 3 – Retornos diários por padrão OCO identificado da estratégia de 50% do Objetivo.

Os retornos das estratégias condicionais à identificação dos padrões OCOI foram, em alguns casos, ainda melhores que os dos padrões OCO. Dentre todas as estratégias, a única que não obteve retorno positivo foi a estratégia endógena, que alcançou um retorno de -5,78% no período médio de 35,3 dias, uma média -0,17% ao dia.

A Tabela 2 apresenta os resultados da aplicação dessa e das demais estratégias condicionais à identificação dos padrões OCOI nas séries das 47 ações analisadas, no período de janeiro de 1994 a agosto de 2006. Na Tabela 2, são apresentados respectivamente, para cada estratégia: o retorno médio diário por figura, o tempo médio em dias de duração da posição (o tempo entre o dia de entrada e de saída da posição), o retorno médio por figura, a proporção de figuras identificadas que levaram a estratégia a retornos positivos, e o menor e maior retorno médio diário obtido:

Tabela 2 – Duração e retornos médios das estratégias condicionais à identificação de 114 padrões OCOI nas séries de 47 ações no período de 03/01/1994 – 30/08/2006.

Estratégia	Retorno médio diário, %	Duração média da estratégia, dias	Retorno médio no período, %	Percentual de retornos positivos	Menor/Maior retorno médio diário
Exógena 1 dia	0,76%	1	0,76%	49%	-9,6%/14,0%
Exógena 3 dias	0,34%	3	1,03%	55%	-3,5%/7,8%
Exógena 5 dias	0,22%	5	1,12%	54%	-2,7%/3,1%
Exógena 10 dias	0,14%	10	1,38%	54%	-3,2%/2,7%
Exógena 20 dias	0,11%	20	2,17%	54%	-3,3%/2,7%
Exógena 30 dias	0,02%	30	0,71%	56%	-4,1%/1,6%
Exógena 60 dias	0,02%	60	1,01%	50%	-1,2%/0,8%
Endógena	-0,17%	35,3	-5,78%	51%	-4,4%/1,7%
50% do Objetivo	1,20%	13,7	17,64%	60%	-4,4%/14,0%
75% do Objetivo	0,76%	19,2	15,67%	63%	-4,4%/14,0%
100% do Objetivo	0,45%	20,3	9,62%	62%	-4,4%/7,8%
Total de Figuras	114	-	-	-	-
Figuras por ação	2,4	-	-	-	-

Note que, no caso do padrão OCOI, apesar de todas as estratégias exógenas terem obtido retornos médios positivos, não parece ter havido a mesma superioridade na proporção de figuras com retornos positivos do que a verificada para os padrões OCO, o que pode ser um indício de que os resultados obtidos foram apenas casuais. No caso das estratégias de objetivo, ocorreu tal superioridade e, novamente, o melhor resultado foi obtido pela estratégia de 50% do Objetivo que, em um período de 13,7 dias, levou a um retorno médio de 17,64% (correspondente a um retorno médio diário de 1,20%). A análise dos retornos diários da estratégia aplicada a cada uma das 114 figuras identificadas (Gráfico 4) mostra que a maior concentração de retornos positivos (60% das figuras) do que negativos, inclusive com uma maior magnitude média, dá suporte ao resultado obtido.

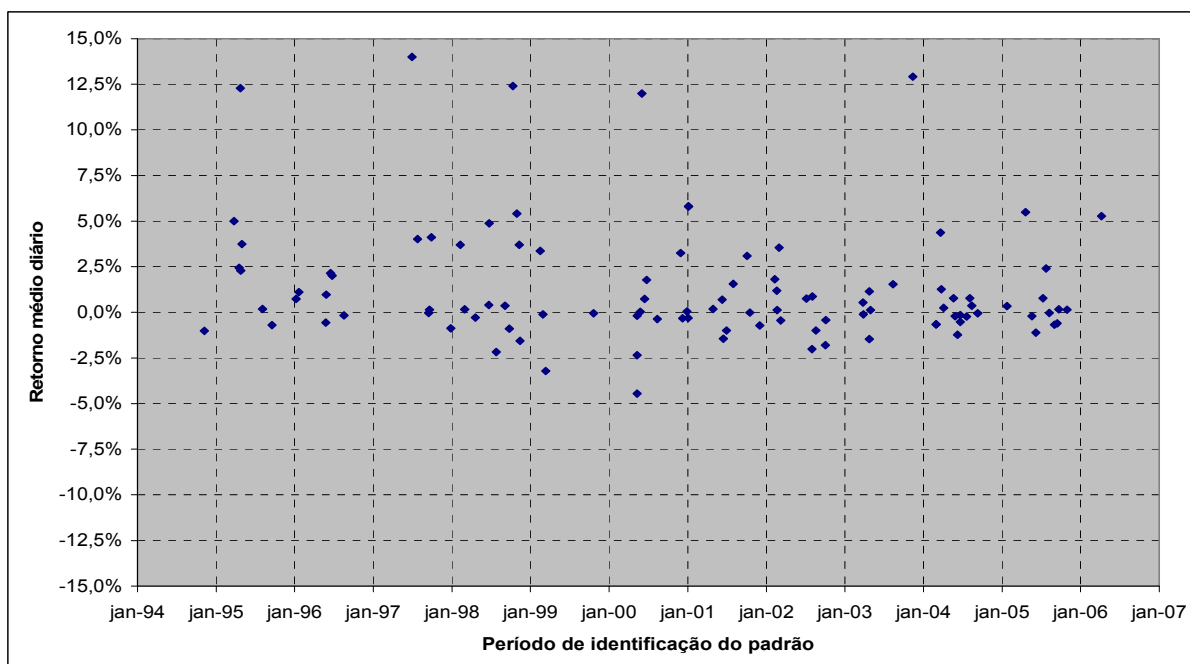


Gráfico 4 - Retornos diários por padrão OCOI identificado da estratégia de 50% do Objetivo.

Por fim, vale ressaltar a importância fundamental dos limitadores de perdas/*stops* nas estratégias endógena e de objetivo. Conforme mostrado nas Tabelas 3 e 4 - que trazem para cada estratégia, a proporção de figuras que tiveram o *stop* disparado antes que o objetivo pré-determinado fosse atingido -, as travas foram ativadas um grande número de vezes, limitando perdas ou garantindo ganhos. Sem tais travas, provavelmente os resultados das estratégias teriam sido inferiores aos relatados nas Tabelas 1 e 2.

Nas Tabelas 3 e 4, pode-se ver ainda que os *stops* móveis atuaram de forma efetiva na garantia dos ganhos quando as ações se comportaram de maneira diferente da prevista pela identificação dos padrões gráficos. Por exemplo, para a estratégia de 100% do Objetivo, condicional à identificação dos padrões OCOI (Tabela 4), somente em 27,2% das vezes o *stop* não precisou ser ativado e a ação atingiu diretamente o objetivo de preço pré-estabelecido. No entanto, no restante das vezes, movimentações no sentido contrário à tendência prevista pelo padrão gráfico fizeram com que as posições fossem desfeitas mais cedo. Em 2,6% das vezes, os preços, após atingirem 75% do objetivo, passaram a cair e o *stop*, colocado logo abaixo desse nível, foi disparado, garantindo boa parte dos ganhos; em outras 39,5% das vezes, os preços começaram a se comportar de maneira inesperada após atingirem a metade do objetivo e, novamente, o *stop* garantiu um ganho razoável; por fim, em 30,7% das vezes, os preços não subiram conforme era previsto, mas caíram além do ombro

direito do padrão OCOI, levando ao encerramento da posição comprada no ativo pelo *stop* e evitando um possível maior prejuízo.

Tabela 3 – Utilização do STOP nas estratégias condicionais à identificação do padrão OCO.

<i>Estratégia</i>	<i>Sem STOP</i>	<i>STOP no Ombro Direito</i>	<i>STOP no valor de entrada</i>	<i>STOP em 50% do Objetivo</i>	<i>STOP em 75% do Objetivo</i>
Endógena	56,0%	44,0%	-	-	-
50% do Objetivo	59,3%	9,3%	31,3%	-	-
75% do Objetivo	26,7%	44,0%	-	29,3%	-
100% do Objetivo	19,3%	44,0%	-	33,3%	3,3%

Tabela 4 – Utilização do STOP nas estratégias condicionais à identificação do padrão OCOI.

<i>Estratégia</i>	<i>Sem STOP</i>	<i>STOP no Ombro Direito</i>	<i>STOP no valor de entrada</i>	<i>STOP em 50% do Objetivo</i>	<i>STOP em 75% do Objetivo</i>
Endógena	69,3%	30,7%	-	-	-
50% do Objetivo	72,8%	9,6%	17,5%	-	-
75% do Objetivo	36,0%	30,7%	-	33,3%	-
100% do Objetivo	27,2%	30,7%	-	39,5%	2,6%

Nas Tabelas 3 e 4 ainda é possível ver que as estratégias condicionais à identificação do padrão OCO tiveram uma maior proporção de *stops* disparados do que aquelas condicionais aos padrões OCOI, indicando que seus sinais a respeito da movimentação futura de preços falharam um maior número de vezes.

4.3 Significância Estatística dos Resultados

Conforme exposto na Seção 3.2.3, é possível traçar a distribuição empírica dos retornos das estratégias condicionais à identificação dos padrões OCO e OCOI usando a metodologia *Bootstrap* e, a partir dessa distribuição, definir intervalos de confiança para testar a hipótese nula de que tais padrões não são capazes de prever o comportamento futuro dos retornos de ações. No caso, foram utilizadas séries de retornos geradas por dois modelos de preços de ações largamente utilizados: *Random Walk* e E-GARCH.

