

# “Ombro-Cabeça-Ombro”: Testando a Lucratividade do Padrão Gráfico de Análise Técnica no Mercado de Ações Brasileiro

Pedro Gabriel Boainain\*

Pedro L. Valls Pereira\*\*

## Resumo

A partir de uma adaptação da metodologia de Osler e Chang (1995), este artigo 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 30 ações no período de janeiro de 1994 a janeiro de 2009. 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 de forma paramétrica, segundo um E-GARCH, e não-paramétrica. 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 possibilitam a criação de estratégias lucrativas. No entanto, essas conclusões não são verdadeiras para o padrão na sua forma invertida e, se levados em consideração os efeitos das taxas e dos custos de transação, dependendo das suas magnitudes, deixam também de ser válidas para a sua forma tradicional.

**Palavras-chave:** análise gráfica; análise técnica; *bootstrap*; E-GARCH; estratégia de investimento; ombro-cabeça-ombro; Osler e Chang.

**Códigos JEL:** G01; G11; G17.

---

Submetido em Dezembro de 2008. Aceito em Junho de 2009. O artigo foi avaliado segundo o processo de duplo anonimato além de ser avaliado pelo editor. Editor responsável: Newton Costa Jr. O segundo autor foi financiado parcialmente pelo CNPq Grant n. 480831/2007-6

\*Itaú Unibanco Wealth Management & Services. End: Av. Engenheiro Armando de Arruda Pereira, 707, Torre Eudoro Villela, 12º. Andar, CEP 04309-010, Jabaquara, São Paulo, S.P., Tel: (11)5029-1708. E-mail: pedro.boainain@itau-unibanco.com.br

\*\*Centro de Estudos Quantitativos em Economia e Finanças - CEQEF - FGV Escola de Economia de São Paulo - EESP - FGV. E-mail: pedro.valls@fgv.br

## Abstract

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 30 stocks from January 1994 to January 2009 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 stock's price series were compared to those obtained by the same strategies when applied to 1.000 artificial price series – for each stock – generated in a parametric manner, by an E-GARCH, and in a nonparametric one. 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 that makes possible to create profitable strategies. Nevertheless, the same conclusions are not valid for the pattern in its inverted form and when the effects of taxes and transaction costs are considered, depending on their magnitude, neither in its basic form.

**Keywords:** charting; technical analysis; bootstrap; E-GARCH; investment strategy; head and shoulders; Osler and Chang.

## 1. 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 Técnica,<sup>1</sup> 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 o

<sup>1</sup>Embora haja diversos estudos que testem a validade da Análise Técnica, 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 alii (1992), que testam o poder de previsão de padrões gráficos mais simples, como níveis de suporte e resistência.

desempenho 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 ombros e da cabeça de um ser humano; ao tempo que o OCOI é seu reflexo invertido, uma seqüência de três mínimos locais, com o intermediário mais baixo que os demais. Essa é a característica básica que define os padrões 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 artigo 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 parte do meio acadêmico 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 30 ações de empresas brasileiras, no período de janeiro de 1994 a janeiro de 2009; 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, por construção, lucros não deveriam ser gerados.

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 de forma paramétrica, se-

gundo um E-GARCH, e de forma não-paramétrica. 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, são incompatíveis com a existência de habilidade de previsão de retornos por padrões gráficos, 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 nas séries de preços de ações geraram retornos positivos e, ao nível de significância de 95%, estatisticamente maiores do que aqueles obtidos em séries artificiais geradas de forma paramétrica e não-paramétrica, mas o mesmo não ocorreu para os padrões OCOI. Esses resultados indicam que o primeiro padrão consegue 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 artigo é dividido da seguinte maneira: na Seção 2 discutimos a Análise Técnica e o padrão Ombro-Cabeça-Ombro e destacamos a bibliografia 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 seqüência.

## **2. A Análise Técnica e o Padrão Ombro-Cabeça-Ombro**

### **2.1 A Análise Técnica**

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 indiretamente, de todos os fatores fundamentais e psicológicos que afetam tais preços, e pode fornecer dicas sobre suas tendências futuras.

Apesar da sua ampla utilização pelo Mercado e por pequenos investidores, a

Análise Técnica encontra certa resistência no meio acadêmico por conta de fatores como: (i) a aceitação da Hipótese de Eficiência do Mercado (Fama, 1970) sob a sua forma fraca,<sup>2</sup> 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 Ações;<sup>3</sup> (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.

## 2.2 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 seqüência de três máximos locais com o intermediário maior que os outros dois de altura similar, assemelhando-se aos ombros e à 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.

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 manuais<sup>4</sup> de Análise Técnica e encontram forte concordância com relação às principais características do padrão:

---

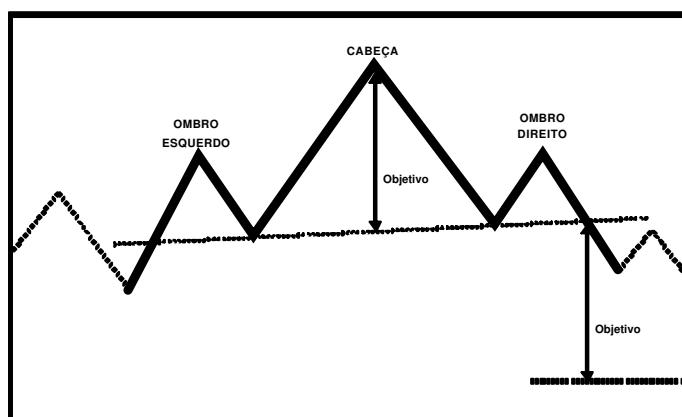
<sup>2</sup>Segundo a definição de Jensen (1978), a Hipótese de Eficiência de Mercado pode ser subdividida em três partes, baseado na definição do conjunto de informações disponível: a eficiência sob a forma fraca, na qual o conjunto de informações se restringe à informação contida no histórico passado 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.

<sup>3</sup>Fama e Blume (1966), Van Horne e Parker (1967, 1968), Jensen e Benington (1970).

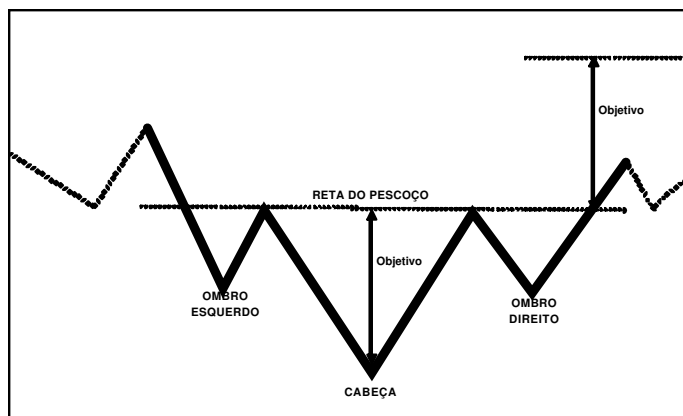
<sup>4</sup>Os sete manuais analisados por Osler e Chang (1995) são: Arnold e Rahfeldt (1986); Edwards e Magee (1966); Hardy (1978); Kaufman (1978); Murphy (1986); Pring (1985) e Sklarew (1980).

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

As Figuras 1 e 2 apresentam, respectivamente, a formação OCO padrão e a formação OCOI padrão, assim como seus principais componentes:



**Figura 1**  
Representação da formação ombro-cabeça-ombro padrão



**Figura 2**  
Representação da formação ombro-cabeça-ombro invertido

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. Segundo Edwards e Magee (1966, p. 56-58), a reta do pescoço pode ter inclinação positiva ou negativa, e os ombros podem assumir tamanhos e durações diferentes entre eles.

### 2.3 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 et alii (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.

Os artigos que serviram de referência teórica e metodológica para este trabalho podem ser divididos em três grupos. No primeiro deles, estão aqueles que avaliam a lucratividade de padrões gráficos de Análise Técnica, a saber:

- (i) Osler e Chang (1995), 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 et alii (2000), que trazem uma metodologia alternativa de suavização das séries de preços para identificação de padrões gráficos;
- (iii) Savin et alii (2006), que atacam algumas deficiências do trabalho de Lo et alii (2000) e especificam regras complementares às de Osler e Chang (1995) para a configuração do padrão Ombro-Cabeça-Ombro, também utilizadas neste artigo.

