

Luciano Mascarenhas Tavares

Testando a análise técnica : uma abordagem sistemática

**Monografia apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de São Paulo**

**Área de Concentração:
Engenharia Financeira**

Orientador: Prof. Alexandre de Oliveira

**São Paulo
2010**

MBA/EF

2011

T197+

Ma2011M

Pecce

1. Engenharia financeira
- 2.

SYSNO: 2183631

DEDALUS - Acervo - EPEL



31500020133

AGRADECIMENTOS

Ao professor Alexandre de Oliveira, pela valiosa orientação e pela dedicação durante todo o trabalho.

Ao amigo Luis Fonseca, pela imensurável contribuição na programação dos algoritmos e pelas proveitosas discussões teóricas.

Ao professor Oswaldo Luiz do Valle Costa, pela dedicação aos alunos e pela iniciativa em coordenar um curso pioneiro no mercado financeiro brasileiro.

A todos os professores e colegas de turma, por todo o aprendizado e pela perseverança em conduzir a primeira turma do curso.

À Cecília, pela paciência e inspiração.

RESUMO

Este estudo avalia o valor preditivo de ferramentas utilizadas na análise técnica, ou grafista, de ativos financeiros. Propomos o desenvolvimento de um algoritmo computacional com objetivo de replicar a técnica de identificação de padrões *head-and-shoulders* (“ombro-cabeça-ombro”), amplamente difundida entre os analistas técnicos. Aplicamos ainda uma estratégia de negociação a partir dos padrões identificados nas séries de preços de ações listadas na Bovespa em 2000 e 2009. Finalmente, o resultado da estratégia é comparado com a distribuição de retornos de 10.000 séries aleatórias geradas através do método de *bootstrap*, tendo com base a hipótese nula de movimentos randômicos, a fim de determinar se o padrão demonstrou carregar valor informacional.

ABSTRACT

This paper evaluates the informational value of technical analysis on financial price series. We propose the development of an objective, computer-based algorithm to replicate the identification of head-and-shoulders patterns, a tool widely used by technical analysts. We further apply a trading rule based on the patterns found in the price series of Brazilian stocks listed on the Bovespa between 2000 and 2009. Finally the strategy's results are compared to a distribution of 10,000 randomly generated returns using the bootstrap method, under the null hypothesis of random walk, to determine if the pattern displayed predictive power.

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO.....	6
1. A ANÁLISE TÉCNICA E O MERCADO EFICIENTE.....	8
2. O PADRÃO HEAD-AND-SHOULDERS	12
2.1. Algorítmo de reconhecimento do padrão.....	13
2.2. <i>Look-ahead bias</i> : vazamento de informação futura	18
2.3. Testando o algorítmo em um único ativo	19
3. TESTANDO O VALOR PREDITIVO DO ALGORÍTMO	21
3.1. Seleção de ativos	22
3.2. Amostra de dados.....	22
3.3. Ajustes para proventos.....	23
3.4. Normalização das séries	25
3.5. Regras de entrada e saída de posições	24
3.6. Otimização do parâmetro zigzag	25
4. RESULTADOS E TESTES DE SIGNIFICÂNCIA	27
4.1. Amostra de treino (<i>in-sample</i>)	27
4.2. Amostra de teste (<i>out-of-sample</i>)	28
4.3. Testes de Significância.....	30
5. CONCLUSÃO.....	32
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	34
APÊNDICE A: CARTEIRA DE AÇÕES	35

INTRODUÇÃO

A análise técnica, também conhecida como análise gráfica, é um conjunto de ferramentas utilizadas por investidores com o objetivo de prever o comportamento futuro de ativos financeiros, principalmente através da análise de gráficos de preço e da observação de padrões repetitivos. Apesar de amplamente difundida entre os praticantes do mercado financeiro, a disciplina é recebida com bastante ceticismo no meio acadêmico, onde é muitas vezes comparada à astrologia financeira. Naturalmente, os pilares básicos da análise técnica conflitam diretamente com a crença econômica no “mercado eficiente”, hipótese segundo a qual o preço atual de um ativo já reflete todas as informações disponíveis, inclusive sua própria série histórica de preços.

Contudo, o crescente reconhecimento das finanças comportamentais vem posto em cheque alguns princípios fundamentais da hipótese do mercado eficiente, dando novo fôlego aos analistas técnicos. Pruitt and White (1988), Brock, Lakonishok, and LeBaron (1992), Neely, Weller, e Dittmar (1997), Osler e Chang (1995), e Allen e Karjalainen (1999) são alguns dos estudos acadêmicos realizados nas últimas décadas que conseguiram comprovar algum valor preditivo nas técnicas grafistas. A análise técnica ganhou outro aliado de peso em 2000, quando Andrew Lo, renomado professor de finanças de MIT, publicou (em conjunto com Harry Mamaysky e Jiang Wang) um estudo onde testa variados indicadores técnicos no mercado acionário norte-americano e conclui que “apresentaram informação incremental e podem ter algum valor prático.”

O mundo acadêmico ignorou a análise técnica durante muito tempo em grande parte devido à enorme dificuldade de testar sua eficiência de forma objetiva. Na análise grafista, as ferramentas geométricas e de reconhecimento de padrões são predominantemente visuais e sua aplicação depende da capacidade cognitiva do analista. Os resultados, portanto, são de natureza qualitativa e de difícil reprodução. O mérito dos estudos supracitados foi justamente desenvolver algoritmos que

reproduzissem a técnica do grafista, permitindo que sua aplicação fosse sistemática e seus resultados pudessem ser quantificados.

Esse estudo visa aplicar um algoritmo de reconhecimento de padrão técnico no mercado acionário brasileiro, a fim de mensurar a eficiência do indicador como ferramenta preditiva. Mais especificamente, utilizamos o padrão conhecido como *head-and-shoulders* (“ombro-cabeça-ombro”), pois é considerado pelos analistas técnicos como um dos mais importantes e confiáveis padrões gráficos. Caso o conteúdo informativo desse padrão se mostre insignificante, os demais indicadores, considerados menos confiáveis, dificilmente apresentariam resultado superior.