Número de Simulações e Intervalos de Confiança

O número de 1.000 séries artificiais de retornos *Random Walk* e E-GARCH criadas para cada ação, mostrou-se adequado e suficiente para a determinação da distribuição

empírica dos retornos das estratégias de Análise Técnica deste trabalho e está de acordo com o indicado pela literatura sobre a metodologia *Bootstrap*. O Gráfico 5 - que traz um exemplo dos resultados médios obtidos pela estratégia de 50% do Objetivo condicionais à identificação de padrões OCOI para 1 a 1.000 simulações *Bootstrap* geradas segundo um *Random Walk* -, confirma esse fato, mostrando que, a partir de 500 simulações realizadas, há pouca variação nos resultados encontrados para o retorno médio diário da estratégia:

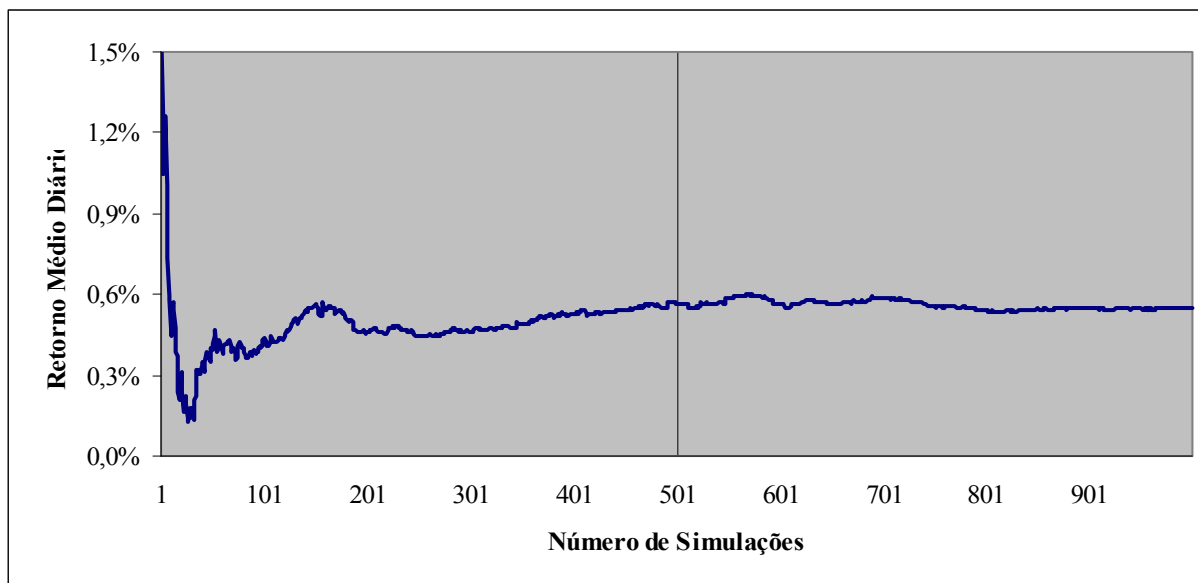


Gráfico 5 – Número de simulações *Bootstrap* necessárias para a convergência do retorno médio das estratégias de 50% do Objetivo condicionais à identificação do padrão OCOI

Para testar se os retornos obtidos nas séries originais com as estratégias de Análise Técnica são estatisticamente superiores àqueles obtidos nas séries artificiais, foram construídos intervalos de confiança de 95% pelo método de percentis que, na metodologia *Bootstrap*, consiste simplesmente em definir os intervalos que contêm os 95% menores retornos médios estimados para cada estratégia (no caso unicaudal). Como foram utilizadas 1.000 simulações, os intervalos de confiança definidos contêm, para cada estratégia, os retornos médios das 950 simulações com menores resultados.

***Random Walk* – Padrões OCO**

As estratégias exógenas de 1, 3 e 5 dias e as estratégias de 50%, 75% e 100% do objetivo, condicionais à identificação de padrões OCO nas séries originais, foram capazes de produzir retornos positivos e, a um nível de significância de 95%, maiores que os retornos obtidos pela aplicação das mesmas estratégias a séries artificiais simuladas segundo um *Random Walk*. Isso implica na rejeição da hipótese nula, de que as séries de retornos originais

não possuem dependência intertemporal, e indica que o padrão gráfico OCO de fato consegue prever algum padrão de comportamento futuro nos retornos de ações brasileiras, possibilitando a criação de estratégias de investimento, com retornos positivos, condicionais à sua identificação.

A Tabela 5 traz, para cada estratégia, além do seu retorno médio, o percentual de simulações *Bootstrap*, de séries de retornos geradas segundo um *Random Walk*, com retornos para as estratégias condicionais à identificação de padrões OCO superiores aos obtidos pela aplicação dessas estratégias nas séries originais. Nela, pode-se ver, por exemplo, que a estratégia de 50% do Objetivo obteve o maior retorno médio dentre todas as estratégias (4,62%), e que das 1.000 séries artificiais simuladas, somente em 26 delas (2,6%) a aplicação dessa estratégia levou a retornos médios maiores que 4,62%, comprovando a significância do resultado obtido.

Tabela 5 – Percentual de simulações *Bootstrap* (*Random Walk*) nas quais a aplicação das estratégias condicionais à identificação de padrões OCO levou a retornos médios superiores aos das estratégias aplicadas às séries originais de 47 ações.

Estratégia	Retorno médio diário, %	Duração média da estratégia, dias	Retorno médio no período, %	% Bootstrap Superiores
Exógena 1 dia	0,86%	1	0,86%	0,3%
Exógena 3 dias	0,41%	3	1,24%	0,0%
Exógena 5 dias	0,20%	5	0,99%	0,8%
Exógena 10 dias	-0,06%	10	-0,58%	22,9%
Exógena 20 dias	-0,07%	20	-1,31%	11,9%
Exógena 30 dias	-0,04%	30	-1,19%	1,2%
Exógena 60 dias	-0,03%	60	-1,66%	0,0%
Endógena	-0,17%	27,1	-4,46%	0,0%
50% do Objetivo	0,29%	15,8	4,62%	2,6%
75% do Objetivo	0,14%	22,6	3,32%	0,5%
100% do Objetivo	0,06%	24,2	1,53%	0,1%
Total de Figuras	147	-	-	70,2%
Figuras por ação	3,1	-	-	-

A Tabela 5 também mostra que, dentre as estratégias exógenas, somente aquelas de menor duração (1, 3 e 5 dias) apresentaram resultados positivos e significativos, enquanto os retornos das demais estratégias foram negativos (e significativos nos casos das estratégias de 30 e 60 dias). Isoladamente, esse resultado indica que, em média, os preços param de se movimentar na tendência de queda prevista pelo padrão OCO após um curto período de tempo. Porém, os resultados alcançados pelas estratégias de objetivo, que em média têm uma duração mais prolongada, mostram que é possível a criação de estratégias mais inteligentes, que reduzem as perdas quando ocorrem movimentações na tendência oposta a prevista, e

absorvem uma boa parte dos ganhos possíveis quando os preços comportam-se conforme o sinalizado pela identificação do padrão.

Os Gráficos 6, 7, 8, 9, 10 e 11 mostram, complementarmente aos resultados apresentados na Tabela 5, para cada uma das estratégias condicionais à ocorrência do padrão OCO que obtiveram retornos positivos e estatisticamente significativos, o histograma e as principais estatísticas dos retornos médios por figura das 1.000 simulações *Bootstrap* geradas segundo um *Random Walk*.

No Gráfico 6, pode-se ver que o retorno médio de 0,86%, obtido pela estratégia exógena de 1 dia, é de fato bastante significativo e praticamente igual ao maior retorno médio alcançado nas séries simuladas, só sendo superado em 3 dessas séries:

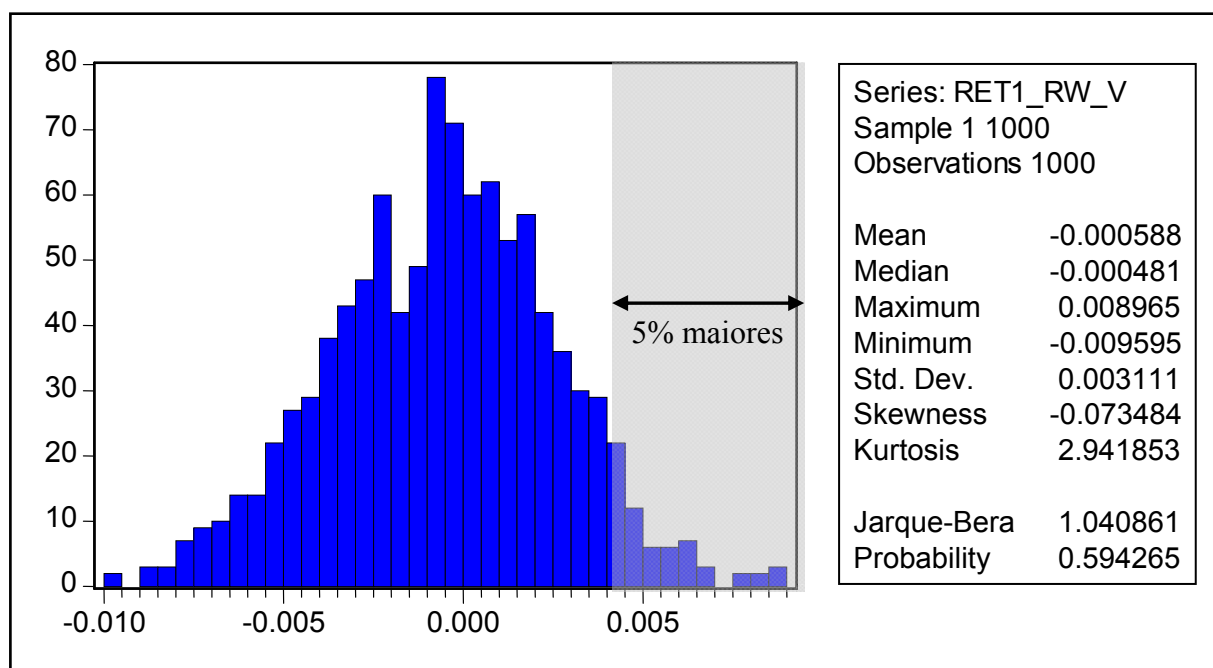


Gráfico 6 – Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia exógena de 1 dia condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações *Bootstrap* de séries de retornos artificiais geradas segundo um *Random Walk*.

O Gráfico 7 mostra que em nenhuma das séries simuladas foi obtido, pela estratégia exógena de 3 dias, um retorno médio maior que os 1,24% alcançados na série original, sinalizando que esse resultado é de fato significativo:

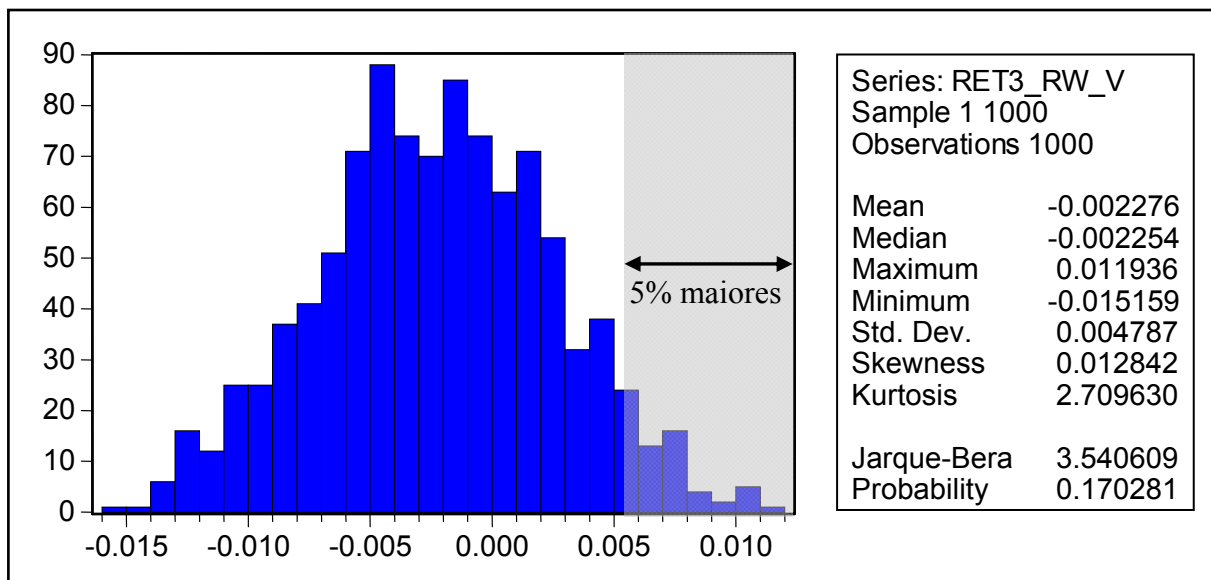


Gráfico 7 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia exógena de 3 dias condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações *Bootstrap* de séries de retornos artificiais geradas segundo um *Random Walk*.