O segundo grupo contém trabalhos que, embora tratem apenas de regras técnicas de negociação (ex. média móvel, filtros), trazem importantes contribuições para a metodologia de avaliação da significância dos retornos da Análise Técnica:

- (i) Brock et alii (1992), referência para a aplicação da metodologia de *Bootstrap* na avaliação da lucratividade das regras de Análise Técnica;
- (ii) Sullivan et alii (1999), que abordam, de forma quantitativa, o problema de *Data Snooping* na seleção de regras técnicas de negociação.

Por fim, o último grupo é formado por estudos que abordam a lucratividade da Análise Técnica no Brasil e em outros mercados emergentes, 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 et alii (1999) para dados intradiários do mercado futuro do Índice Bovespa;
- (iii) Ratner e Leal (1999), que examinam o lucro potencial do indicador de Análise Técnica Média Móvel nos mercados emergentes da Ásia e América Latina;

- (iv) Chang et alii (2004), que testam se os retornos nos mercados de ações emergentes são previsíveis utilizando um procedimento de *bootstrap* e regras técnicas de negociação.

### 3. Dados e Metodologia

#### 3.1 Dados

Trabalharemos com as cotações diárias de abertura e fechamento de 30 ações negociadas na Bolsa de Valores de São Paulo, em um período que se estende por 15 anos (de 3 de janeiro de 1994 a 30 de janeiro de 2009). As ações foram selecionadas, dentre aquelas que permaneceram ativas durante todo o período de análise e com pelo menos um negócio realizado em no mínimo 90% dos dias, segundo o critério de maior liquidez no ano de 2008; e suas cotações foram obtidas a partir do sistema de informações Econômica.

#### 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 de identificação dos 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.

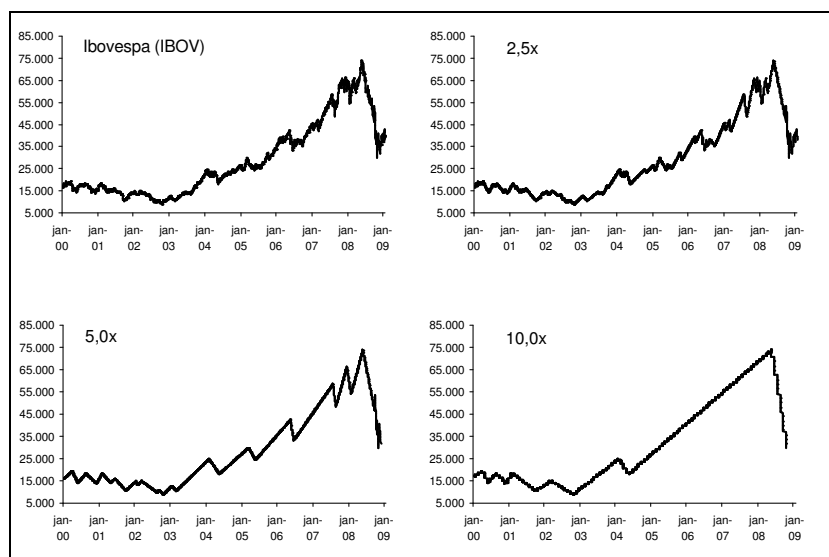
Porém, apesar de a nossa metodologia ser uma replicação da de Osler e Chang (1995), uma série de importantes aprimoramentos e adaptações foram feitas em todas as três etapas, incluindo, além de contribuições de autoria própria, contribuições de outros estudos como Brock et alii (1992) e Savin et alii (2006). Ademais, o algoritmo de Osler e Chang (1995) foi completamente refeito, com ajustes de parametrização.

#### 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” 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  $\alpha$  é um “nível de corte” pré-determinado (Osler e 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 janeiro de 2009, 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.



**Figura 3**

Série de preços original do Ibovespa e suas séries suavizadas pela identificação de máximos e mínimos locais à partir de três diferentes “níveis de corte” (2,5%, 5,0% e 10,0%)

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-padrões.

Para cada “nível de corte”, em cada série de preços de fechamento, o algoritmo procura por uma seqüência de extremos (topos e fundos alternados) com as características dos padrões OCO e OCOI descritas na Seção 2.2. 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:

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 e Chang, 1995). Essa regra é ilustrada na Figura 4.1 pelas seguintes condições:

$$T1 > T0 \quad \text{e} \quad F1 > F0 \quad (1)$$

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

$$T1 < T2 \quad \text{e} \quad T2 > T3 \quad (2)$$

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 e Chang, 1995). Essa regra é ilustrada na Figura 4.3 pelas seguintes condições:

$$(e_3 - e_1) < 2,5 \times (e_5 - e_3) \quad \text{e} \quad (e_5 - e_3) < 2,5 \times (e_3 - e_1) \quad (3)$$

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:

$$(1 + vol\%) \times \frac{(T1 + T3)}{2} > T1 > (1 - vol\%) \times \frac{(T1 + T3)}{2} \quad (4)$$

$$(1 + vol\%) \times \frac{(T1 + T3)}{2} > T3 > (1 - vol\%) \times \frac{(T1 + T3)}{2} \quad (5)$$

$$(1 + vol\%) \times \frac{(F1 + F2)}{2} > F1 > (1 - vol\%) \times \frac{(F1 + F2)}{2} \quad (6)$$

$$(1 + vol\%) \times \frac{(F1 + F2)}{2} > F2 > (1 - vol\%) \times \frac{(F1 + F2)}{2} \quad (7)$$

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:

$$\frac{1}{4} \leq \frac{0,5 \times [(T1 - F1) + (T3 - F2)]}{T2 - 0,5 \times (F1 + F2)} \leq \frac{2}{3} \quad (8)$$

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:

$$\frac{[T2 - 0,5 \times (F1 + F2)]}{T2} \geq 3 \quad (9)$$

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 e Chang, 1995). Essa regra é ilustrada na Figura 4.7 pelas seguintes condições:

$$(e_6 - e_5) < (e_5 - e_1) \quad (10)$$

- 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:

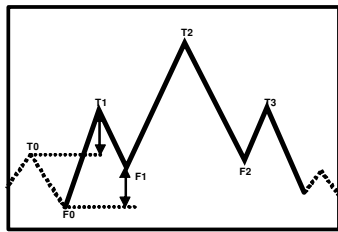


Figura 4.1 – Regra 1.

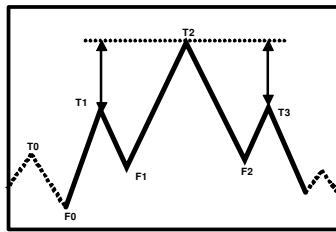


Figura 4.2 – Regra 2.

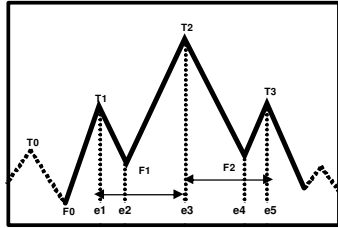


Figura 4.3 – Regra 3.

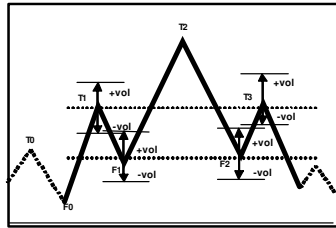


Figura 4.4 – Regra 4.

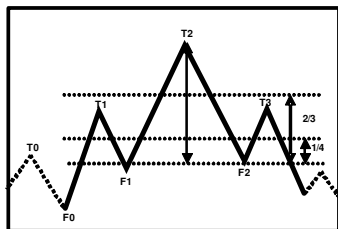


Figura 4.5 – Regra 5.

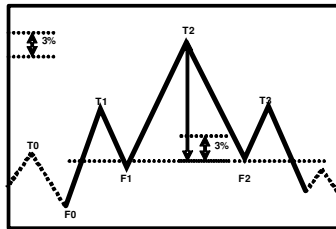


Figura 4.6 – Regra 6.