A metodologia para o cálculo e interpretação dos resultados pode ser dividida em três partes. A primeira etapa é a identificação de forma sistemática do padrão *head-and-shoulders* nas ações do índice Bovespa entre 2000 e 2009. A segunda parte é a aplicação de uma estratégia de negociação com a criação de posições especulativas simuladas baseadas nos padrões identificados. A última parte é a availação da rentabilidade da estratégia, comparando-a com o resultado de séries geradas aleatoriamente através do método *bootstrap*.

No Capítulo 1, fazemos uma breve revisão dos fundamentos da análise técnica bem como seu contraste com os princípios da Hipótese de Mercado Eficiente. No Capítulo 2, descrevemos o algoritmo de reconhecimento do padrão *head-and-shoulders* e apresentamos alguns exemplos empíricos. No Capítulo 3, aplicamos o algoritmo nas séries de preços de ações brasileiras e desenvolvemos uma estratégia de negociação com base numa versão otimizada do algoritmo. No Capítulo 4, apresentamos os resultados da estratégia e os testes estatísticos de significância. No Capítulo 5, apresentamos nossas conclusões.

1. A ANÁLISE TÉCNICA E O MERCADO EFICIENTE

Os princípios da análise técnica foram estabelecidos a partir da observação empírica dos mercados financeiros ao longo de centenas de anos. O primeiro registro da técnica é o método desenvolvido no século XVIII por Homma Munehisa, um comerciante de arroz em Osaka, Japão. Porém, a origem da análise técnica moderna é creditada ao jornalista americano Charles Dow, fundador do jornal Wall Street Journal e o criador do índice Dow Jones no final do século XIX. As idéias publicadas por Dow nos seus editoriais formaram a base da filosofia e são amplamente utilizadas por analistas até os dias de hoje.

A análise técnica é essencialmente “um estudo do comportamento de mercado, primordialmente através do uso de gráficos, com o objetivo de prever tendências de preços futuros.” (Murphy, 1986). A filosofia se baseia em três premissas básicas:

- O mercado desconta tudo: todos os fatores econômicos, políticos ou psicológicos já estão refletidos nos preços dos ativos, que sempre representarão o equilíbrio entre demanda e oferta naquele momento.
- Os preços se movem em tendências: os ativos tendem a continuar na sua direção atual até que o movimento seja revertido.
- A história se repete: os padrões encontrados no passado deverão ocorrer novamente no futuro.

Baseados nessas premissas, os analistas técnicos ignoram completamente o estudo dos fundamentos que geram os movimentos de preços, pois acreditam que eles já estão refletidos no mercado e portanto não geram oportunidades de ganhos. Os grafistas concentram-se apenas em observar os movimentos de preços diretamente no mercado a fim de identificar suas tendências e dessa forma auferir lucros. A análise de padrões de preços é a principal ferramenta para os analistas tentarem prever quando essas tendências começam ou terminam. Termos como “suporte”, “resistência”,

“canal”, “gap”, “reversão” e “duplo topo” são utilizados para descrever alguns padrões de previsão.

Os princípios da análise técnica foram aceitas por praticantes do mercado financeiro durante muitos anos sem grandes questionamentos. No entanto, na década de 1960, um grupo de acadêmicos da Universidade de Chicago abalou os alicerces da análise técnica ao difundirem a hipótese de mercado eficiente (HME), segundo a qual é impossível gerar ganhos com base em informações disponíveis no mercado e qualquer excesso de retorno só pode ser atribuído à sorte.

A hipótese de mercado eficiente foi desenvolvida principalmente pelo professor Eugene Fama na sua tese de doutorado e em estudos posteriores, mas também contou com a contribuição de Paul Samuelson, entre outros. Segundo a teoria, os mercados descontam de forma imediata e eficiente qualquer informação que possa afetar o preço de um ativo e, dessa forma, o comportamento futuro é completamente imprevisível.

A hipótese de mercado eficiente é normalmente dividida em três formas básicas: fraca, semi-forte e forte. Na sua forma fraca, dados históricos já estão refletidos nos preços e não podem ser utilizados para prever preços futuros. Na sua forma semi-forte, novas informações que vêm à público são refletidas no preço instantaneamente e portanto também não geram excessos de retorno. Na sua forma forte, até mesmo informações não-públicas já estão descontadas no mercado. Notem que a hipótese de mercado eficiente, mesmo na sua forma fraca, é um ataque direto aos fundamentos da análise técnica, pois as tendências e os padrões de preços são consideradas meras figuras do acaso.

Curiosamente, o princípio fundamental do mercado eficiente é muito semelhante à primeira premissa da análise técnica. Se os próprios analistas técnicos afirmam que o mercado desconta tudo, não seria natural assumir que ele desconta também os resultados da análise técnica? Não seria incoerente assumir que o mercado desconta

tudo menos os sinais dos grafistas? Essa foi a grande pergunta que a hipótese de mercado eficiente trouxe à tona.

Outra forte crítica à análise técnica é seu alto grau de subjetividade. Apesar dos princípios, padrões e indicadores utilizados pela análise técnica serem amplamente aceitos pelos seus praticantes, não existe um procedimento preciso e objetivo de como aplicar a técnica nos mercados. Os resultados da análise ficam sujeitos à capacidade cognitiva e à interpretação de cada analista e portanto não podem ser replicados da forma universal. É possível que para uma mesma série de preços, dois analistas cheguem a resultados completamente opostos. Sem um método de análise objetivo e replicável, a análise técnica subjetiva é impossível de ser testada cientificamente.