No Gráfico 8, nota-se que o retorno médio de 0,99%, obtido pela estratégia exógena de 5 dias, também é significativo, só sendo menor que os retornos médios alcançados em 8 das séries simuladas:

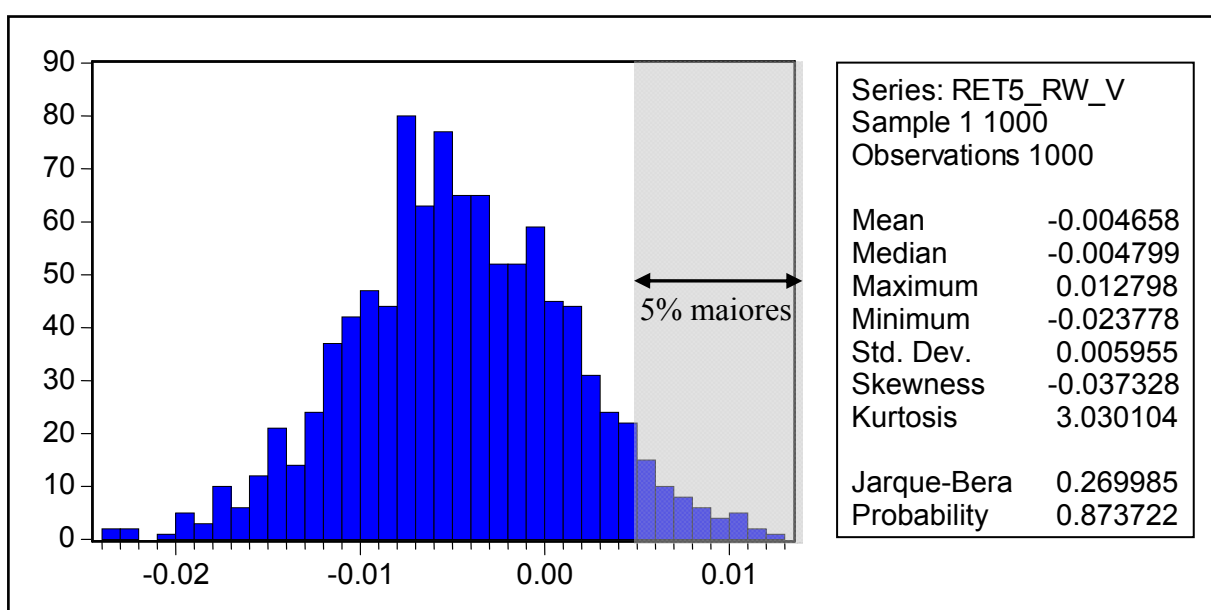


Gráfico 8 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia exógena de 5 dias condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações *Bootstrap* de séries de retornos artificiais geradas segundo um *Random Walk*.

No Gráfico 9, vê-se que o retorno médio diário de 0,29%, obtido pela estratégia de 50% do objetivo, é significativo, pois está entre os 50 maiores retornos obtidos pela aplicação da estratégia às séries artificiais simuladas:

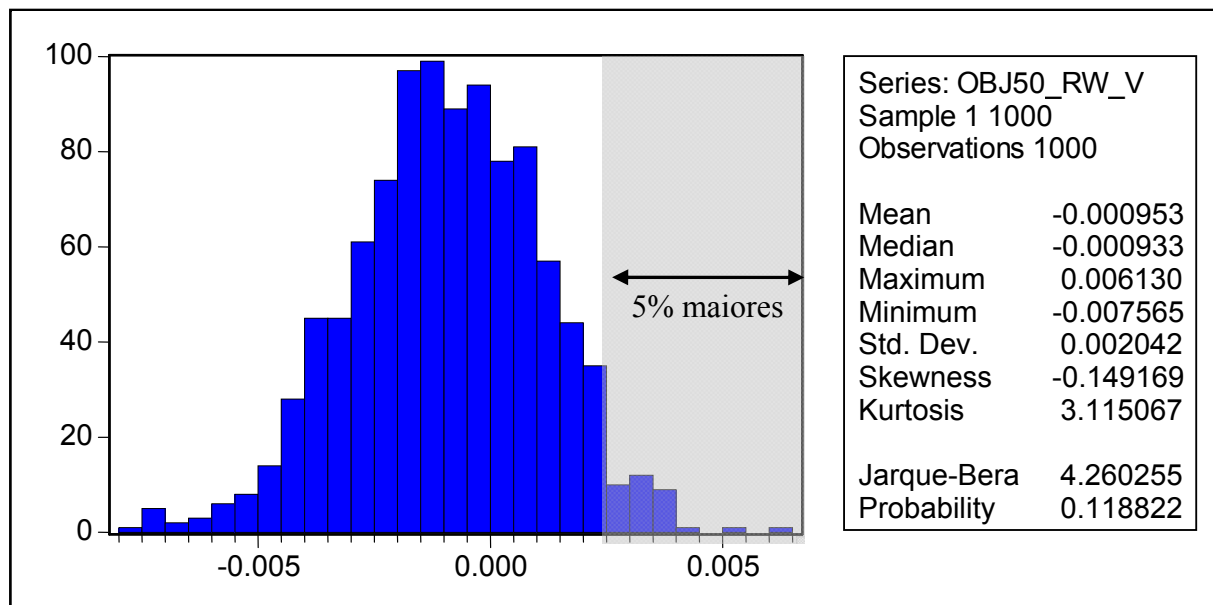


Gráfico 9 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios diários por figura da estratégia de 50% do objetivo condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações *Bootstrap* de séries de retornos artificiais geradas segundo um *Random Walk*.

O Gráfico 10 mostra que, em menos de 50 das simulações, foram obtidos retornos médios diários maiores que zero pela estratégia de 75% do objetivo, o que confirma a significância estatística do resultado de 0,14% alcançado por essa estratégia na série original:

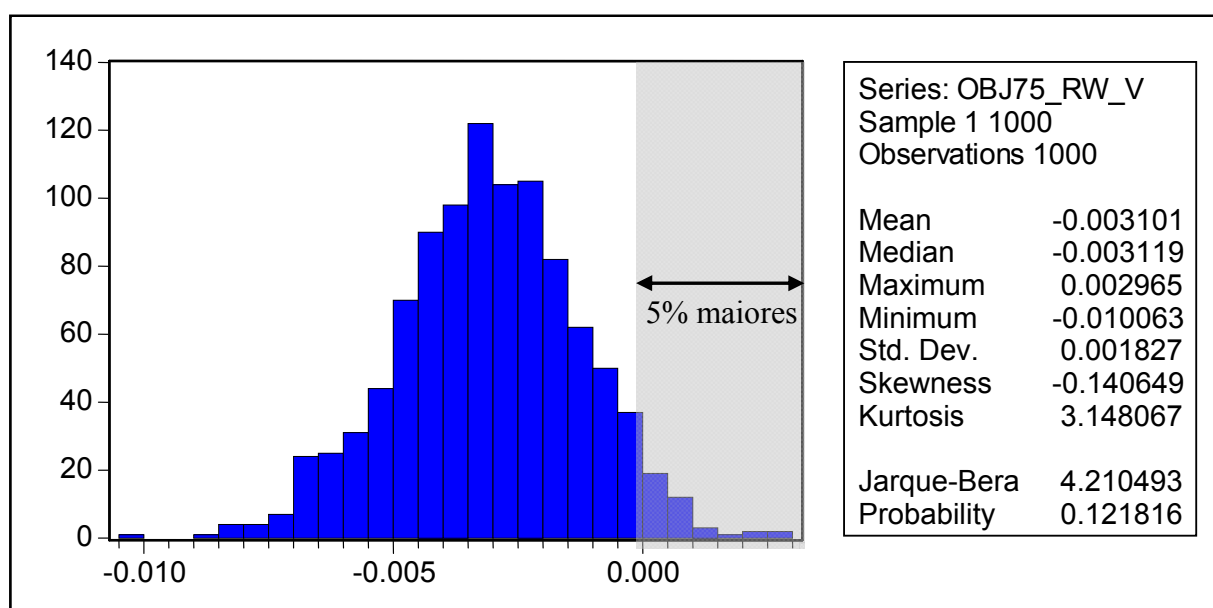


Gráfico 10 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios diários por figura da estratégia de 75% do objetivo condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações *Bootstrap* de séries de retornos artificiais geradas segundo um *Random Walk*.

Por fim, no Gráfico 11, vê-se que somente em uma das simulações o retorno médio diário obtido pela estratégia de 100% do objetivo foi maior que os 0,06% da série original:

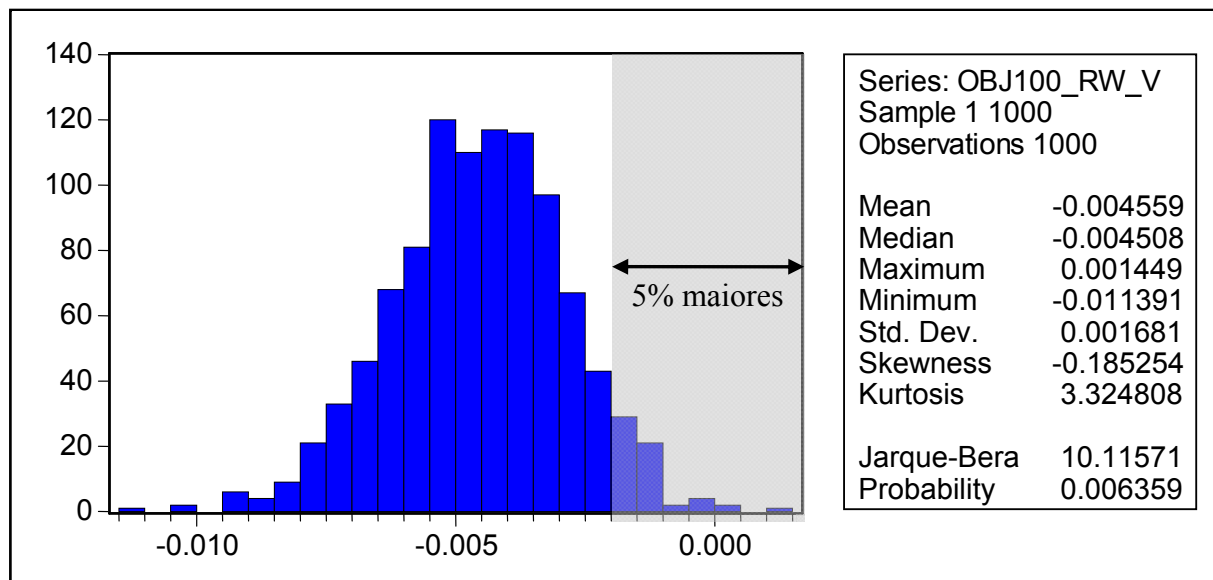


Gráfico 11 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios diários por figura da estratégia de 100% do objetivo condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações *Bootstrap* de séries de retornos artificiais geradas segundo um *Random Walk*.