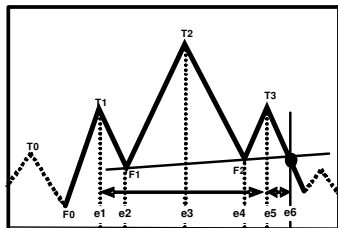


Figura 4.7 – Regra 7.

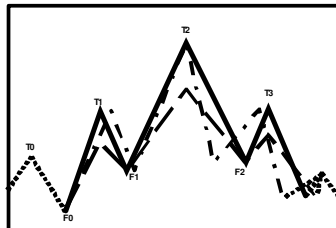


Figura 4.8 – Regra 8.

**Figura 4**  
Representação gráfica da parametrização para identificação do padrão ombro-cabeça-ombro

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 verticais<sup>5</sup> do que a regra 4 do nosso algoritmo, não são suficientes para capturar adequadamente todas as características do padrão OCO descritas na Seção 2.2, 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 alii (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.

### **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 (venda a descoberto/compra) tão logo um padrão OCO/OCOI seja confirmado; e o término da posição ou saída do mercado (recompra/venda 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 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 confirmado,<sup>6</sup> mais especificamente ao preço de abertura do dia pos-

<sup>5</sup>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.

<sup>6</sup>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

terior 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 2.2.

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:

**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.

---

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  $\alpha$  é o “nível de corte”.

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 2.2), 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 testados.<sup>7</sup>

Cabe ressaltar que, para esta estratégia, não há um momento pré-determinado para a saída do mercado, mas sim uma determinação endógena ao modelo 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 parâmetros.<sup>8</sup>

**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 2.2, 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:

<sup>7</sup>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.

<sup>8</sup>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.

- (i) 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 marginalmente<sup>9</sup> 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.
- (ii) 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.
- (iii) 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 tomada,<sup>10</sup> com o objetivo de evitar perdas, caso os preços não continuem a cair.

---

<sup>9</sup>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.

<sup>10</sup>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.

## Avaliação da significância estatística dos resultados

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

Como o padrão Ombro-Cabeça-Ombro só se verifica esporadicamente ao longo do tempo,<sup>11</sup> antecipando o início de somente algumas tendências de preços, estratégias baseadas na sua identificação implicam também em posicionamentos ocasionais, que buscam se aproveitar das oportunidades identificadas. Dessa forma, em longos períodos (entre o encerramento de um posicionamento e uma nova identificação do padrão gráfico), nenhuma estratégia é aplicada, o que torna inadequada qualquer comparação de tais estratégias com outras que implicam em posicionamento permanente, como, por exemplo, uma estratégia “buy and hold”, para avaliar o poder de previsão dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro. Como alternativa para essa limitação, para testar se os retornos gerados por nossas estratégias são resultado do poder preditivo do padrão Ombro-Cabeça-Ombro, os retornos das estratégias aplicadas às séries reais foram comparados às distribuições dos retornos dessas mesmas estratégias aplicadas a séries nas quais padrões gráficos, como o Ombro-Cabeça-Ombro, não têm nenhum poder de prever retornos futuros. Para a construção dessas séries foi utilizada a técnica do *Bootstrap*.

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

Utilizaremos duas diferentes formas de se construir intervalos de confiança pela metodologia *Bootstrap*. A primeira delas é o método não-paramétrico, que envolve a reamostragem dos dados um grande número de vezes, com reposição, para gerar uma estimativa empírica da distribuição amostral de uma estatística; e a segunda, é o método paramétrico, que possibilita o ajuste de um modelo específico aos dados, utilizando os parâmetros encontrados e os erros reamostrados para criar séries artificiais.

Para tentar capturar na reamostragem uma possível autocorrelação serial existente nos dados, utilizamos a técnica de *Bootstrap* com blocos sobrepostos<sup>12</sup> de

<sup>11</sup>Nas séries utilizadas neste trabalho encontramos 124 padrões OCO e 105 padrões OCOI, o que implica, dependendo da estratégia utilizada, que posicionamentos são mantidos (vendido no primeiro caso e comprado no segundo), em média, em 10% dos dias das séries.

<sup>12</sup>A técnica do *Bootstrap* em Blocos, ao invés da reamostragem de observações individuais, reamostra blocos de observações e foi inicialmente proposta por Hall (1985). Posteriormente, diversas

Kunsch (1989) e Liu e Singh (1992). Essa técnica procura reproduzir a dependência temporal existente nos dados através da reamostragem de blocos consecutivos de mesmo tamanho. Optamos por utilizar blocos de  $n^{1/4}$  observações diárias, seguindo a recomendação de Hall et alii (1995)<sup>13</sup> para o tamanho ideal do bloco. Dessa forma, para as nossas séries de 3.940 observações diárias utilizaremos blocos de tamanho 8, independentes entre si, mas que preservam a dependência dos dados dentro deles.<sup>14</sup>

**Bootstrap não-paramétrico:** as séries de retornos de cada ação foram divididas em blocos sobrepostos de 8 observações,<sup>15</sup> que foram reamostrados aleatoriamente 1.000 vezes,<sup>16</sup> com reposição; a partir da aplicação desses blocos de 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 preservando as características do processo gerador dos dados, como seus momentos amostrais (média, variância, assimetria e curtose) e autocorrelação serial.

Para cada uma das séries artificiais de preços, foi aplicado o algoritmo de identificação dos padrões OCO e OCOI e foram calculados os retornos das estratégias condicionais às suas identificações.<sup>17</sup> Dessa forma, foi possível construir a distribuição empírica desses retornos e traçar intervalos de confiança para testar se eles são “verdadeiros” ou apenas decorrentes do acaso. Isso significa que, se forem encontradas nas estratégias aplicadas às séries originais retornos significativamente maiores em comparação com aqueles das séries artificiais, haverá

---

variações da metodologia foram desenvolvidas: além da metodologia de Kunsch (1989) e Liu e Singh (1992), merecem registro a metodologia com blocos não-sobrepostos para séries de tempo univariadas de Carlstein (1986) e o *bootstrap* estacionário de Politis e Romano (1994). Segundo Lahiri (1999) os métodos que usam blocos sobrepostos são mais adequados do que os com blocos não-sobrepostos, além de terem menores erros quadráticos médios do que aqueles que utilizam blocos de tamanhos aleatórios (*bootstrap* estacionário).

<sup>13</sup>Hall et alii (1995) mostraram que o tamanho ótimo dos blocos depende da estatística a ser estimada. Para problemas de estimação de viés ou variância eles sugerem blocos de tamanho  $n^{1/3}$ , para estimação de funções de distribuições unicaudais blocos de tamanho  $n^{1/4}$  e para funções de distribuições bicaudais blocos de tamanho  $n^{1/5}$ .

<sup>14</sup>Testamos também blocos de tamanho 16, equivalentes a  $n^{1/3}$ , e os resultados encontrados não diferiram consideravelmente daqueles encontrados com blocos de tamanho 8.

<sup>15</sup>O primeiro bloco é formado pelas observações 1 a 8, o segundo pelas observações 2 a 9, e assim por diante.

<sup>16</sup>O número de 1.000 séries artificiais de retornos 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. Em simulações realizadas para este trabalho, constatamos empiricamente que a partir de 500 simulações já há convergência dos resultados médios obtidos por uma estratégia.

<sup>17</sup>Note que essa é uma técnica computacionalmente intensiva, que envolve um número elevado de simulações. O algoritmo de identificação é aplicado a 1.000 replicações de 30 séries de preços de ações suavizadas 10 vezes por “níveis de corte” distintos, totalizando na prática 300.000 séries analisadas à procura de padrões gráficos. Posteriormente o mesmo procedimento é repetido para um E-GARCH, gerando outras 300.000 séries. Todas essas simulações consomem um tempo computacional elevado, de aproximadamente 360 horas/máquina (HP Intel Core 2, 2GB memória RAM, 1,86GHz, 80GB).

uma evidência de que é possível criar estratégias condicionais à identificação dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro com potencial de geração de retornos positivos e estatisticamente significativos. Embora o *Bootstrap* não-paramétrico viabilize a criação de séries artificiais que preservam os momentos amostrais da série original, ele não contempla alguns importantes fatos estilizados das séries de retornos financeiros. Há diversos estudos empíricos,<sup>18</sup> inclusive no Brasil, que reportam a existência de estrutura de dependência nas suas variâncias condicionais e de respostas assimétricas da volatilidade a retornos positivos ou negativos. A fim de comportar essas características, utilizamos também um *Bootstrap* paramétrico ajustado a um modelo de heterocedasticidade condicional: o E-GARCH.