Devido a essas inconsistências, a análise técnica caiu no ostracismo durante muitas décadas, sendo rechaçada pelo mundo acadêmico. Recentemente, porém, a análise técnica ganhou novos aliados importantes. Primeiramente, os avanços da informática trouxeram aumentos na capacidade computacional que seriam impensáveis a algumas décadas atrás. A tecnologia permitiu, pela primeira vez, aplicar complexos algoritmos de reconhecimento de padrões em grandes quantidades de dados, com aplicações em diversas áreas como voz, criptografia ou até mesmo busca de informações, sendo o Google seu produto mais notório. Nas finanças, muitos acadêmicos se aproveitaram da tecnologia para replicar os métodos de reconhecimento de padrões da análise técnica, a fim de consolidar a teoria em procedimento objetivos e de mensurar seus resultados.

Outro aliado importante foi o surgimento das finanças comportamentais nos anos 1990. Também conhecida como *behavioral finance*, esse campo de estudo identificou uma série de anomalias no comportamento dos agentes econômicos devido à fatores sociais, cognitivos ou emocionais. Esses “desvios” vão diretamente de encontro ao modelo clássico de racionalidade dos agentes econômicos, a fundação de toda a finança moderna incluindo a hipótese de mercado eficiente. Por exemplo, um viés cognitivo descoberto por Amos Tversky e Daniel Kahneman é o conceito de

âncora, segundo o qual o indivíduo tende a se fixar num determinado valor e fazer ajustes a partir desse pontos de referência. Extrapolado para o mercado financeiro, um investidor pode “ancorar” no preço inicial de compra do ativo e sua decisão de venda pode ser influenciada por esse valor de referência. Essa observação desafia o conceito de mercado eficiente, onde as séries de preços são independentes e não-condicionadas.

As finanças comportamentais trouxeram uma nova esperança para a análise técnica e certamente será um campo promissor de estudo para os seus praticantes. No entanto, o escopo deste trabalho se limitará apenas a criar e aplicar um algoritmo para testar de forma objetiva a eficiência da análise técnica, sem tentar buscar, por ora, maiores justificativas pelos seus resultados.

2. O PADRÃO HEAD-AND-SHOULDERS

No livro *Technical Analysis of the Financial Markets* (Murphy, 1986), considerado a bíblia da análise técnica, o autor afirma que o *head-and-shoulders* é “o mais popular e mais confiável de todos os padrões de reversão de mercado.” Também conhecido como o “ombro-cabeça-ombro”, a figura leva esse nome devido ao seu característico formato composto por três picos, onde o pico central é maior, como uma cabeça humana (ver Figura 1). Os picos da esquerda e da direita são conhecidos como os “ombros”. A linha imaginária que liga os vales entre a cabeça e os dois ombros é chamada de *neckline* ou “linha do pescoço”. O *head-and-shoulders* se torna completo quando o preço do ativo cruza a linha do pescoço após a formação do ombro direito (ilustrado pela linha vermelha vertical).

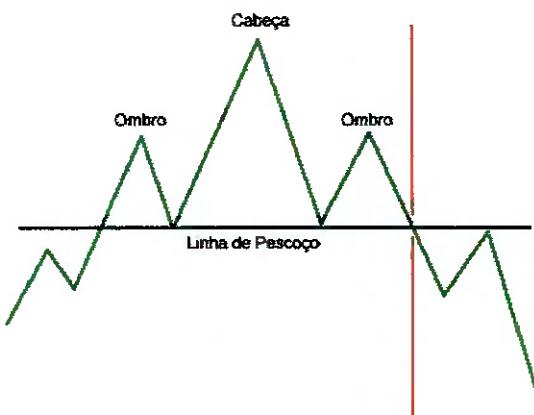


Figura 1: *Head-and-shoulders* ideal

Na forma simplificada acima, retirando-se os ruídos diários de preços, o padrão *head-and-shoulders* é facilmente identificado até mesmo pelos olhos de um leigo. Porém, no mercado financeiro real, dificilmente encontramos um comportamento de preços tão linear e simétrico, tornando a definição do padrão muito mais difícil e sujeita à subjetividade do analista. A figura 2 abaixo é o gráfico de preços do índice Bovespa em janeiro de 2001. Nota-se que o trajeto do índice nesse período se assemelha à

versão idealizada do *head-and-shoulders* acima e portanto seria utilizada pela maioria dos grafistas para reconhecer a reversão da tendência de alta e recomendar a venda do ativo.

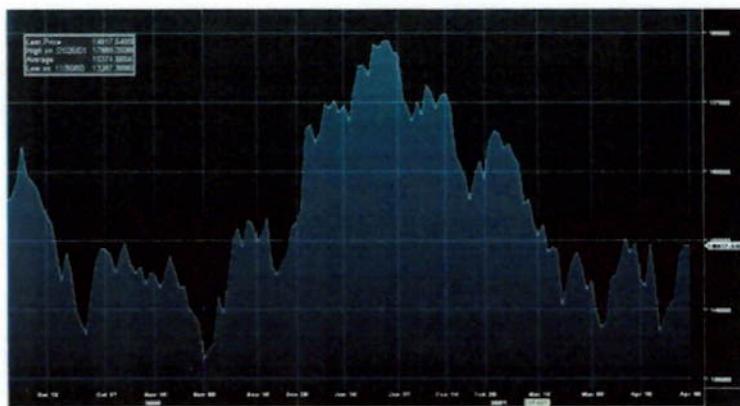


Figura 2: Head-and-shoulders no índice Bovespa (janeiro de 2001)?
(Fonte: Bloomberg)

Porém, nem todos os analistas técnicos concordariam com essa análise. Alguns poderiam argumentar que a figura não constitui um *head-and-shoulders*, pois o ombro esquerdo é “atrofiado” e portanto o padrão está mal formado. Sem uma definição universal com regras objetivas para aceitar ou rejeitar o padrão, o debate entre analistas seria interminável. A eficiência da técnica não pode ser validada estatisticamente tendo como base definições subjetivas que variam de um analista para o outro.