Random Walk – Padrões OCOI

No caso das estratégias condicionais à identificação de padrões OCOI, apesar de praticamente todas elas terem levado a retornos positivos, apenas a estratégia de 50% do objetivo alcançou, a um nível de significância de 95%, um retorno médio maior que os obtidos da sua aplicação às séries artificiais simuladas segundo um *Random Walk*. Isso implica novamente na rejeição da hipótese nula de que as séries de retornos originais não possuem dependência intertemporal e indica que, no mercado de ações brasileiro, o padrão gráfico OCOI, assim como o padrão OCO, é capaz de antever as tendências futuras de movimentação dos preços das ações, o que possibilita a criação de estratégias de investimento condicionais à sua identificação com retornos positivos.

A Tabela 6 traz, para cada estratégia, além do seu retorno médio, o percentual de simulações *Bootstrap*, de séries de retornos geradas segundo um *Random Walk*, nas quais as estratégias condicionais à identificação de padrões OCOI obtêm retornos superiores aos obtidos pela sua aplicação nas séries originais. Nela, pode-se ver que, à exceção da estratégia de 50% do objetivo, todas as outras estratégias obtiveram, em mais de 5% das séries

simuladas, retornos médios maiores que os auferidos nas séries originais, mostrando que essas estratégias não são eficazes na captura dos sinais a respeito da tendência futura de preços emitidos pelo padrão gráfico.

Tabela 6 – Percentual de simulações *Bootstrap* (*Random Walk*) nas quais a aplicação das estratégias condicionais à identificação de padrões OCOI levou a retornos médios superiores aos das estratégias aplicadas às séries originais de 47 ações.

Estratégia	Retorno médio diário, %	Duração média da estratégia, dias	Retorno médio no período, %	% <i>Bootstrap</i> Superiores
Exógena 1 dia	0,76%	1	0,76%	5,7%
Exógena 3 dias	0,34%	3	1,03%	17,2%
Exógena 5 dias	0,22%	5	1,12%	32,1%
Exógena 10 dias	0,14%	10	1,38%	51,0%
Exógena 20 dias	0,11%	20	2,17%	63,8%
Exógena 30 dias	0,02%	30	0,71%	97,5%
Exógena 60 dias	0,02%	60	1,01%	99,9%
Endógena	-0,17%	35,3	-5,78%	23,0%
50% do Objetivo	1,20%	13,7	17,64%	1,5%
75% do Objetivo	0,76%	19,2	15,67%	8,8%
100% do Objetivo	0,45%	20,3	9,62%	19,4%
Total de Figuras	114	-	-	63,8%
Figuras por ação	2,4	-	-	-

O Gráfico 12 traz o histograma e as principais estatísticas, dos retornos médios por figura, da estratégia de 50% do objetivo, para as 1.000 simulações *Bootstrap* geradas segundo um *Random Walk*. No gráfico, nota-se que o retorno médio diário de 1,20% da estratégia (17,64% no período) é bastante significativo, só sendo superado em 15 das séries simuladas:

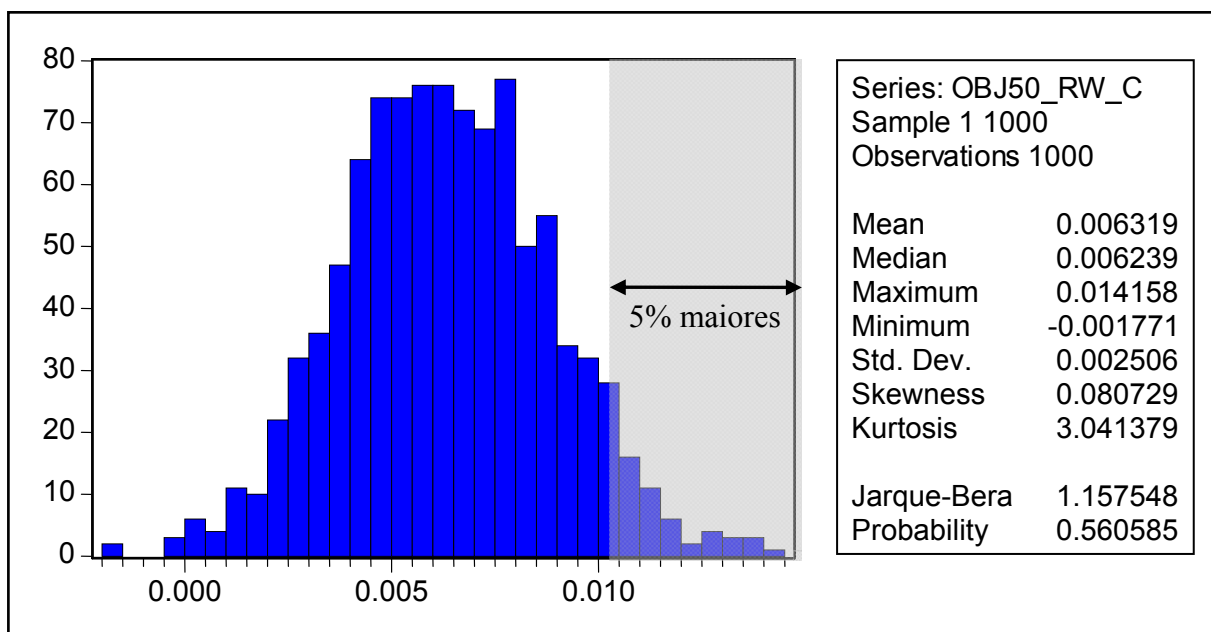


Gráfico 12 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios diários por figura da estratégia de 50% do objetivo condicional à ocorrência de padrões OCOI para as 1.000 simulações *Bootstrap* de séries de retornos artificiais geradas segundo um *Random Walk*.

E-GARCH – Padrões OCO

Somente as estratégias exógenas de 1, 3 e 5 dias, condicionais à identificação de padrões OCO, foram capazes de gerar retornos positivos e, a um nível de significância de 95%, maiores que aqueles obtidos da aplicação das mesmas estratégias em séries artificiais simuladas segundo um E-GARCH, conforme é ilustrado na Tabela 7. Isso implica na rejeição da hipótese nula de que as séries originais de retornos têm estrutura na variância, mas não na média, e indica que o padrão gráfico OCO consegue capturar algum tipo de dependência intertemporal nos retornos de ações brasileiras que não é explicada por uma possível estrutura na variância. Dessa forma, a criação de estratégias de investimento, com retornos positivos, baseadas na identificação do padrão OCO é possível.

A Tabela 7 apresenta, para cada estratégia, além do seu retorno médio, o percentual de simulações *Bootstrap*, de séries de retornos geradas segundo um E-GARCH, nas quais as estratégias condicionais à identificação de padrões OCO levam a retornos maiores do que aqueles obtidos pela aplicação dessas estratégias nas séries originais. Note na tabela, que os retornos das estratégias de objetivo, que eram significativamente maiores do que os obtidos nas séries geradas segundo um *Random Walk*, não são significativos quando comparados, ao nível de significância de 95%, aos retornos gerados nas séries E-GARCH. Esse resultado indica que os retornos positivos dessas estratégias podem ser decorrentes da

captura da estrutura existente na variância nas séries de retornos das ações, e não dos sinais emitidos pelos padrões OCO a respeito da tendência futura de preços.

Tabela 7 - Percentual de simulações Bootstrap (E-GARCH) nas quais a aplicação das estratégias condicionais à identificação de padrões OCO levou a retornos médios superiores aos das estratégias aplicadas às séries originais de 47 ações.

Estratégia	Retorno médio diário, %	Duração média da estratégia, dias	Retorno médio no período, %	% Bootstrap Superiores (EGARCH)
Exógena 1 dia	0,86%	1	0,86%	0,3%
Exógena 3 dias	0,41%	3	1,24%	0,2%
Exógena 5 dias	0,20%	5	0,99%	1,6%
Exógena 10 dias	-0,06%	10	-0,58%	38,2%
Exógena 20 dias	-0,07%	20	-1,31%	33,4%
Exógena 30 dias	-0,04%	30	-1,19%	13,9%
Exógena 60 dias	-0,03%	60	-1,66%	2,2%
Endógena	-0,17%	27,1	-4,46%	3,3%
50% do Objetivo	0,29%	15,8	4,62%	14,6%
75% do Objetivo	0,14%	22,6	3,32%	8,6%
100% do Objetivo	0,06%	24,2	1,53%	5,1%
Total de Figuras	147	-	-	76,6%
Figuras por ação	3,1	-	-	-

O Gráfico 13 mostra o histograma e as principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia exógena de 1 dia para as 1.000 simulações *Bootstrap* geradas segundo um E-GARCH. Note que, o retorno médio de 0,86%, quando comparado com séries geradas por um E-GARCH, é significativo, assim como quando foi comparado com séries geradas por um *Random Walk*, indicando que o padrão gráfico realmente consegue prever um movimento de queda nos preços, que é capturado com sucesso por essa estratégia:

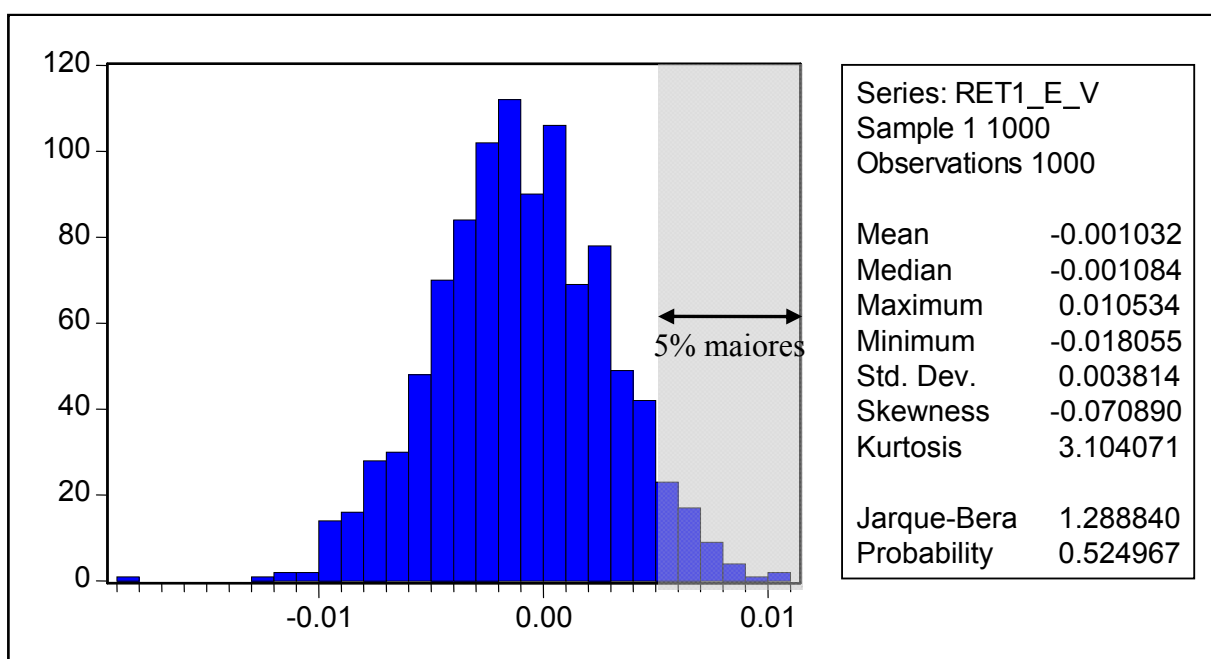


Gráfico 13 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia exógena de 1 dia condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações *Bootstrap* de séries de retornos artificiais geradas segundo um E-GARCH.