**Bootstrap paramétrico (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  $\sigma_t^2$  é a variância do GARCH em um determinado momento do tempo e  $u_t$  é o resíduo do modelo que afeta a média condicional:

$$r_t = u_t = \sigma_t \epsilon_t$$

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha \left| \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (11)$$

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 em blocos sobrepostos de tamanho 8 por 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:

$$r_{i,t,n} = c + \frac{\hat{u}_{i,t,n}}{\hat{\sigma}_{i,t,n}} \sqrt{\exp \left( \omega + \alpha \left| \frac{\hat{u}_{i,t-1,n}}{\hat{\sigma}_{i,t-1,n}} \right| + \gamma \frac{\hat{u}_{i,t-1,n}}{\hat{\sigma}_{i,t-1,n}} + \beta \ln(\sigma_{i,t-1,n}^2) \right)} \quad (12)$$

onde  $c$  é uma constante e  $\frac{\hat{u}_{i,t,n}}{\hat{\sigma}_{i,t,n}}$  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.

<sup>18</sup>Brock et alii (1992), Caginalp e Laurent (1998), Lo e Mackinley (1988), Savin et alii (2006), Torres et alii (2002), Cajueiro et alii (2005), Cajueiro e Tabak (2005).

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. Isso implica que, se os retornos das estratégias aplicadas às séries originais forem estatisticamente maiores do que aqueles das séries artificiais, haverá uma evidência de que estratégias baseadas na identificação dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro são capazes de gerar retornos positivos, não decorrentes de uma possível estrutura na variância.

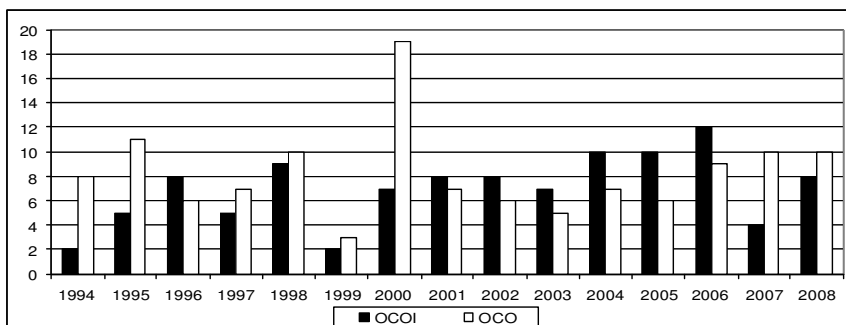
Por fim, vale dizer que comprovar que uma estratégia baseada em dados históricos é capaz de gerar retornos positivos é equivalente a rejeitar a Hipótese de Eficiência do Mercado sob a forma fraca, ou seja, a idéia de que qualquer tentativa de se obter lucros, a partir da informação histórica dos retornos, é inútil. No entanto, se os retornos das ações realmente se comportam conforme os processos que acabamos de descrever, não se deve esperar, de nenhuma das estratégias de Análise Técnica utilizadas neste trabalho, retornos estatisticamente maiores do que os obtidos nas séries geradas por *Bootstrap*.

#### 4. Análises dos Resultados

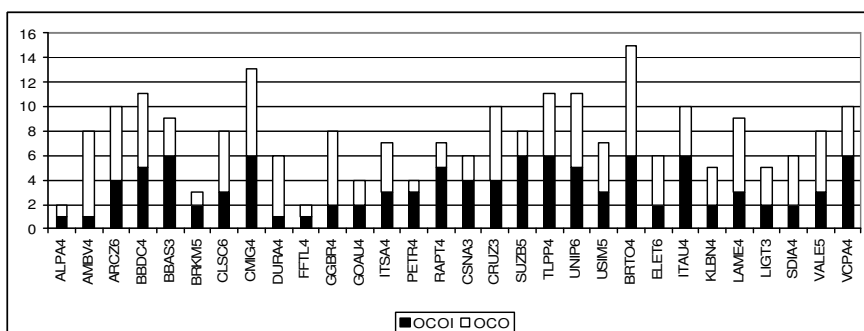
##### 4.1 Padrões gráficos identificados

Após a aplicação do algoritmo de identificação dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro às séries temporais das 30 ações analisadas, foi encontrado um total de 229 figuras, sendo 124 delas do tipo OCO e 105 do tipo OCOI, uma média de aproximadamente uma figura identificada por ação a cada dois anos. Esse 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 em todos os anos das séries. Como pode ser visto na Figura 5, foram identificados tanto padrões OCO quanto padrões OCOI em todos os anos das séries, com predominância para os padrões do primeiro tipo. No entanto, vale notar que as formações OCOI aparecem mais vezes no ano de 1996 e no período de 2001 a 2006, período no qual a Bolsa brasileira apresentou uma longa e quase ininterrupta tendência de alta. O ano com o maior número de padrões identificados foi 2000, com um total de 26 figuras, sendo 19 delas do tipo OCO.



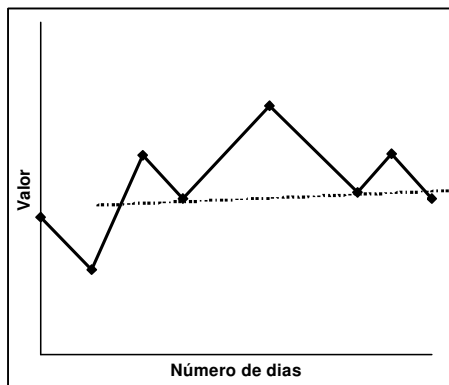
**Figura 5**  
Número de padrões OCO e OCOI identificados anualmente nas séries de 30 ações



**Figura 6**  
Número de padrões OCO e OCOI identificados por ação no período de jan/1994 a jan/2009

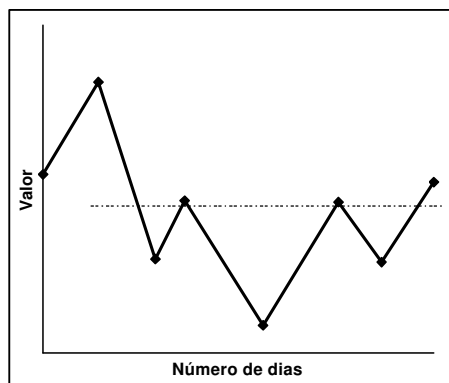
Na Figura 6, pode-se ver que o algoritmo também identificou configurações Ombro-Cabeça-Ombro nas séries de todas as ações analisadas, correspondendo, em média, a aproximadamente 4 padrões OCO e 3,5 padrões OCOI identificados em cada série. Dentre as 30 ações, Brasil Telecom PN, Cemig PN e Bradesco PN tiveram o maior número de configurações identificadas (15, 13 e 11, respectivamente), enquanto Fosfertil PN, Alpargatas PN e Braskem PNA tiveram o menor número (2, 2 e 3 configurações, respectivamente):

A análise individual de cada figura evidencia a grande aderência do algoritmo de identificação às características dos padrões “Ombro-Cabeça-Ombro” descritas na Seção 2.2. Uma análise geral das suas características mostra que as figuras encontradas são, em média, muito semelhantes àquelas descritas pelos manuais de Análise Técnica, cumprindo as regras 1 a 10 da Seção 3.2, conforme pode ser visto nas Figuras 7 e 8, que ilustram, em proporções reais, os padrões OCO e OCOI médios encontrados<sup>19</sup> pelo algoritmo de identificação:



**Figura 7**  
Padrão OCO médio identificado

<sup>19</sup>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 8**  
Padrão OCOI médio identificado

#### 4.2 Retornos das estratégias de investimento

As Tabelas 1 e 2 apresentam, para cada estratégia, os resultados obtidos da sua aplicação, condicional à identificação dos padrões OCO e OCOI, nas séries das 30 ações analisadas, no período de janeiro de 1994 a janeiro de 2009. São apresentadas para cada estratégia empregada: 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 nesses períodos, o retorno médio diário por figura, além de outras estatísticas descritivas desses retornos.