2.1. Algoritmo de reconhecimento do padrão

Para se testar o poder preditivo da análise técnica, o primeiro desafio é criar um conjunto de regras objetivas que seja capaz de determinar se um padrão *head-and-shoulders* é válido ou não. É importante que a ferramenta criada gere resultados que sejam coerentes com as diretrizes gerais da análise técnica, ainda que não exista um consenso entre analistas sobre casos específicos. Com uma metodologia objetiva, é possível replicar a identificação do padrão em qualquer série histórica de preços e chegar a resultados rigorosamente idênticos e portanto mensuráveis estatisticamente.

Passo 1: Identificar picos e vales

A primeira e mais difícil etapa do reconhecimento de padrão é a identificação dos pontos máximos e mínimos, também conhecidos como picos e vales, respectivamente. Os preços dos ativos financeiros evoluem de forma não-linear ao longo do tempo, porém o conjunto desses movimentos exibem uma certa regularidade que pode ser chamada de tendência central. Por exemplo, se uma ação sobe de R\$ 20 para R\$ 30 ao longo de cinco pregões, ela pode primeiro cair para R\$ 19, subir para R\$ 25, cair novamente para R\$ 23 e depois subir para R\$ 28 até chegar ao valor final. Apesar da tendência central de alta, nota-se que a ação sofre variações erráticas dia a dia, que podem ser consideradas ruído branco.

Se observarmos as transações ocorridas em intervalos mais curtos de tempo, certamente encontraremos variações ainda menores a cada minuto, segundo ou até mesmo milisegundo. Essa propriedade é conhecida como escala fractal, pois para qualquer escala de tempo, existirão variações que poderão ser observadas numa escala menor. O algoritmo de reconhecimento deve portanto ser capaz de retirar o ruído e identificar os movimentos centrais, dada uma determinada escala de tempo. Vale ressaltar que se o algoritmo for pouco rigoroso na eliminação do ruído branco, os picos e vales encontrados serão muito granulares e as tendências encontradas não serão representativas. Se o algoritmo for rigoroso demais, ele poderá ignorar movimentos relevantes do mercado.

Existem inúmeras ferramentas que podem ser utilizadas para se separar o ruído branco da tendência numa série de preços. No seu estudo, Lo, Mamaysky e Wang (2000) utilizam um estimador baseado em regressão *kernel* cujo resultado é uma série linear suavizada, que é por sua vez utilizada para se encontrar os pontos máximos e mínimos. No nosso estudo, utilizamos uma técnica mais simples conhecida como o filtro Alexander ou zigzag, também utilizado por Olser e Chang (1995). O filtro zigzag determina um ponto de máxima local quando o preço do ativo, após atingir um patamar, cai por um percentual superior a um parâmetro de variação pré-determinado.

Da mesma forma, é encontrada uma mínima, ou vale, quando o preço do ativo cai e posteriormente sobe mais que o parâmetro de variação.

Por exemplo, se uma ação sobe de R\$ 20 para R\$ 30 e novamente cai para R\$ 28, o ponto onde atingiu R\$ 30 será considerado um pico se o parâmetro utilizado for 5% de variação. Note-se que a queda de R\$ 30 para R\$ 28 representa uma variação de 6,66%, portanto superior ao filtro. Caso o ativo tivesse caído apenas para R\$ 29, o ponto de R\$ 30 não seria considerado ainda um pico, pois o movimento representaria uma queda de apenas 3,33%, inferior ao filtro.



Figura 3: Picos e vales com variação de 5%



Figura 4: Picos e vales com variação de 2,5%

O filtro zigzag é simples e facilmente replicável, porém apresenta um problema: a identificação dos picos e vales ocorrem com *lag* de tempo. No exemplo acima, somente sabemos que R\$ 30 é um pico após a ação cair para R\$ 28, o que pode ocorrer muitos dias depois da data do pico. Esse *lag* deve ser observado com atenção durante o reconhecimento do padrão para evitar o vazamento de informação futura no processo de tomada de decisões, ou seja, gerar sinais baseados em informações que ainda não estariam disponíveis naquele momento. Contudo, se o *lag* for respeitado, o filtro zigzag é uma forma eficiente de gerar picos e vales para o algoritmo.

Vale ressaltar que o parâmetro de variação é fundamental para se determinar a granularidade dos pontos máximos e mínimos. Caso o valor do parâmetro seja baixo, o filtro encontrará picos em vales em pequenas variações do ativo e não será capaz de extirpar o ruído branco. Caso o valor seja muito alto, picos e vales relevantes podem ser ignorados. Dessa forma, a quantidade de picos e vales identificados é inversamente proporcional ao valor do parâmetro (ver figuras 3 e 4 acima).

Passo 2: Identificar o *head-and-shoulders*

Uma vez que obtemos a série de picos e vales, o próximo passo é localizar quais conjuntos formam figuras *head-and-shoulders*. Para isso, esbocemos regras objetivas que aceitem ou rejeitem candidatos e que sejam consistentes com a metodologia adotada, ainda que subjetivamente, pelos grafistas. Os critérios são enumerados abaixo:

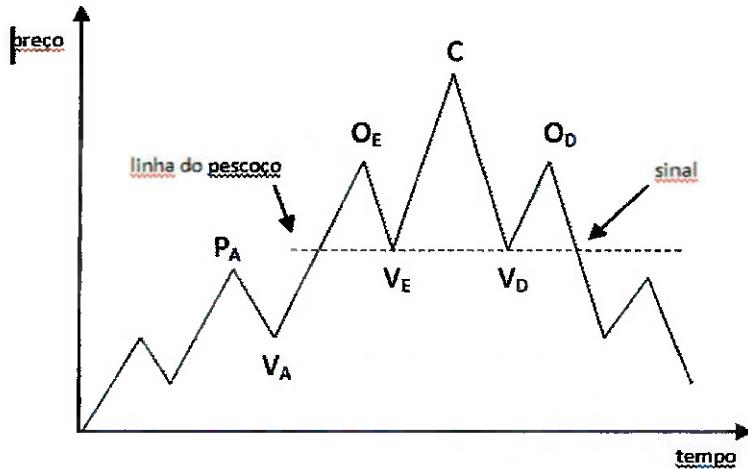


Figura 5: Pontos utilizados no algoritmo

- O segundo pico (C) deve ser maior do que o primeiro e o terceiro pico (O_E e O_D). Essa é a característica fundamental do padrão.
- Uma tendência prévia de alta deve ser estabelecida, pois o *head-and-shoulders* é essencialmente um padrão de reversão de tendência. Dessa forma, o pico anterior ao padrão (P_A) deve ser inferior ao ombro esquerdo (O_E) e o vale anterior ao padrão (V_A) deve ser inferior ao vale esquerdo (V_E).
- A figura deve apresentar simetria vertical, ou seja, apenas uma leve inclinação da linha de pescoço é tolerada. Mais especificamente:
 - o ombro esquerdo (O_E) deve ficar acima do ponto médio entre o vale direito (V_D) e o ombro direito (O_D);
 - o ombro direito (O_D) deve ficar acima do ponto médio entre o vale esquerdo (V_E) e o ombro esquerdo (O_E);
 - o vale esquerdo (V_E) deve ficar abaixo do ponto médio entre o vale direito (V_D) e o ombro direito (O_D);
 - o vale direito (V_D) deve ficar abaixo do ponto médio entre o vale esquerdo (V_E) e o ombro esquerdo (O_E).

- d. A figura deve apresentar simetria horizontal, ou seja, o ombro esquerdo não deve ser muito mais largo do que o ombro direito, e vice-versa. Assim, estabelecemos que a distância entre o ombro esquerdo (O_E) e cabeça (C) deve ser inferior a 2,5 vezes a distância entre a cabeça (C) e o ombro direito (O_D). Da mesma forma, a distância entre o ombro direito (O_D) e cabeça (C) deve ser inferior a 2,5 vezes a distância entre a cabeça (C) e o ombro esquerdo (O_E).
- e. A altura dos ombros (O_E e O_D) deve ser proporcional à altura da cabeça (C). Para isso, estabelecemos que os picos dos ombros devem ficar dentro de uma faixa de 20% a 80% da distância entre a cabeça e a linha do pescoço.
- f. O padrão é considerado completo quando, após atingir o ombro direito (O_D), o preço do ativo atravessa ou torna-se inferior à linha de pescoço.

2.2. *Look-ahead bias: vazamento de informação futura*

Se observarmos com atenção a última regra do reconhecimento do *head-and-shoulders*, podemos perceber um potencial problema de vazamento de informação futura: em alguns casos, o ativo pode atravessar a linha de pescoço num intervalo de tempo inferior ao *lag* do filtro zigzag. Ou seja, é possível que estabeleçamos um *head-and-shoulders* baseado na identificação do ombro direito, porém numa situação real, essa informação só estaria disponível alguns dias depois, um caso clássico de *look-ahead bias*.

Para evitar esse viés, programamos o algoritmo de forma que o *head-and-shoulders* é identificado independente do ombro direito ser estabelecido com sucesso. Ou seja, um mero candidato a ombro direito já é suficiente para aprovar o padrão, desde que esse candidato obedeça todas as demais regras de simetria. Dessa forma, asseguramos que qualquer sinal é gerado estritamente com dados que estariam disponíveis naquele momento.

2.3. Testando o algoritmo em um único ativo

Aplicamos o algoritmo acima na série histórica de valores diários do índice Bovespa a fim de testar sua eficiência, utilizando de variações de 3% como parâmetro de zigzag. No período entre 01 de janeiro de 2000 e 30 de setembro de 2009, o algoritmo identificou o padrão *head-and-shoulders* em duas ocasiões.

Ativo	Data	Preço
Ibovespa	20/01/2009	37.272,10
Ibovespa	07/07/2009	49.456,70

Tabela 1: *Head-and-shoulders* no índice Bovespa (2000-2009)

Curiosamente, o padrão mencionado anteriormente (figura 2) foi rejeitado pelo algoritmo, pois o ombro esquerdo não foi considerado um pico com o parâmetro zigzag em 3%.



Figura 6: Zigzag = 3%

Porém, se reduzirmos o parâmetro pela metade (zigzag = 1,5%), o ombro esquerdo passa a ser um pico válido e o algoritmo reconhece a figura como um *head-and-shoulders* válido.



Figura 7: Zigzag = 1.5%

Apesar da baixa frequência de padrões, o algoritmo obteve sucesso em reconhecer de forma sistemática as figuras que os analistas técnicos considerariam *head-and-shoulders*.

3. TESTANDO O VALOR PREDITIVO DO ALGORÍTMO

Com o algoritmo acima, já somos capazes de identificar de forma objetiva o padrão *head-and-shoulders* numa série histórica de preços. Resta portanto a tarefa de testar se de fato essa técnica tem valor preditivo numa situação real de mercado. Para isso, devemos observar o comportamento do ativo após a formação do padrão, a fim de estabelecer se ele demonstra uma probabilidade de queda mais acentuada do que se poderia esperar de séries randômicas não-condicionadas. Ou seja, desejamos criar uma estratégia de negociação baseada na identificação do padrão para então comparar a distribuição de retornos da estratégia com a distribuição de séries onde sabemos com certeza que os padrões são aleatórios.

Para formular o teste, partimos da hipótese nula de que a série de preços segue um movimento aleatório e o padrão *head-and-shoulders* não tem valor preditivo algum. A hipótese nula é consistente com a hipótese de mercado eficiente e prevê que o retorno médio esperado da estratégia é zero.

A hipótese alternativa que testaremos afirma o padrão *head-and-shoulders* tem valor informacional e portanto a série de retornos condicionada à sua identificação tem retorno esperado maior que zero e suficientemente alto para ser estatisticamente significante. A metodologia completa do teste é descrita a seguir.

Hipótese nula (H_0): o padrão *head-and-shoulders* não contém valor informacional e uma estratégia de negociação baseada no padrão é incapaz de gerar excessos de retorno (em acordo com a HME).