Os Gráficos 14 e 15 trazem as mesmas informações para as estratégias exógenas de 3 e 5 dias. Note que, os retornos médios de 1,24% e 0,99% dessas estratégias ainda são significativos quando comparados aos retornos de séries geradas por um E-GARCH (como ocorreu com as séries geradas por um *Random Walk*), mostrando que as estratégias conseguem transformar em retornos positivos os sinais capturados pelo padrão OCO a respeito dos retornos futuros das ações:

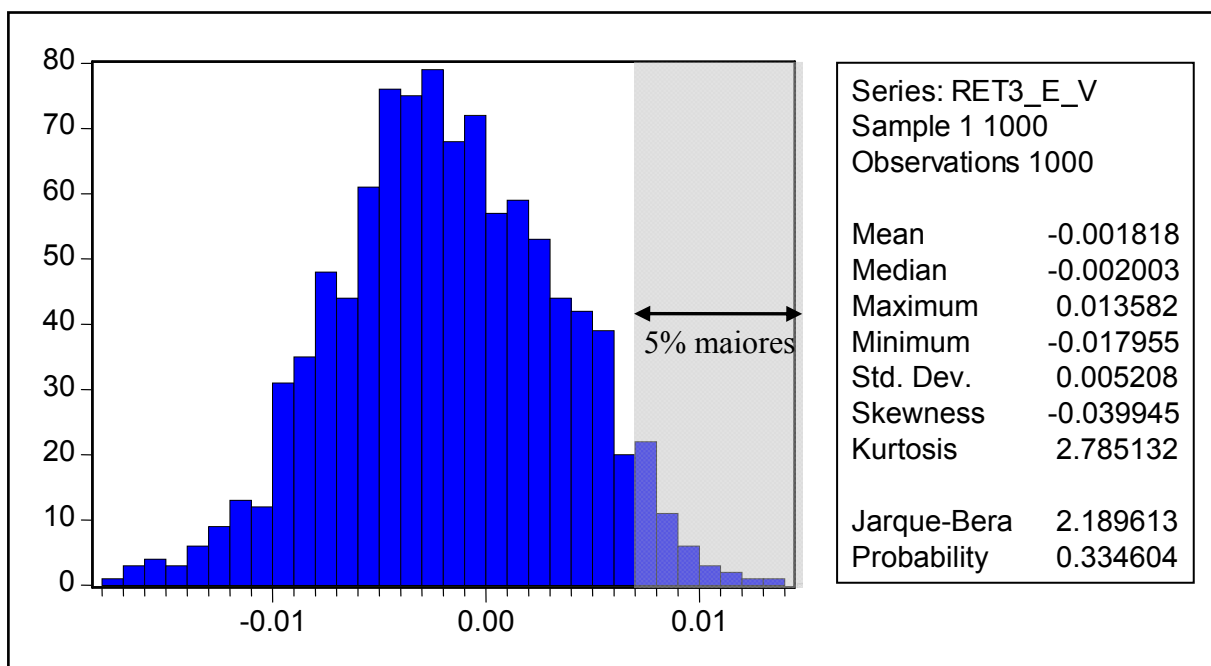


Gráfico 14 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia exógena de 3 dias condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações *Bootstrap* de séries de retornos artificiais geradas segundo um E-GARCH.

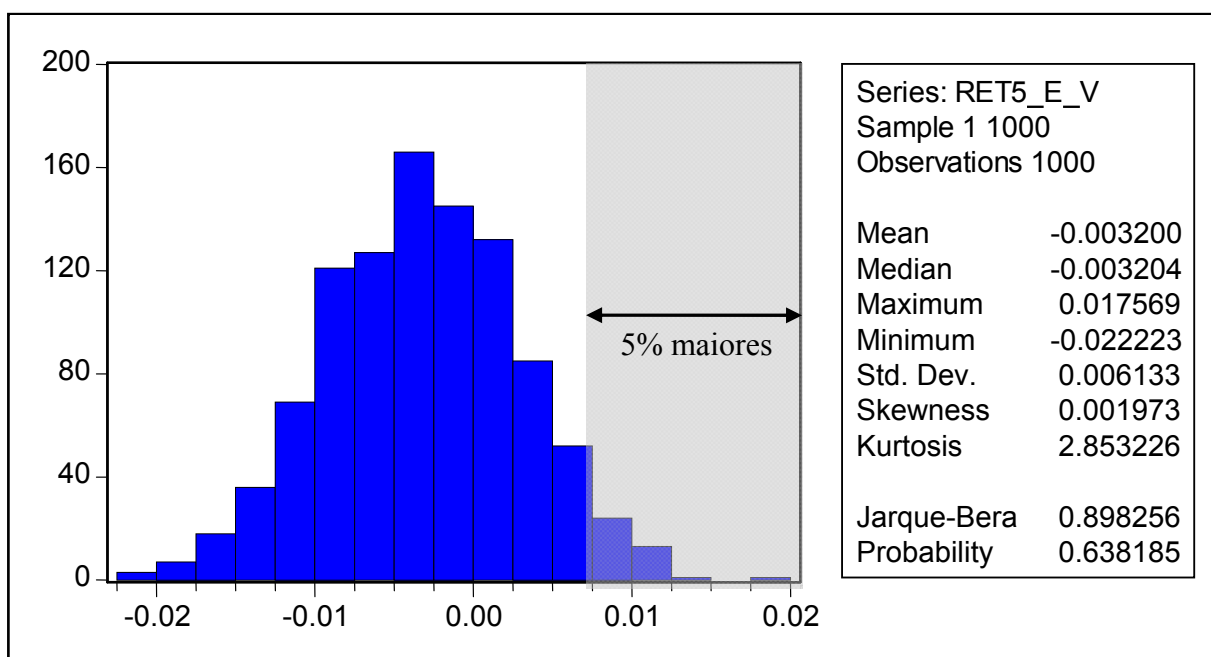


Gráfico 15 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia exógena de 5 dias condicional à ocorrência de padrões OCO para as 1.000 simulações *Bootstrap* de séries de retornos artificiais geradas segundo um E-GARCH.

E-GARCH – Padrões OCOI

Assim como no caso das séries *Random Walk*, a única estratégia condicional à identificação do padrão OCOI que obteve sucesso em alcançar retornos significativamente superiores aos que foram obtidos em séries simuladas segundo um E-GARCH, ao nível de

significância de 95%, foi a estratégia de 50% do objetivo (ver Tabela 8). O fato de, somente em 13 das séries simuladas segundo um E-GARCH, terem sido alcançados retornos médios maiores que os 17,64% obtidos pela estratégia nas séries originais, permite rejeitar a hipótese nula de que tais séries têm estrutura na variância e não na média. Isso implica que o padrão OCOI pode capturar algum tipo de dependência intertemporal nos retornos de ações brasileiras, que não é explicada por uma possível estrutura na variância, e que pode ser utilizada na criação de estratégias de investimento, com retornos positivos, baseadas na sua identificação.

A Tabela 8 traz para cada estratégia, além do seu retorno médio, o percentual de simulações *Bootstrap*, de séries de retornos geradas segundo um E-GARCH, nas quais as estratégias condicionais à identificação de padrões OCOI levam a retornos maiores do que aqueles obtidos pela sua aplicação nas séries originais. A tabela mostra que, no caso do E-GARCH, assim como no do *Random Walk*, ao nível de significância de 95%, nenhuma estratégia - à exceção da de 50% do objetivo - consegue obter retornos superiores aos das séries simuladas, o que revela sua incapacidade de gerar retornos positivos e significativos, a partir dos sinais fornecidos pelo padrão OCOI a respeito da tendência futura de preços.

Tabela 8 – Percentual de simulações Bootstrap (E-GARCH) nas quais a aplicação das estratégias condicionais à identificação de padrões OCOI levou a retornos médios superiores aos das estratégias aplicadas às séries originais de 47 ações.

Estratégia	Retorno médio diário, %	Duração média da estratégia, dias	Retorno médio no período, %	% Bootstrap Superiores (EGARCH)
Exógena 1 dia	0,76%	1	0,76%	7,2%
Exógena 3 dias	0,34%	3	1,03%	10,9%
Exógena 5 dias	0,22%	5	1,12%	20,2%
Exógena 10 dias	0,14%	10	1,38%	32,1%
Exógena 20 dias	0,11%	20	2,17%	32,6%
Exógena 30 dias	0,02%	30	0,71%	88,1%
Exógena 60 dias	0,02%	60	1,01%	96,2%
Endógena	-0,17%	35,3	-5,78%	37,9%
50% do Objetivo	1,20%	13,7	17,64%	1,3%
75% do Objetivo	0,76%	19,2	15,67%	8,8%
100% do Objetivo	0,45%	20,3	9,62%	19,5%
Total de Figuras	114	-	-	80,2%
Figuras por ação	2,4	-	-	-

O Gráfico 16, que traz o histograma e as principais estatísticas dos retornos médios por figur, da estratégia de 50% do objetivo para as 1.000 simulações *Bootstrap* geradas segundo um E-GARCH, confirma a significância do resultado positivo obtido pela estratégia:

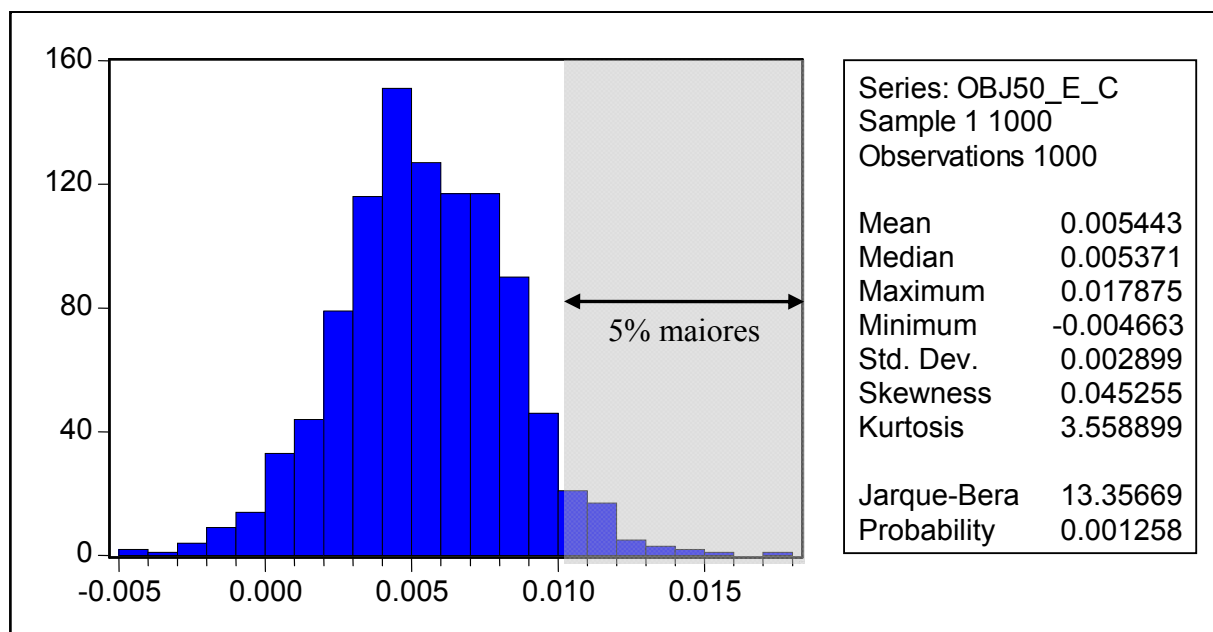


Gráfico 16 - Histograma e principais estatísticas dos retornos médios por figura da estratégia de 50% do objetivo condicional à ocorrência de padrões OCOI para as 1.000 simulações *Bootstrap* de séries de retornos artificiais geradas segundo um E-GARCH.