**Tabela 1**

Duração, retornos médios e outras estatísticas descritivas dos retornos das estratégias condicionais à identificação de 124 padrões OCO nas séries de 30 ações no período de 03/01/1994 – 30/01/2009

Estratégia	Duração média da estratégia, dias	Retorno médio no período, %	Retorno médio diário, %	Retorno mínimo diário, %	Retorno máximo diário, %	Desvio padrão diário, %	Assimetria	Curtose	Jarque-Bera (probab.)
Exógena 1 dia	1	0,70%	0,70%	-4,39%	10,91%	2,49%	0,95	5,13	0,0000
Exógena 3 dias	3	1,06%	0,35%	-4,76%	4,00%	2,78%	0,18	2,88	0,6816
Exógena 5 dias	5	0,65%	0,13%	-3,48%	2,97%	2,70%	0,06	3,13	0,9179
Exógena 10 dias	10	-0,59%	-0,06%	-5,24%	2,10%	2,97%	-1,48	8,93	0,0000
Exógena 20 dias	20	-1,12%	-0,06%	-4,11%	1,27%	2,73%	-1,30	7,80	0,0000
Exógena 30 dias	30	-0,93%	-0,03%	-4,51%	1,14%	2,95%	-1,11	7,13	0,0000
Exógena 60 dias	60	-2,60%	-0,04%	-0,02%	0,69%	3,08%	-0,90	6,55	0,0000
Endógena	25,0	-2,27%	-0,09%	-3,38%	3,51%	0,93%	0,17	6,25	0,0000
50% do Objetivo	14,2	6,21%	0,43%	-5,32%	8,78%	1,77%	1,14	7,36	0,0000
75% do Objetivo	20,5	4,35%	0,21%	-3,38%	8,78%	1,47%	2,08	1,25	0,0000
100% do Objetivo	22,0	2,25%	0,10%	-3,38%	8,78%	1,32%	2,46	1,78	0,0000
Total de Figuras	124	-	-	-	-	-	-	-	-
Figuras por ação	4,1	-	-	-	-	-	-	-	-

**Tabela 2**

Duração, retornos médios e outras estatísticas descritivas dos retornos das estratégias condicionais à identificação de 105 padrões OCOI nas séries de 30 ações no período de 03/01/1994 – 30/01/2009

Estratégia	Duração média da	Retorno médio	Retorno médio	Retorno mínimo	Retorno máximo	Desvio padrão	Assimetria	Curtose	Jarque-Bera
Exógena 1 dia	1	0,52%	0,52%	-10,13%	12,14%	3,41%	0,52	5,32	0,0000
Exógena 3 dias	3	0,50%	0,17%	-6,07%	7,01%	3,09%	0,40	6,16	0,0000
Exógena 5 dias	5	0,17%	0,03%	-5,91%	2,88%	3,05%	-0,73	4,75	0,0000
Exógena 10 dias	10	0,71%	0,07%	-4,07%	2,25%	3,18%	-0,76	4,67	0,0000
Exógena 20 dias	20	1,31%	0,07%	-5,56%	2,54%	3,48%	0,07	8,91	0,0000
Exógena 30 dias	30	-0,17%	-0,01%	-0,04%	1,71%	3,83%	-1,65	1,45	0,0000
Exógena 60 dias	60	-0,40%	-0,01%	-2,59%	0,71%	3,04%	-0,87	4,64	0,0000
Endógena	37,2	-10,80%	-0,31%	-5,71%	2,54%	1,12%	-1,97	8,94	0,0000
50% do Objetivo	13,6	8,57%	0,61%	-5,71%	12,14%	2,57%	1,86	9,31	0,0000
75% do Objetivo	20,0	8,00%	0,39%	-5,71%	12,14%	2,41%	2,29	1,24	0,0000
100% do Objetivo	21,0	3,49%	0,16%	-5,71%	7,51%	1,77%	0,67	7,12	0,0000
Total de Figuras	105	-	-	-	-	-	-	-	-
Figuras por ação	3,5	-	-	-	-	-	-	-	-

No caso dos padrões OCO, pode-se ver na Tabela 1 que todas as estratégias de Objetivo e as Exógenas de 1, 3 e 5 dias apresentaram retornos positivos, sendo que o maior retorno médio foi conquistado pela estratégia de 50% do Objetivo, que ao longo de 14,2 dias, em média, obteve valorização de 6,21%, o que corresponde a um retorno médio diário de 0,43%.

Nota-se ainda que todas as estratégias condicionais à identificação do padrão OCO que geraram retornos positivos possuem algum nível de assimetria, enquanto praticamente todas aquelas que acarretaram em prejuízo apresentam assimetria negativa. Além disso, constatamos, pela estatística de Jarque-Bera, que a hipótese nula de normalidade somente não é rejeitada pelas estratégias exógenas de 3 e 5 dias.

No caso dos padrões OCOI (Tabela 2), apresentaram retornos positivos todas as estratégias de objetivo e as exógenas de 1, 3, 5, 10 e 20 dias. Novamente, o maior retorno médio foi apresentado pela estratégia de 50% do Objetivo, que no período de 13,6 dias, em média, obteve valorização de 8,57% ou de 0,61% em termos diários.

À exceção das estratégias exógenas de 5 e 10 dias, todas as demais estratégias condicionais à identificação do padrão OCOI que geraram retornos positivos possuem algum nível de assimetria positiva, indicando uma maior ocorrência de retornos positivos do que negativos, enquanto todas aquelas que acarretaram em prejuízo apresentam assimetria negativa. Para o padrão OCOI, rejeitamos a hipótese nula de normalidade para as distribuições dos retornos de todas as estratégias e constatamos caudas mais pesadas do que as da distribuição normal para praticamente todas elas.

Embora os resultados positivos encontrados por algumas das estratégias possam ser decorrentes de pura sorte, eles são um indício de que esses padrões gráficos podem ter alguma habilidade em antecipar o início de uma nova tendência de movimentação de preços. A estratégia de 50% do Objetivo condicional à identificação do padrão OCOI, por exemplo, além de ter apresentado o melhor retorno em termos absolutos, possui um coeficiente de curtose bastante elevado, que em conjunto com a sua assimetria positiva indica que em parte relevante das vezes que esse padrão foi identificado, a estratégia obteve sucesso em obter retornos extremos e positivos.

A estratégia de 50% do Objetivo, que apresentou os melhores resultados, consiste em comprar a ação (vender a ação a descoberto) ao preço de abertura do dia posterior à identificação do padrão OCOI (OCO), e só vendê-la (recomprá-la), encerrando assim a posição, quando os preços subirem (caírem) além da metade da distância vertical entre a reta do pescoço e a cabeça ou quando um nível de *stop* for atingido.

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 25,7% das vezes o *stop* não precisou ser ativado e a ação atingiu diretamente o seu objetivo de preço pré-estabelecido. Em 1,0% 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 38,1% 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 35,2% 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

Estratégia	Sem STOP	STOP no ombro direito	STOP no valor de entrada	STOP em 50% do objetivo	STOP em 75% do objetivo
Endógena	58,06%	41,94%	-	-	-
50% do Objetivo	45,16%	25,81%	29,03%	-	-
75% do Objetivo	26,61%	41,94%	-	31,45%	-
100% do Objetivo	17,73%	41,94%	-	37,10%	3,23%

**Tabela 4**

Utilização do STOP nas estratégias condicionais à identificação do padrão OCOI

Estratégia	Sem STOP	STOP no ombro direito	STOP no valor de entrada	STOP em 50% do objetivo	STOP em 75% do objetivo
Endógena	65,71%	34,29%	-	-	-
50% do Objetivo	52,38%	28,57%	19,05%	-	-
75% do Objetivo	30,47%	35,24%	-	34,29%	-
100% do Objetivo	25,71%	35,24%	-	38,10%	0,95%

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, 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 se os retornos gerados por tais padrões são de fato reais ou apenas sorte.