Hipótese alternativa (H_A): o padrão *head-and-shoulders* contém valor informacional e uma estratégia de negociação baseada em seus sinais é capaz de gerar excessos de retorno consistentemente.

A metodologia completa do teste é descrita a seguir.

3.1. Seleção de ativos

Os dados utilizados no teste são as séries de preços das ações mais líquidas da Bovespa durante o período testado. Para obter essa lista, buscamos a relação completa de ativos listados na Bovespa desde 2000, ordenamos por volume financeiro em janelas de 6 meses e filtramos aquelas ações que representaram 95% do volume total em cada janela. Adicionalmente, descartamos os ativos que não foram negociados durante mais de 1% dos pregões e mantivemos apenas os ativos que estavam presentes 99% dos pregões. A lista utilizada no teste consiste em todas as ações que passaram nos filtros de liquidez. Se uma empresa possui mais de uma classe de ações líquidas (ordinárias ou preferenciais), todas foram incluídas.

A seleção dos ativos, da forma como foi realizada, visa eliminar a possibilidade de viés de sobrevivência. A lista inclui também empresas que ao longo do tempo sofreram eventos como fechamento de capital, falência, fusão, incorporação ou aquisição, e que não são mais negociadas atualmente. Portanto, a seleção de ativos testados não analisa somente as empresas sobreviventes, o que poderia potencialmente distorcer o resultado dos testes, e sim todas aquelas empresas tiveram negociação suficientemente alta durante o período testado.

A lista de ações foi obtida diretamente da Bovespa, enquanto as séries de preços e volumes foram obtidas da Bloomberg. A relação completa dos ativos encontra-se no Apêndice A.

3.2. Amostra de dados

As séries são compostas dos preços diários de fechamento dos ativos entre 01 de janeiro de 2000 até 30 de setembro de 2009. O período utilizado é longo o suficiente para gerar uma quantidade significativa de sinais, porém curto o suficiente para minimizar a possibilidade de mudanças estruturais no mercado ao longo do tempo.

Foram utilizados os preços de fechamento dos ativos devido a sua fácil replicabilidade e sua ampla utilização na análise técnica. A realização de testes utilizando-se preços intraday em intervalos de tempo mais curtos está fora do escopo deste trabalho e poderá ser alvo de estudos futuros.

As séries de preços foram divididas em duas partes:

- a amostra de treino (in-sample), do período entre 01 de julho de 2000 até 31 de dezembro de 2005 e;
- a amostra de testes (out-of-sample), do período entre 01 de janeiro de 2006 até 30 de setembro de 2009.

A otimização do parâmetro de zigzag (descrita abaixo) será realizada estritamente na amostra de treino, mantendo a amostra de testes intacta. Para fins do teste de hipótese, apenas o retorno da estratégia na amostra de testes será utilizada a fim de evitar o *data-mining bias*. Esse viés é particularmente presente em séries financeiras onde existe apenas uma realidade histórica e não é possível gerar novas amostras de dados.

3.3. Ajustes para proventos

Todas as séries de preços foram ajustadas para a distribuição de proventos, desdobramentos ou qualquer evento corporativo que alterem a série de preços nominais. Portanto, se uma ação pagou dividendos, todos os preços anteriores ao pagamento são ajustados para cima pelo valor dos dividendos. Da mesma forma, se uma ação sofreu um desdobramento de 2 ações para cada ação, os preços anteriores são também divididos por um fator de 2. Esses ajustes visam preservar a consistência da série de preços e replicar o real valor do ativo ao longo do tempo.

3.4. Estratégia de negociação

A estratégia de negociação simula compras e vendas baseadas na identificação do padrão *head-and-shoulders*. A estratégia só coloca posições quando é gerado um sinal, dessa forma a sua performance é inteiramente condicionada a identificação do padrão. As regras da estratégia são:

1. Os recursos iniciais são mantidos em caixa.
2. Entrada: Quando o algoritmo identificar um padrão *head-and-shoulders* em algum ativo da lista, a estratégia entrará numa posição vendida (*short*) naquele ativo ao preço de fechamento. Caso mais de um ativo apresentem sinais numa mesma data, a estratégia entrará nos dois ativos, porém o valor será dividido pelo número de ativos. Ou seja, o retorno daquele sinal será a média dos retornos dos ativos que apresentaram sinais naquela data.
3. Saída: A estratégia comprará de volta o ativo ao preço de fechamento do dia seguinte ao da entrada. Após o encerramento da posição, os recursos estarão novamente em caixa.

Utilizamos essa metodologia para isolar por completo o sinal de entrada gerado pelo padrão. A análise técnica utiliza o padrão *head-and-shoulders* como um indicador de reversão de tendência e, portanto, um sinal de entrada de posição. Uma vez que a posição já foi montada, os grafistas utilizam variadas técnicas para determinar o momento ótimo de saída, porém esse não é o alvo desse teste.

Se utilizássemos algumas dessas técnicas de saída, como saberíamos se um eventual excesso de retorno apresentado em teste foi resultado do valor preditivo do *head-and-shoulders* ou da técnica de saída? Alternativamente, a estratégia poderia apresentar um retorno baixo fruto de uma regra de saída ineficiente, ainda que o padrão tivesse de fato valor informacional. Portanto, optamos por uma regra de saída neutra que isolasse o comportamento do ativo no período imediatamente subsequente à identificação do sinal.

3.5. Normalização das séries

Ao utilizar uma lista ampla de ativos, asseguramos que a amostra de sinais será suficientemente grande para gerar resultados significativos. Porém, incorremos no problema de unificar resultados de séries com características distintas, particularmente no que tanje seus retornos médios e seus desvios-padrão. Por exemplo, o desvio-padrão de retornos da ação preferencial de Petrobrás (PETR4) é aproximadamente metade do desvio-padrão da ação de OGX (OGXP3). Portanto, se encontrarmos um *head-and-shoulders* em OGXP3, podemos esperar uma variação de preço duas vezes maior que de PETR4 sem que isso necessariamente represente uma maior eficiência do sinal nesse ativo. Da mesma forma, o retorno médio dos ativos pode apresentar um resultado distorcido, caso os ativos exibam uma tendência de alta ou baixa muito acentuada no período analisado.