Considerações sobre os Custos de Transação

É natural questionar se os retornos das estratégias de Análise Técnica avaliadas neste trabalho continuam atraentes após a consideração dos custos de transação. No mercado de ações brasileiro, custos como corretagem, são cobrados por transação e variam de acordo com a corretora, o tipo de investidor e a quantia investida, podendo ser um valor fixo por transação ou um valor variável, proporcional ao montante investido. Além da corretagem, há também emolumentos que devem ser pagos à Bolsa de Valores e o Imposto de Renda, que pode atingir 15% da rentabilidade obtida.

No caso das estratégias baseadas na identificação do padrão OCO que alcançaram resultados estatisticamente significativos, a consideração de custos de transação da magnitude de 1% por operação, já tornaria os retornos pouco atraentes e invalidaria as conclusões a favor do poder de previsão desse padrão gráfico²⁰. Porém, no caso da estratégia de 50% do objetivo condicional à identificação do padrão OCOI, que obteve retornos positivos expressivos e estatisticamente significativos, seria necessário que o custo de transação fosse bastante alto para anular os mais de 17% obtidos pela estratégia e invalidar a conclusão de que o padrão gráfico OCOI tem poder de prever retornos futuros de ações.

²⁰ Note que as estratégias são sempre compostas por um par de operações. No caso da identificação do OCOI, compramos uma ação e a vendemos após certo número de dias ou quando um objetivo ou *stop* é atingido. No caso da identificação do OCO, vendemos o ativo a descoberto e o recompramos quando oportuno.

Conclusão

Os resultados encontrados neste trabalho dão suporte à conclusão de que os padrões gráficos de Análise Técnica, do tipo Ombro-Cabeça-Ombro, têm poder de previsão no mercado de ações brasileiro, conseguindo capturar padrões recorrentes nas informações históricas dos preços, que antecipam seu comportamento futuro e permitem, dessa forma, a criação de estratégias de investimento rentáveis condicionais à sua identificação.

O algoritmo de identificação proposto, mostrou-se capaz de identificar com precisão tanto padrões OCO quanto padrões OCOI e, algumas das estratégias empregadas conseguiram transformar, em retornos positivos, as informações a respeito da movimentação futura dos preços antecipadas pelos padrões gráficos. Por meio da metodologia *Bootstrap*, foi comprovado que esses retornos não são passíveis de serem gerados por um *Random Walk* ou por um E-GARCH, dois modelos populares de preços de ações. Esse resultado mostra que o processo gerador dos retornos dos preços de ações é provavelmente mais complicado do que o proposto por esses modelos e que algumas dessas complexidades podem ser capturadas por padrões gráficos não-lineares, como os padrões OCO e OCOI.

Apesar dos resultados a favor do poder de previsão dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro, quando levados em consideração os custos de transação inerentes ao mercado de ações, concluímos que somente as estratégias condicionais ao padrão OCOI são capazes de gerar retornos positivos e significativos, uma vez que, dependendo do nível desses custos, os resultados das estratégias condicionais ao padrão OCO deixam de ser economicamente atraentes. Mesmo assim, o padrão OCO não pode ser totalmente descartado, pois as estratégias utilizadas neste trabalho são apenas aproximações rudimentares daquelas realmente postas em prática por um analista técnico, que tendem a ser mais eficientes na captura de retornos, podendo compensar esses custos de transação.

Este trabalho é o primeiro a avaliar o poder de previsão de padrões gráficos não-lineares de Análise Técnica no Brasil, complementando a incipiente literatura no país sobre a efetividade das regras de Análise Técnica e reforçando os resultados a seu favor, encontrados em estudos como Osler e Chang (1995), Lo et alli (2000) e Savin et alli (2006), além de trazer importantes contribuições metodológicas. No entanto, este é apenas um passo inicial no

sentido de comprovar (ou rejeitar) o poder de previsão da Análise Técnica, de maneira que diversos outros passos podem ser dados nesse sentido, dentre os quais sugerimos para futuros estudos: (i) a otimização dos parâmetros utilizados na identificação dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro; (ii) o desenvolvimento de estratégias de investimento que tentem se aproximar ainda mais da forma como um analista técnico toma suas decisões, incluindo, por exemplo, informações a respeito do volume negociado; (iii) o uso de rastreadores de tendência para determinar o melhor momento de saída das estratégias; (iv) a utilização de outros modelos de preços de ações mais completos, como um ARIMA com E-GARCH; (v) o teste conjunto de mais de um padrão ou indicador de Análise Técnica; (vi) o estudo de outros padrões gráficos de Análise Técnica; (vii) uma análise mais detalhada dos problemas de microestrutura de mercado, como custos de transação e *bid-ask spread*, assim como de possíveis “fricções” de mercado (modelos comportamentais, teoria do caos, etc.).

Referências bibliográficas

ARNOLD, C. e RAHFELDT, D. **Timing the Market: How to Profit in Bull and Bear Markets with Technical Analysis**. Chicago: Probus Publishing, 1986.

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.

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.

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

EDWARDS, R.D. e MAGEE, J. **Technical Analysis of Stock Trends**. Boston: John Magee Inc., 1948.

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

FAMA, E.F. e BLUME, M.E. Filter Rules and Stock Market Trading, **Journal of Business**, v. 39, p. 226-241, 1966.

HARDY, C.C. **The Investor's Guide to Technical Analysis**. New York: McGraw Hill, 1978.

JENSEN, M.C. Some Anomalous Evidence Regarding Market Efficiency, **Journal of Finance Economics**, v. 6, p. 95-101, 1978.

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

KAUFMAN, P. **Commodity Trading Systems and Methods**. New York: Ronald Press, 1978.

LEVY, R.A. The Predictive Significance of Five-Point Chart Patterns, **Journal of Business**, v. 44, no. 3, p. 316-323, 1971.

LO, A.W., MAMAYSKY e H. e WANG, J. Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation, **Journal of Finance**, v. 55, no. 4, p. 1705-1765, 2000.

LORENZONI, G., PIZZINGA, A., FERNANDES, C., FREIRE, R.R. e ATHERINO, R. On The Statistical Validation of Technical Analysis. In: VI Encontro Brasileiro de Finanças, Vitória, 2006.

MOONEY, C.Z. e DUVAL, R.D. **Bootstrapping: A Nonparametric Approach to Statistical Inference**. Sage Publication Inc., 1993.

MURPHY, J.J. **Technical Analysis of the Futures Market: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications**. New York: Prentice Hall, 1986.

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

PARK, C.H. e IRWIN, S.H. What Do We Know about the Profitability of Technical Analysis?, 2006. Disponível em: <<http://www.farmdoc.uiuc.edu/irwin/research/TechnicalAnalysisSurvey.pdf>>. Acesso em: 10 nov. 2006.

PRING, M.J. **Technical Analysis Explained: The Succesfull Investor's Guide to Spotting Investments Trends and Turning Points**. 3 ed., New York: McGraw Hill, 1985.

RHEA, R. **The Dow Theory**. Burlington, Vermont: Fraser Publishing Co., 1932.

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

SAVIN, G., WELLER, P. e ZVINGELIS, J. The Predictive Power of “Head-and-Shoulders” Price Patterns in the U.S. Stock Market, 2006. Disponível em: <http://www.biz.uiowa.edu/faculty/gsavin/papers/HSrevision_paw_10%2019%2006.pdf> Acesso em: 10 nov. 2006.

SKLAREW, A. **Techniques of a Professional Commodity Chart Analyst**. New York: Commodity Research Bureau, 1980.

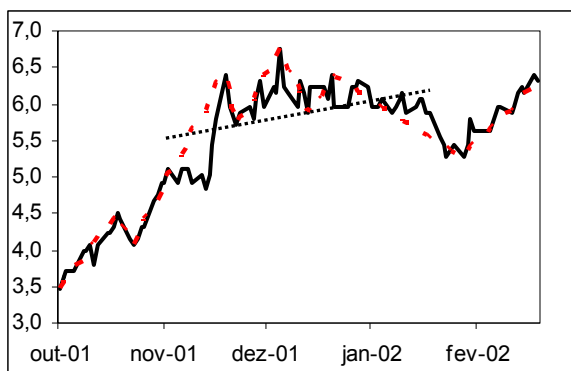
SULLIVAN, R., TIMMERMAN, A. e WHITE, H. Data-Snooping, Technical Trading Rules and The Bootstrap, **Journal of Finance**, v. 54, p. 1647-1692, 1999.

VAN HORNE, J.C e PARKER, G.G.C. The Random-Walk Theory: An Empirical Test, **Financial Analysts Journal**, v. 23, p. 87-92, 1967.

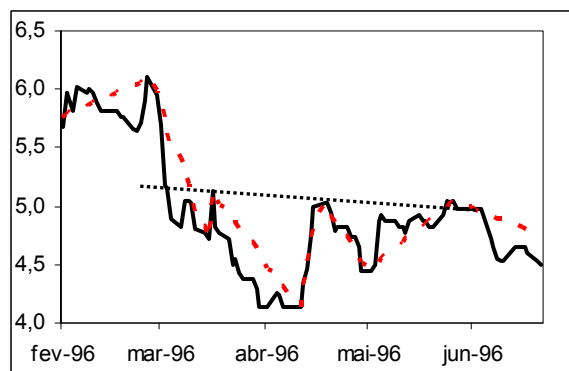
VAN HORNE, J.C e PARKER, G.G.C. Technical Trading Rules: A Comment, **Financial Analysts Journal**, v. 24, p. 128-132, 1968.