Para testar se os retornos obtidos nas séries originais com as estratégias de Análise Técnica são estatisticamente superiores àqueles obtidos nas séries artificiais e, portanto, decorrentes da habilidade preditiva dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro, foram calculados p-valores que permitem testar a hipótese nula de que os retornos obtidos pelas estratégias são devidos ao acaso. O cálculo do p-valor pela metodologia *Bootstrap* é direto, consistindo simplesmente em apurar, para cada estratégia, em qual percentual  $\alpha$  de séries simuladas foram obtidos retornos médios superiores aos alcançados na série original (no caso unicaudal). Como foram utilizadas 1.000 simulações, para que, por exemplo, rejeitemos a hipótese nula com 95% de confiança, basta que o p-valor seja menor ou igual a 5%, ou seja, que em no máximo 50 das 1.000 séries artificiais sejam encontrados retornos maiores do que aqueles das séries originais.

### ***Bootstrap* não-paramétrico**

As Tabela 5 e 6 trazem, respectivamente para os padrões OCO e OCOI, o p-valor de  $\alpha\%$ , que permite testar, para um intervalo de confiança de  $(1-\alpha\%)$ , se os retornos obtidos pelas estratégias são verdadeiros. Além disso, são apresentados os retornos médios de cada estratégia condicional à identificação dos padrões gráficos quando aplicadas nas séries originais, além de estatísticas à respeito dos retornos alcançados por elas nas 1.000 séries artificiais geradas pelo *Bootstrap* não-paramétrico.

Na Tabela 5, pode-se ver que as estratégias exógena de 3 dias e de 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%, estatisticamente maiores do que os retornos obtidos pela aplicação das mesmas estratégias a séries artificiais geradas pelo *Bootstrap* não-paramétrico. Isso implica que os retornos gerados por essas duas estratégias são verdadeiros e não apenas resultado do acaso, o que é uma evidência de que o padrão gráfico OCO de fato consegue prever um padrão de comportamento futuro nos retornos de ações brasileiras, possibilitando a criação de estratégias de investimento, condicionais à sua identificação, com retornos positivos.

A estratégia exógena de 3 dias condicional à identificação do padrão OCO alcançou um retorno médio de 1,06% para o período (de 3 dias), correspondente à um retorno médio diário de 0,35%. O p-valor de 3,80% dessa estratégia mostra que, em somente 38 das 1.000 séries simuladas pelo *Bootstrap* não-paramétrico a mesma estratégia obteve sucesso em gerar retornos superiores a esses, comprovando a significância do resultado obtido e indicando que os retornos alcançados nas séries originais são de fato reais.

**Tabela 5**

P-valores da significância dos retornos das estratégias condicionais à identificação do padrão OCO e outras estatísticas dos retornos obtidos por essas estratégias em séries geradas por um *Bootstrap* não-paramétrico

Estratégia	Séries Originais			Retornos Séries Simuladas			Outras Estatísticas Séries Simuladas				p-valor
	Duração média da estratégia, dias	Retorno médio no período, %	Retorno médio diário, %	mínimo diário, %	médio diário, %	máximo diário, %	Desvio padrão diário, %	Assimetria	Curtose	Jarque-Bera (probab.)	Bootstrap não-paramétrico
Exógena 1 dia	1	<b>0,70%</b>	<b>0,70%</b>	-0,77%	0,19%	1,40%	0,38%	0,17	3,07	0,08	8,60%
Exógena 3 dias	3	<b>1,06%</b>	<b>0,35%</b>	-0,65%	-0,01%	0,67%	0,36%	0,06	2,81	0,32	<b>3,80%</b>
Exógena 5 dias	5	<b>0,65%</b>	<b>0,13%</b>	-0,50%	-0,06%	0,35%	0,34%	-0,05	2,68	0,10	12,30%
Exógena 10 dias	10	-0,59%	-0,06%	-0,46%	-0,09%	0,23%	0,31%	0,07	2,99	0,65	35,60%
Exógena 20 dias	20	-1,12%	-0,06%	-0,33%	-0,12%	0,12%	0,30%	0,00	2,99	1,00	18,20%
Exógena 30 dias	30	-0,93%	-0,03%	-0,30%	-0,12%	0,04%	0,29%	0,08	2,85	0,36	5,20%
Exógena 60 dias	60	-2,60%	-0,04%	-0,27%	-0,13%	0,00%	0,28%	0,00	3,00	1,00	<b>1,20%</b>
Endógena	25,0	-2,27%	-0,09%	-1,18%	-0,61%	-0,16%	0,17%	-0,30	3,24	0,00	<b>0,00%</b>
50% do Objetivo	14,2	<b>6,21%</b>	<b>0,43%</b>	-0,73%	0,13%	1,23%	0,27%	0,01	3,17	0,55	14,50%
75% do Objetivo	20,5	<b>4,35%</b>	<b>0,21%</b>	-0,89%	-0,12%	0,76%	0,24%	0,01	3,16	0,58	9,60%
100% do Objetivo	22,0	<b>2,25%</b>	<b>0,10%</b>	-0,95%	-0,30%	0,51%	0,22%	-0,03	3,23	0,32	<b>3,70%</b>
Total de Figuras	124	-	-	-	-	-	-	-	-	-	45,40%
Figuras por ação	4,1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

**Tabela 6**

P-valores da significância dos retornos das estratégias condicionais à identificação do padrão OCOI e outras estatísticas dos retornos obtidos por essas estratégias em séries geradas por um Bootstrap não-paramétrico

Estratégia	Séries Originais			Retornos Séries Simuladas			Outras Estatísticas Séries Simuladas				p-valor
	Duração média da estratégia, dias	Retorno médio no período, %	Retorno médio diário, %	mínimo diário, %	médio diário, %	máximo diário, %	Desvio padrão diário, %	Assimetria	Curtose	Jarque-Bera (probab.)	Bootstrap não-paramétrico
Exógena 1 dia	1	<b>0,52%</b>	<b>0,52%</b>	-0,87%	0,67%	2,53%	0,41%	0,06	3,52	0,00	64,10%
Exógena 3 dias	3	<b>0,50%</b>	<b>0,17%</b>	-0,26%	0,37%	1,08%	0,40%	0,15	2,97	0,16	81,70%
Exógena 5 dias	5	<b>0,17%</b>	<b>0,03%</b>	-0,21%	0,28%	0,81%	0,38%	0,05	3,03	0,81	91,00%
Exógena 10 dias	10	<b>0,71%</b>	<b>0,07%</b>	-0,18%	0,19%	0,53%	0,36%	0,10	3,03	0,41	85,70%
Exógena 20 dias	20	<b>1,31%</b>	<b>0,07%</b>	-0,09%	0,15%	0,36%	0,36%	-0,04	2,71	0,16	86,20%
Exógena 30 dias	30	-0,17%	-0,01%	-0,07%	0,14%	0,33%	0,35%	-0,14	2,98	0,18	98,60%
Exógena 60 dias	60	-0,40%	-0,01%	0,00%	0,12%	0,23%	0,34%	-0,09	2,69	0,07	100,00%
Endógena	37,2	-10,80%	-0,31%	-0,80%	-0,17%	0,23%	0,15%	-0,31	3,29	0,00	81,20%
50% do Objetivo	13,6	<b>8,57%</b>	<b>0,61%</b>	-0,14%	0,87%	1,99%	0,33%	0,25	3,14	0,00	78,00%
75% do Objetivo	20,0	<b>8,00%</b>	<b>0,39%</b>	-0,29%	0,67%	1,68%	0,30%	0,30	3,15	0,00	82,50%
100% do Objetivo	21,0	<b>3,49%</b>	<b>0,16%</b>	-0,37%	0,47%	1,51%	0,28%	0,28	3,17	0,00	87,00%
Total de Figuras	105	-	-	-	-	-	-	-	-	-	7,30%
Figuras por ação	3,5	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Isoladamente, esse resultado pode indicar 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 pela estratégia de 100% do Objetivo, que em média têm uma duração mais prolongada, mostram que é possível a criação de estratégias mais sofisticadas, 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. A estratégia de 100% do Objetivo condicional à identificação do padrão OCO alcançou um retorno médio de 2,25% (0,10% em termos diários) para o período médio de 22 dias, superado em somente 37 das 1.000 séries simuladas pelo *Bootstrap* não-paramétrico (p-valor de 3,70%), o que comprova a significância e a veracidade do resultado obtido.