Para evitarmos esses dois problemas e obtermos resultados de cada ativo em bases comparáveis, normalizamos todas as séries de preços a fim de que todas apresentem retorno médio zero e desvios-padrão iguais. O desvio-padrão de referência é o de PETR4 nos primeiros 60 pregões de cada amostra, aproximadamente 2,1% ao dia. Naturalmente, o desvio-padrão de um ativo é não-estacionário, portanto a normalização baseada em um fator pré-fixado pode gerar distorções ao longo do tempo. No entanto, só sabemos o desvio-padrão efetivo do ativo no final de um determinado período. Ao fixar um fator de normalização, eliminamos as grandes diferenças entre as séries sem o vazamento de informação futura (*look-ahead bias*).

3.6. Otimização do parâmetro zigzag

A variação utilizada pelo filtro zigzag é o único parâmetro que buscaremos otimizar. Essa calibragem é importante pois essa variável é fruto da transformação da técnica subjetiva em algoritmo sistemático e portanto não há uma prévia referência para seu valor. Aplicaremos o algoritmo na amostra de treino, com o parâmetro zigzag

variando de 1% a 6%, em intervalos de 0,2%. Aquele parâmetro cuja estratégia apresentar maior retorno médio ajustado por risco, conforme medido pelo índice de Sharpe, será utilizado na amostra de teste, desde que haja sinais o suficiente para considerar o resultado significante ($n > 30$). No teste final, nenhum tipo de otimização poderá ser realizada a fim de não contaminar a amostra.

4. RESULTADOS E TESTES DE SIGNIFICÂNCIA

4.1. Amostra de treino (*in-sample*)

Aplicamos o algoritmo na amostra de treino utilizando os diferentes valores para o filtro zigzag e obtivemos os resultados na tabela abaixo. Os parâmetros acima de 3,8 devem ser ignorados, pois a amostra de sinais não é suficientemente grande ($n < 30$) para gerar resultados significantes.

Parâmetro zigzag (%)	Excesso retorno total (%)	Excesso retorno anual (%)	Desvio padrão (%)	Índice Sharpe	Sinais positivos	Sinais negativos	Total sinais	% sinais positivos	% sinais negativos
1,0	4,85	0,86	6,36	0,14	52	37	89	58	42
1,2	7,28	1,28	6,35	0,20	53	39	92	58	42
1,4	8,97	1,57	6,21	0,25	52	37	89	58	42
1,6	2,24	0,40	5,72	0,07	45	35	80	56	44
1,8	6,73	1,19	5,47	0,22	40	29	69	58	42
2,0	-6,29	-1,17	5,73	-0,20	38	34	72	53	47
2,2	-16,21	-3,16	5,78	-0,55	33	36	69	48	52
2,4	-30,00	-6,27	6,24	-1,01	28	39	67	42	58
2,6	-27,87	-5,76	6,35	-0,91	24	36	60	40	60
2,8	-30,79	-6,46	5,98	-1,08	22	34	56	39	61
3,0	-26,46	-5,43	6,65	-0,82	24	30	54	44	56
3,2	-31,72	-6,69	6,98	-0,96	23	30	53	43	57
3,4	-19,50	-3,86	6,25	-0,62	21	24	45	47	53
3,6	-20,90	-4,17	5,94	-0,70	17	23	40	43	58
3,8	-21,78	-4,36	5,74	-0,76	15	19	34	44	56
4,0	-25,70	-5,25	5,87	-0,89	10	20	30	33	67
4,2	-19,71	-3,91	5,26	-0,74	10	16	26	38	62
4,4	-17,22	-3,37	5,19	-0,65	12	14	26	46	54
4,6	-15,98	-3,11	5,49	-0,57	12	14	26	46	54
4,8	-20,09	-3,99	5,47	-0,73	10	16	26	38	62
5,0	-23,52	-4,75	5,38	-0,88	11	19	30	37	63
5,2	-23,10	-4,66	5,36	-0,87	11	19	30	37	63
5,4	-16,33	-3,18	4,72	-0,67	9	16	25	36	64
5,6	-16,01	-3,12	3,76	-0,83	6	13	19	32	68
5,8	-16,08	-3,13	3,78	-0,83	6	14	20	30	70
6,0	-16,41	-3,20	3,79	-0,85	6	16	22	27	73

Tabela 2: Resultados da amostra de treino

Como podemos observar na tabela, o parâmetro que otimiza o retorno médio da estratégia ajustado por risco é a variação zigzag de 1,4%. Com esse valor, a estratégia obteve um excesso de retorno de 8,97% no período (1,48% ao ano) com desvio-padrão anual de 6,02%, resultando num índice Sharpe de 0,25. Foram identificados 89 padrões, dos quais 52 deles (58%) apresentaram ganhos.

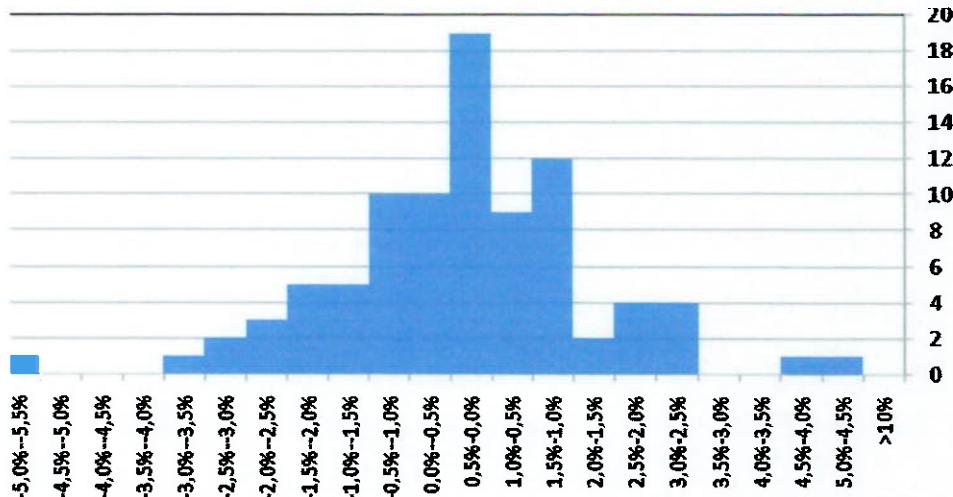


Figura 7: Distribuição de retornos de cada sinal (zigzag = 1,4%, *in-sample*)