Apêndice 1 Padrões Gráficos Identificados

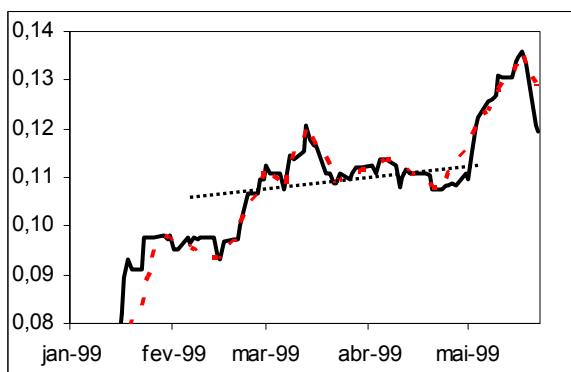
A seguir são apresentados alguns dos padrões OCO e OCOI identificados nas séries de ações analisadas. A linha preta contínua é a série original de preços de fechamento de cada ativo, enquanto a linha vermelha tracejada é a série suavizada pelo padrão “zigzag” para auxiliar na identificação dos padrões gráficos. Os padrões estão centralizados nos gráficos, com a linha preta pontilhada representando a reta do pescoço:



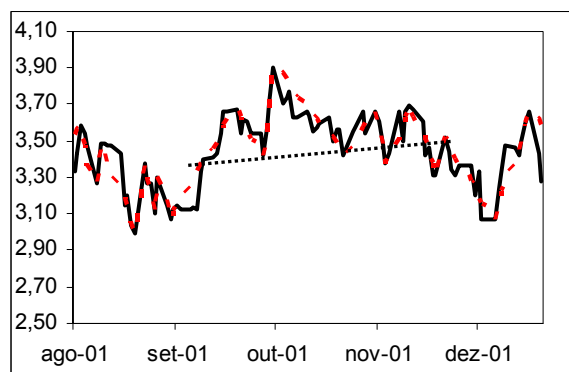
Padrão 1 – OCO em ACESITA PN



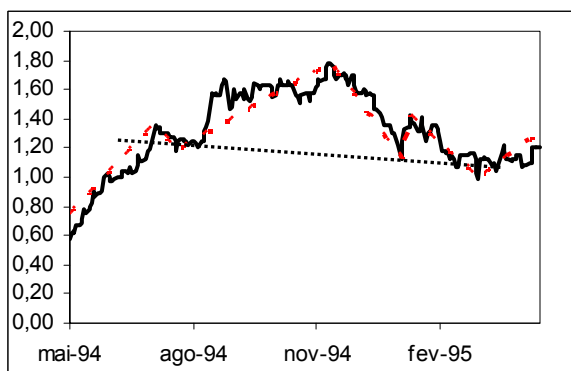
Padrão 2 – OCOI em ALPARGATAS PN



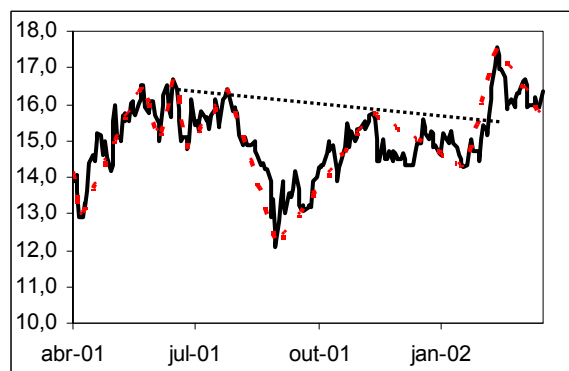
Padrão 3 – OCO em AMBEV PN



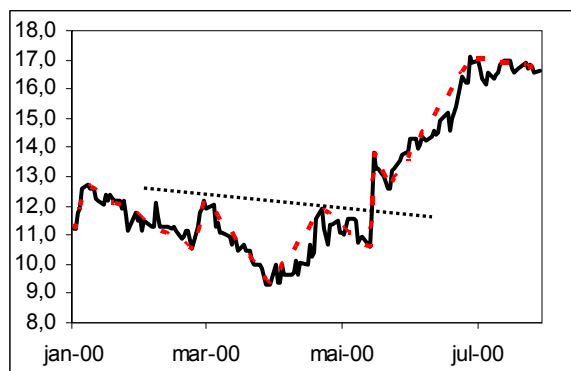
Padrão 4 – OCO em ARACRUZ PNB



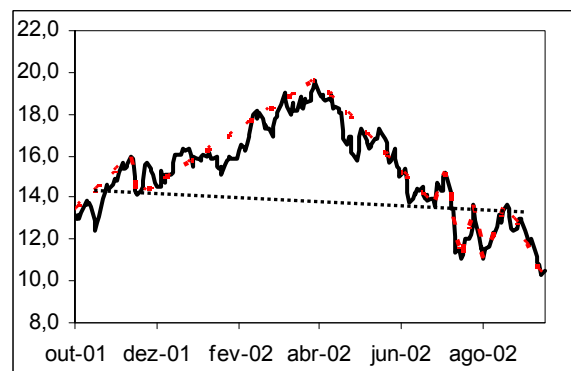
Padrão 5 – OCO em ARCELOR BR ON



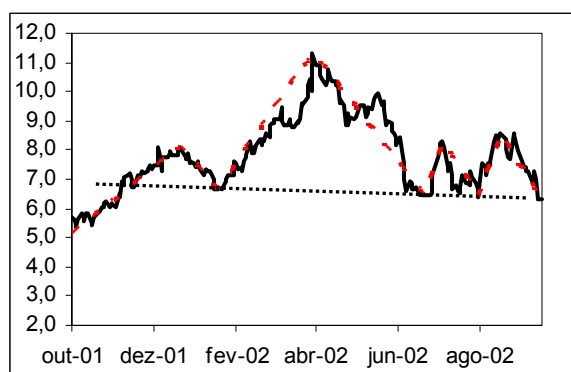
Padrão 6 – OCOI em ITAU HOLDING PN



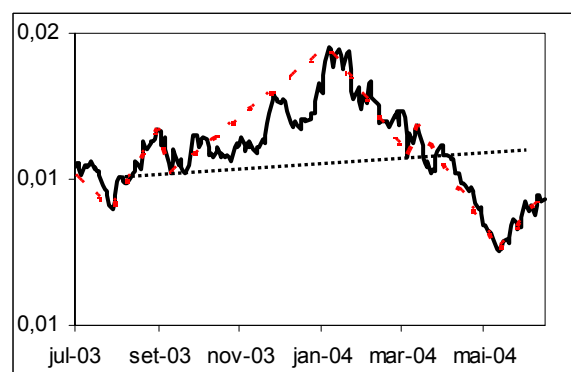
Padrão 7 – OCOI em BOMBRIL PN



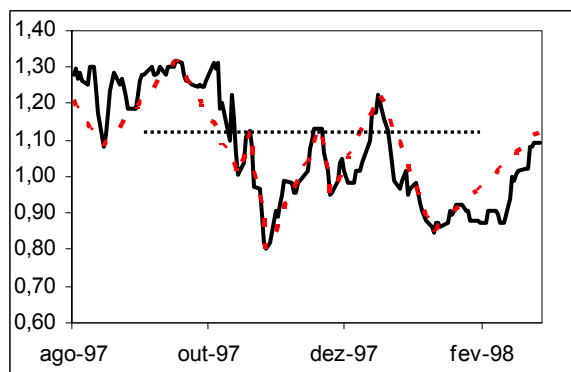
Padrão 8 – OCO em BRADESCO PN



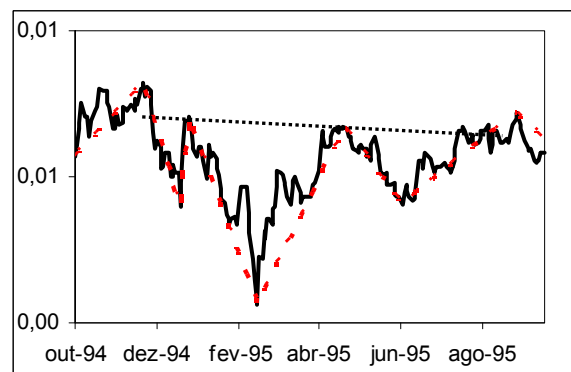
Padrão 9 – OCO em BRASIL ON



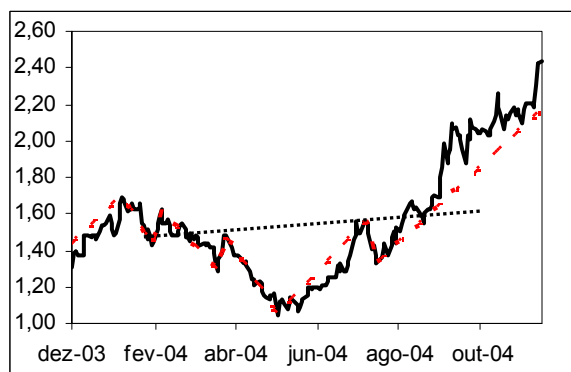
Padrão 10 – OCO em BRASIL TELECOM PN



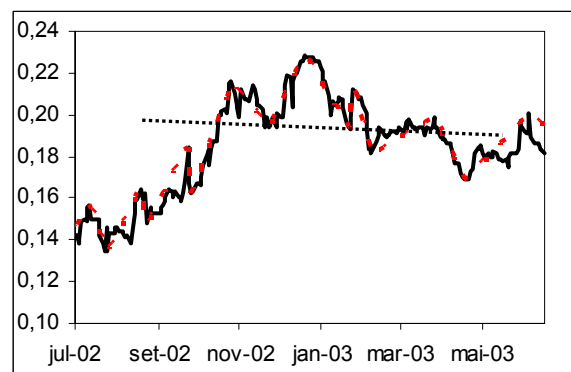
Padrão 11 – OCOI em CELESC PNB