No caso das estratégias condicionais à identificação de padrões OCOI, pode-se ver pelos p-valores apresentados na Tabela 6 que nenhuma delas apresentou retornos estatisticamente maiores que os obtidos da sua aplicação às séries artificiais, tendo os retornos de todas as estratégias ficado abaixo dos seus retornos médios nas 1.000 séries simuladas. Isso implica que os retornos positivos de algumas dessas estratégias não são decorrentes de uma habilidade preditiva dos padrões OCOI, mas sim resultado de simples sorte.

### ***Bootstrap* paramétrico (E-GARCH)**

Como exposto anteriormente, é preciso verificar também se eventuais retornos positivos gerados por estratégias condicionais à identificação dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro não são decorrentes de uma estrutura na variância nas séries de retornos ou de respostas assimétricas a retornos positivos e negativos. Para isso, também apresentamos nas Tabelas 7 e 8 as mesmas informações das Tabelas 5 e 6 referentes às série geradas segundo um e-GARCH através do *Bootstrap* paramétrico.

Nesse caso, se o retorno positivo de uma determinada estratégia aplicada à série original apresentar um p-valor menor ou igual a  $\alpha\%$ , poderemos afirmar, para um intervalo de confiança de  $(1-\alpha\%)$ , que esse retorno é decorrente da habilidade preditiva do padrão gráfico e da eficiência da estratégia na utilização dessa sinalização, rejeitando a hipótese de que ele é decorrente de pura sorte ou de algum tipo de estrutura na variância.

Nas Tabelas 7 e 8 pode-se verificar que quando utilizado um E-GARCH na geração de replicações da série original os resultados encontrados nas simulações não-paramétricas se mantêm, tanto no caso do padrão OCO quanto no do OCOI, reforçando a conclusão de que o primeiro consegue antecipar movimentações de preços e pode ser utilizado na elaboração de estratégias que façam uso dessa sinalização para a geração de lucros, enquanto que para o segundo não há evidência dessa habilidade preditiva.

**Tabela 7**

P-valores da significância dos retornos das estratégias condicionais à identificação do padrão OCO e outras estatísticas dos retornos obtidos por essas estratégias em séries geradas por um Bootstrap paramétrico (E-GARCH)

Estratégia	Séries Originais			Retornos Séries Simuladas			Outras Estatísticas Séries Simuladas				p-valor
	Duração média da estratégia, dias	Retorno médio no período, %	Retorno médio diário, %	mínimo diário, %	médio diário, %	máximo diário, %	Desvio padrão diário, %	Assimetria	Curtose	Jarque-Bera (probab.)	Bootstrap paramétrico (E-GARCH)
Exógena 1 dia	1	<b>0,70%</b>	<b>0,70%</b>	-1,02%	0,22%	1,75%	0,39%	0,00	3,14	0,68	10,40%
Exógena 3 dias	3	<b>1,06%</b>	<b>0,35%</b>	-0,66%	0,02%	0,61%	0,36%	-0,06	2,88	0,56	<b>5,00%</b>
Exógena 5 dias	5	<b>0,65%</b>	<b>0,13%</b>	-0,53%	-0,04%	0,47%	0,35%	0,07	2,80	0,30	15,30%
Exógena 10 dias	10	-0,59%	-0,06%	-0,44%	-0,08%	0,26%	0,32%	0,12	2,99	0,28	41,40%
Exógena 20 dias	20	-1,12%	-0,06%	-0,35%	-0,11%	0,13%	0,31%	0,03	3,00	0,92	24,20%
Exógena 30 dias	30	-0,93%	-0,03%	-0,28%	-0,12%	0,05%	0,31%	0,02	2,94	0,90	6,70%
Exógena 60 dias	60	-2,60%	-0,04%	-0,24%	-0,12%	-0,01%	0,30%	-0,04	3,07	0,82	<b>2,70%</b>
Endógena	25,0	-2,27%	-0,09%	-1,31%	-0,59%	-0,11%	0,17%	-0,36	3,21	0,00	<b>0,00%</b>
50% do Objetivo	14,2	<b>6,21%</b>	<b>0,43%</b>	-0,63%	0,16%	1,14%	0,28%	0,16	3,34	0,01	16,70%
75% do Objetivo	20,5	<b>4,35%</b>	<b>0,21%</b>	-0,85%	-0,09%	0,74%	0,24%	0,07	2,92	0,56	10,90%
100% do Objetivo	22,0	<b>2,25%</b>	<b>0,10%</b>	-1,09%	-0,27%	0,47%	0,22%	-0,01	3,13	0,69	<b>4,50%</b>
Total de Figuras	124	-	-	-	-	-	-	-	-	-	43,20%
Figuras por ação	4,1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

**Tabela 8**

P-valores da significância dos retornos das estratégias condicionais à identificação do padrão OCOI e outras estatísticas dos retornos obtidos por essas estratégias em séries geradas por um Bootstrap paramétrico (E-GARCH)

Estratégia	Séries Originais			Retornos Séries Simuladas			Outras Estatísticas Séries Simuladas				p-valor
	Duração média da estratégia, dias	Retorno médio no período, %	Retorno médio diário, %	mínimo diário, %	médio diário, %	máximo diário, %	Desvio padrão diário, %	Assimetria	Curtose	Jarque-Bera (probab.)	Bootstrap paramétrico (E-GARCH)
Exógena 1 dia	1	<b>0,52%</b>	<b>0,52%</b>	-0,71%	0,66%	2,09%	0,42%	-0,09	3,27	0,12	62,40%
Exógena 3 dias	3	<b>0,50%</b>	<b>0,17%</b>	0,25%	0,36%	1,02%	0,38%	0,10	2,83	0,23	81,40%
Exógena 5 dias	5	<b>0,17%</b>	<b>0,03%</b>	0,21%	0,26%	0,82%	0,37%	0,05	2,92	0,72	91,00%
Exógena 10 dias	10	<b>0,71%</b>	<b>0,07%</b>	0,16%	0,18%	0,52%	0,36%	0,04	2,89	0,65	83,80%
Exógena 20 dias	20	<b>1,31%</b>	<b>0,07%</b>	0,11%	0,14%	0,40%	0,36%	-0,03	3,09	0,79	84,40%
Exógena 30 dias	30	-0,17%	-0,01%	0,06%	0,13%	0,33%	0,35%	0,07	3,05	0,62	98,20%
Exógena 60 dias	60	-0,40%	-0,01%	0,03%	0,12%	0,25%	0,33%	0,01	3,17	0,54	99,90%
Endógena	37,2	-10,80%	-0,31%	-0,82%	-0,19%	0,21%	0,15%	-0,32	3,48	0,00	77,80%
50% do Objetivo	13,6	<b>8,57%</b>	<b>0,61%</b>	-0,06%	0,84%	2,08%	0,32%	0,15	3,23	0,05	77,70%
75% do Objetivo	20,0	<b>8,00%</b>	<b>0,39%</b>	-0,22%	0,64%	2,05%	0,30%	0,20	3,49	0,00	80,40%
100% do Objetivo	21,0	<b>3,49%</b>	<b>0,16%</b>	-0,34%	0,45%	1,72%	0,28%	0,21	3,20	0,01	84,60%
Total de Figuras	105	-	-	-	-	-	-	-	-	-	6,80%
Figuras por ação	3,5	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Especificamente, notamos que tanto para a estratégia Exógena de 3 dias quanto para a de 100% do Objetivo condicionais à identificação do padrão OCO houve uma leve piora no nível de significância de seus resultados, mas, ainda assim, seus p-valores de 5,00% e 4,50%, respectivamente, permitem-nos afirmar, a um nível de significância de 95%, que ambos são verdadeiros.

### **Considerações sobre os Custos de Transação**

É natural questionar se os retornos das estratégias de Análise Técnica avaliadas neste trabalho e que obtiveram sucesso em gerar retornos positivos e verdadeiros continuam atraentes após a consideração dos custos de transação. No entanto, como nossas estratégias são todas compostas apenas de um par de operações,<sup>20</sup> seu custo médio é relativamente baixo, sempre equivalente ao de uma compra e de uma venda de ações.