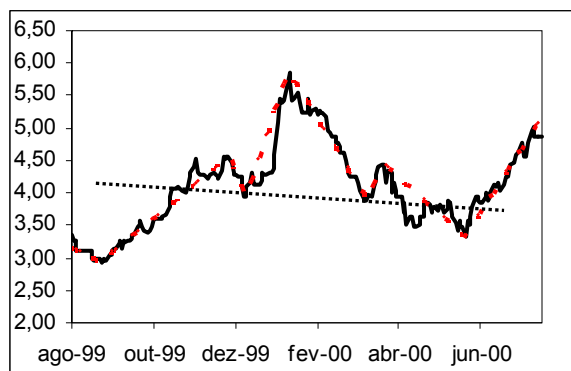
Padrão 12 - OCOI em CEMIG PN



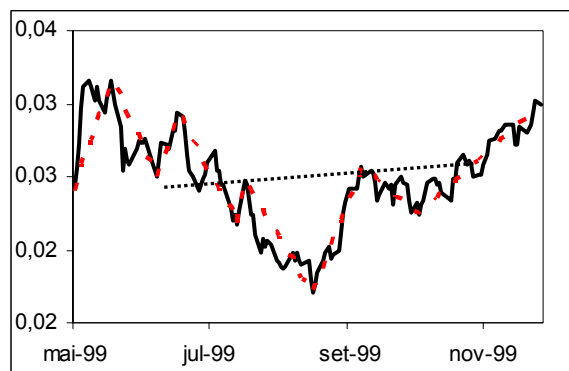
Padrão 13 – OCOI em CONFAB PN



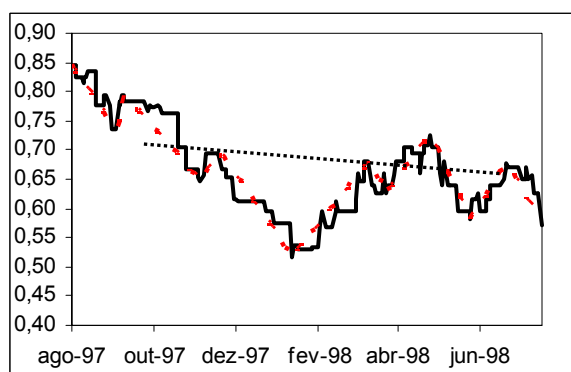
Padrão 14 - OCO em COTEMINAS PN



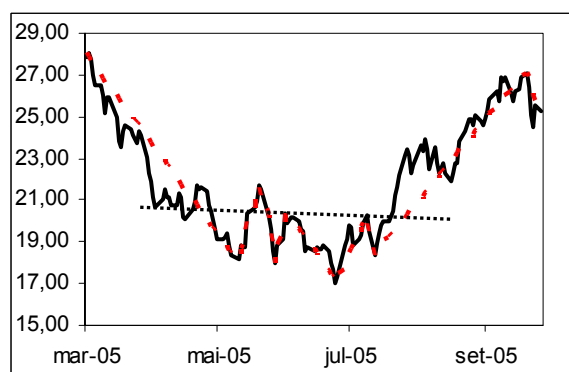
Padrão 13 – OCO em DURATEX PN



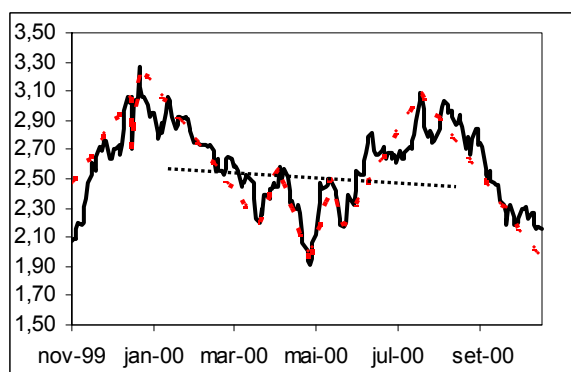
Padrão 14 – OCOI em ELETROBRAS ON



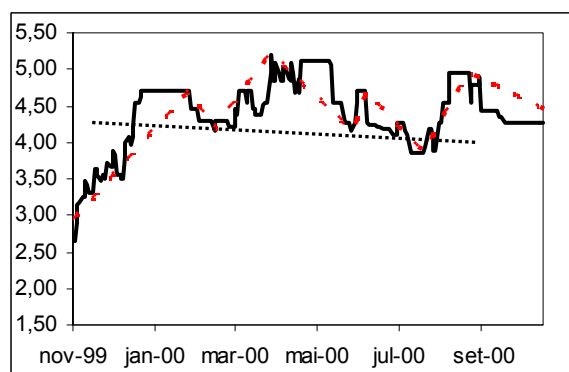
Padrão 15 – OCOI em ETERNIT ON



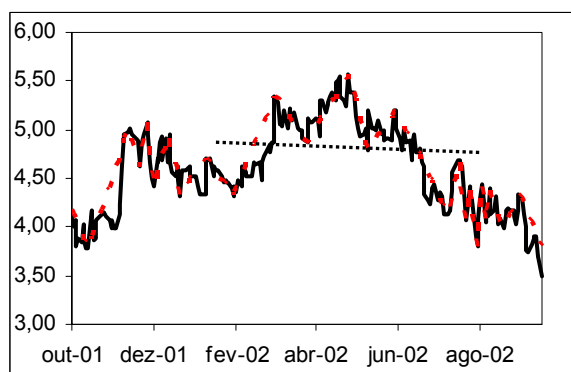
Padrão 16 – OCOI em GERDAU METAIS PN



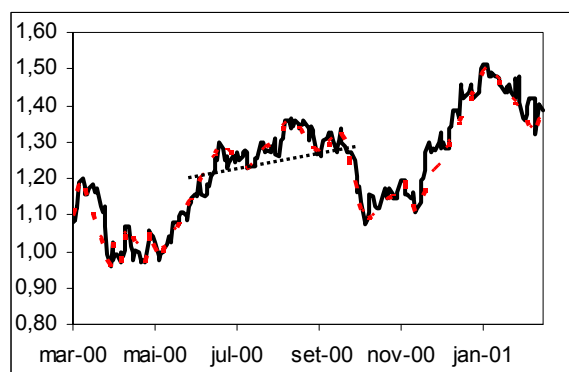
Padrão 17 – OCOI em GERDAU PN



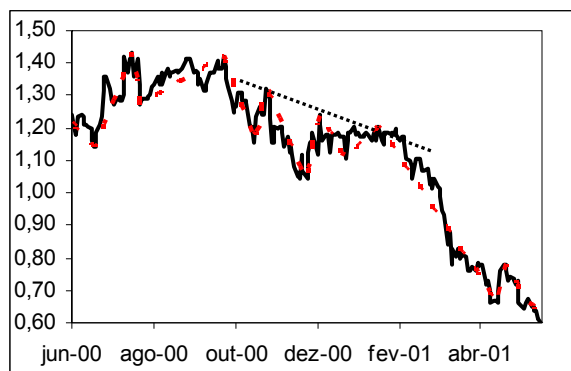
Padrão 18 – OCO em GUARARAPES ON



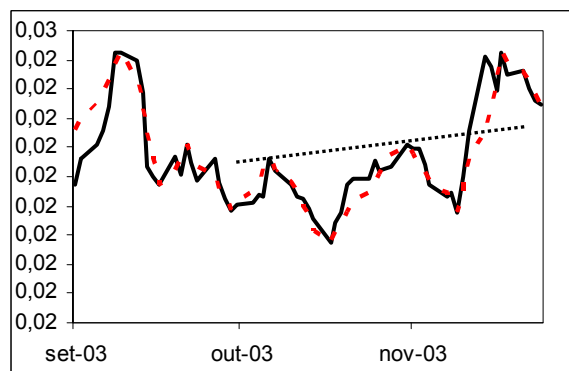
Padrão 19 – OCO em IPIRANGA REF PN



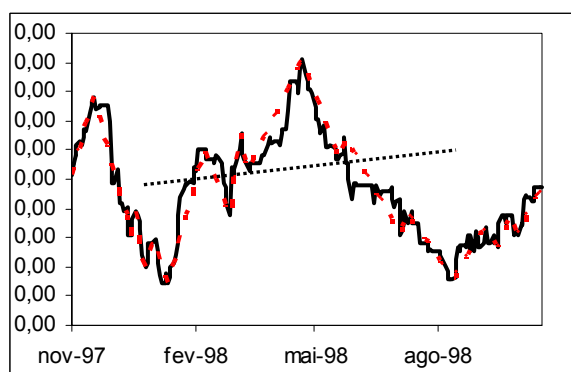
Padrão 20 – OCO em ITAUSA PN



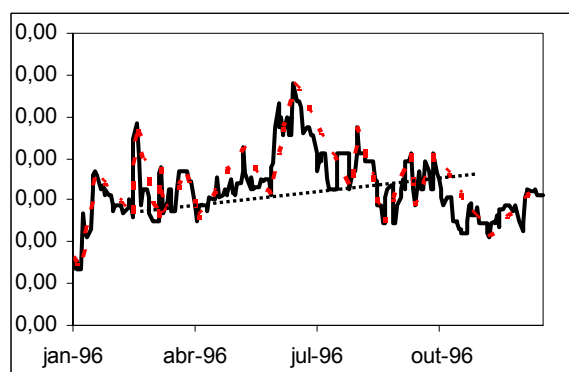
Padrão 21 – OCOI em KLABIN PN



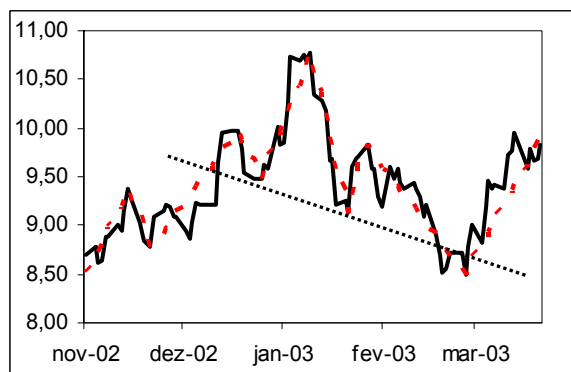
Padrão 22 – OCOI em LIGHT ON



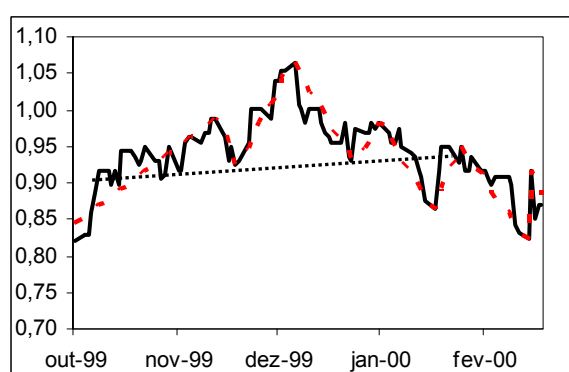
Padrão 23 – OCO em LOJAS AMERICANAS PN



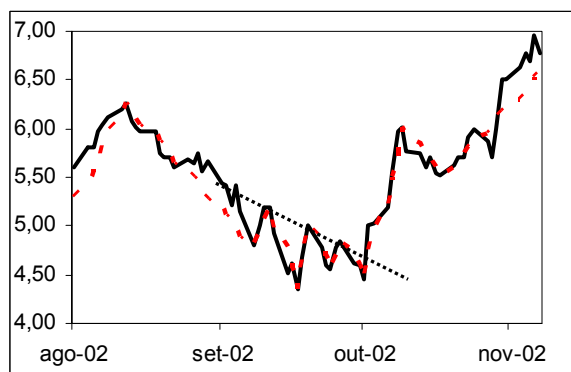
Padrão 24 – OCO em MAGNESITA PNA



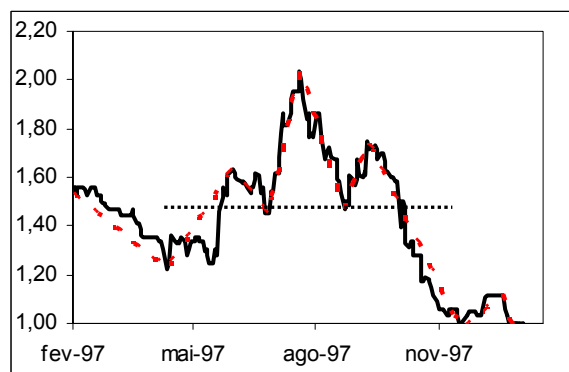
Padrão 25 - OCO em PETROBRAS PN



Padrão 26 - OCO em SADIA PN



Padrão 27 - OCOI em SID NACIONAL ON



Padrão 28 - OCO em SUZANO PAPEL PNA