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. Para pequenos investidores, os custos de um par de transações de compra e venda pode, dependendo da corretora escolhida e do valor da transação, ser bastante elevado, mas investidores de maior porte (ou pequenos que operam via corretoras que cobram um valor fixo por operação) conseguem facilmente operar com custos abaixo de 1,00% por par de operação.

Como para invalidar as conclusões a favor do poder de previsão do padrão OCO, seria necessária que esses custos superassem os retornos obtidos pelas duas estratégias que sucederam em gerar retornos positivos e verdadeiros - ou seja, 1,06% no caso da estratégia exógena de 3 dias e 2,25% no caso da estratégia de 100% do Objetivo - parece-nos possível que a consideração dos custos de transação não os resultados encontrados neste trabalho.

### **5. 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 em-

---

<sup>20</sup>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 recomparamos quando oportuno.

pregadas conseguiram transformar, em retornos positivos, as informações a respeito da movimentação futura dos preços antecipadas pelo primeiro dos padrões gráficos. Por meio da metodologia *Bootstrap* com blocos sobrepostos, foi comprovado que esses retornos não foram decorrentes de pura sorte, de uma possível auto-correlação presente nos dados ou da estrutura na variância presente em um modelo E-GARCH. 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 o padrão OCO.

Os resultados a favor do poder de previsão do padrão OCO, mesmo quando levado em consideração os custos de transação inerentes ao mercado de ações, são elevados o suficiente para que mantenham a sua atratividade econômica para parte dos agentes, em especial os de maior porte, com acesso a custos menores.

Vale ainda ressaltar que as estratégias utilizadas neste trabalho são apenas aproximações rudimentares daquelas realmente postas em prática por um analista técnico, que se aperfeiçoadas tendem a ser mais eficientes na captura de retornos, podendo compensar maiores custos de transação e viabilizando a estratégia para uma parcela maior de investidores.

Concluimos ainda que a forma invertida do padrão Ombro-Cabeça-Ombro, o OCOI, não tem a habilidade descrita nos manuais de Análise Técnica de antecipar o fim de uma tendência de baixa e início de uma tendência de alta. Embora algumas das estratégias condicionais à sua identificação tenham levado a retornos positivos, os testes realizados evidenciaram que esses retornos foram derivados meramente do acaso.

Este artigo 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 alii (2000) e Savin et alii (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

- Arnold, C. & Rahfeldt, D. (1986). *Timing the Market: How to Profit in Bull and Bear Markets with Technical Analysis*. Probus Publishing, Chicago.
- Baptista, R. F. F. & Valls Pereira, P. L. (2006). Análise da performance de regras de análise técnica aplicada ao mercado intradiário do futuro do índice bovespa. Mimeo, Ibmecc São Paulo.
- Brock, W., Lakonishok, J., & LeBaron, B. (1992). Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *Journal of Finance*, 47(5):1731–1764.
- Caginalp, G. & Laurent, H. (1998). The predictive power of price patterns. *Applied Mathematical Finance*, 5(3):181–205.
- Cajueiro, D. O. & Tabak, B. M. (2005). Possible causes of long-range dependence in the brazilian stock market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 345(3–4):635–645.
- Cajueiro, D. O., Tabak, B. M., & Souza, N. A. (2005). Periodic market closures and the long-range dependence phenomena in the brazilian equity market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 351(2–4):512–522.
- Carlstein, E. (1986). The use of subsamples methods for estimating the variance of a general statistic from a stationary time series. *The Annals of Statistics*, 14:1171–1179.
- Chang, E. J., Lima, E. J. A., & Tabak, B. M. (2004). Testing for predictability in emerging equity markets. *Emerging Equity Markets Review*, 5(3):295–316.
- Edwards, R. D. & Magee, J. (1966). *Technical Analysis of Stock Trends*. John Magee Inc., Boston.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, 25:383–417.
- Fama, E. F. & Blume, M. E. (1966). Filter rules and stock market trading. *Journal of Business*, 39:226–241.
- Hall, P. (1985). Resample a coverage pattern. *Stochastic Processes and their Applications*, 20:231–246.
- Hall, P., Horowitz, J. L., & Jing, B. Y. (1995). On blocking rules for the bootstrap with dependent data. *Biometrika*, 82:561–574.
- Hardy, C. C. (1978). *The Investor's Guide to Technical Analysis*. McGraw Hill, New York.

- Jensen, M. C. (1978). Some anomalous evidence regarding market efficiency. *Journal of Finance Economics*, 6:95–101.
- Jensen, M. C. & Benington, G. (1970). Random walk and technical theories: Some additional evidence. *Journal of Finance*, 25:469–482.
- Kaufman, P. (1978). *Commodity Trading Systems and Methods*. Ronald Press, New York.
- Kunsch, H. R. (1989). The jackknife and the bootstrap for general stationary observations. *The Annals of Statistics*, 17:1217–1241.
- Lahiri, S. N. (1999). Theoretical comparisons of block bootstrap methods. *The Annals of Statistics*, 27:386–404.
- Levy, R. A. (1971). The predictive significance of five-point chart patterns. *Journal of Business*, 44(3):316–323.
- Liu, R. Y. & Singh, K. (1992). Moving blocks jackknife and bootstrap capture weak dependence. In LePage, R. & Billiard, L., editors, *Exploring the Limits of Bootstrap*, pages 225–248. John Wiley, New York.
- Lo, A. W. & MacKinlay, A. C. (1988). Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test. *The Review of Financial Studies*, 1(1):41–66.
- Lo, A. W., Mamaysky, H., & Wang, J. (2000). Foundations of technical analysis: Computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation. *Journal of Finance*, 55(4):1705–1765.
- Mooney, C. Z. & Duval, R. D. (1993). *Bootstrapping: A Nonparametric Approach to Statistical Inference*. Sage Publication Inc.
- Murphy, J. J. (1986). *Technical Analysis of the Futures Market: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*. Prentice Hall, New York.
- Osler, C. L. & Chang, P. H. K. (1995). Head and shoulders: Not just a flaky pattern. Federal Reserve Bank of New York staff report 4.
- Park, C. H. & Irwin, S. H. (2006). What do we know about the profitability of technical analysis? Disponível em: <http://www.farmdoc.uiuc.edu/irwin/research/TechnicalAnalysisSurvey.pdf>. Acesso em: 10 nov. 2006.
- Politis, D. N. & Romano, J. P. (1994). The stationary bootstrap. *Journal of the American Statistical Association*, 89(428):1303–1313.
- Pring, M. J. (1985). *Technical Analysis Explained: The Successful Investor's Guide to Spotting Investments Trends and Turning Points*. McGraw Hill, New York, 3rd edition.

- Ratner, M. & Leal, R. P. C. (1999). Tests of technical trading strategies in the emerging equity markets of Latin America and Asia. *Journal of Banking & Finance*, 23(12):1887–1995.
- Saffi, P. A. C. (2003). Análise técnica – sorte ou realidade? *Revista Brasileira de Economia*, 57(4).
- Savin, G., Weller, P., & Zvingelis, J. (2006). The predictive power of “head-and-shoulders” price patterns in the U.S. stock market. Disponível em: [http://www.biz.uiowa.edu/faculty/gsavin/papers/HSrevision\\_paw\\_10%2019%2006.pdf](http://www.biz.uiowa.edu/faculty/gsavin/papers/HSrevision_paw_10%2019%2006.pdf). Acesso em: 10 nov. 2006.
- Sklarew, A. (1980). *Techniques of a Professional Commodity Chart Analyst*. Commodity Research Bureau, New York.
- Sullivan, R., Timmermann, A., & White, H. (1999). Data-snooping, technical trading rules and the bootstrap. *Journal of Finance*, 54:1647–1692.
- Torres, R., Bonomo, M., & Fernandes, C. (2002). A aleatoriedade do passeio na bovespa: Testando a eficiência do mercado acionário brasileiro. *Revista Brasileira de Economia*, 56(2):199–247.
- Van Horne, J. C. & Parker, G. G. C. (1967). The random-walk theory: An empirical test. *Financial Analysts Journal*, 23:87–92.
- Van Horne, J. C. & Parker, G. G. C. (1968). Technical trading rules: A comment. *Financial Analysts Journal*, 24:128–132.