Observando a distribuição dos retornos de cada operação individual, notamos que 86 dos 89 sinais geraram resultados que variam de -3,5% a +2,5%. A distribuição portanto não apresenta grandes caudas, sugerindo que o retorno total é representativo e não depende de um evento específico não-recorrente. Conforme previsto, os retornos são concentrados no ponto zero e tem a faixa 0,0% a 0,5% como mediana.

De uma forma geral, os resultados da estratégia não são animadores. O sistema, mesmo otimizado, apresenta um índice Sharpe normalmente considerado baixo (+0,25). Mais preocupante ainda é a baixa robustez do sistema. Nota-se que pequenas variações no parâmetro zigzag geram retornos bastante inferiores, sugerindo que o resultado do parâmetro otimizado pode ser fruto não do valor informacional do padrão, mas sim viés de *data-mining*.

4.2. Amostra de teste (*out-of-sample*)

Conforme previsto, a amostra de teste não apresentou um bom resultado, gerando um retorno negativo de 18,97% (-5,56% ao ano) com desvio-padrão anualizado de 11,81%. Foram encontrados 101 padrões *head-and-shoulders*, sendo que somente 41 deles (41%) tiveram retorno positivo.

Parâmetro zigzag (%)	Excesso retorno total (%)	Excesso retorno anual (%)	Desvio padrão (%)	Índice Sharpe	Sinais positivos	Sinais negativos	Total sinais	% sinais positivos	% sinais negativos
1,4	18,97	5,56	11,81	-0,47	41	60	101	41	59

Tabela 3: Resultados da amostra de teste

A distribuição dos retornos individuais dos sinais apresentaram normalidade conforme observado na figura 8 abaixo. A presença de dois eventos caudais (<2%) não alteraram o resultado da estratégia.

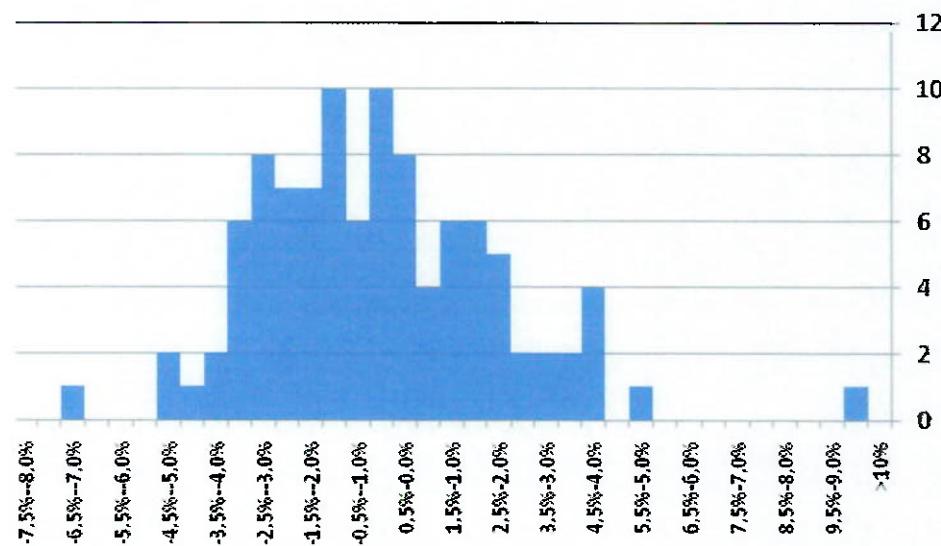


Figura 8: Distribuição de retornos de cada sinal (zigzag = 1,4%, *out-of-sample*)

O teste confirma a suspeita de que o resultado obtido na amostra de treino não se repete na amostra de testes e portanto pode ser atribuído a movimentos aleatórios. Excesso de retorno não é uma condição suficiente para afirmar o valor preditivo de uma estratégia, mas é sem dúvida uma condição necessária.

4.3. Testes de Significância

Se resultado da estratégia tivesse apresentado excesso de retorno, a hipótese alternativa só poderia ser validada se o retorno fosse suficientemente alto quando comparado com uma distribuição de retornos conhecidamente aleatórios. Para o teste de significância, utilizamos o método *Bootstrap*, que visa gerar uma distribuição de retornos através de amostragens com reposição da série original de retornos da estratégia. Para gerar uma distribuição de retornos através do método *Bootstrap*, deve-se seguir as seguintes etapas:

1. Calcular o retorno médio diário da estratégia na amostra original.
2. Subtrair o retorno médio de cada dia da série original. Esse procedimento visa centrar a distribuição no ponto zero, de acordo com a hipótese nula.
3. Gerar uma nova série de retornos diárias a partir da amostragem com reposição da série original.
4. Calcular o retorno total da nova série gerada aleatoriamente.
5. Repetir as etapas 3 e 4 uma quantidade grande de vezes (10,000).
6. Comparar o retorno da estratégia original com a distribuição de retornos das novas séries, determinando o percentual dos retornos da distribuição que são superiores aos da série original (p-value).

Aplicamos o método *Bootstrap* à série de retornos obtidos na amostra de teste e obtivemos a seguinte distribuição de retornos ajustados por risco (Sharpe):

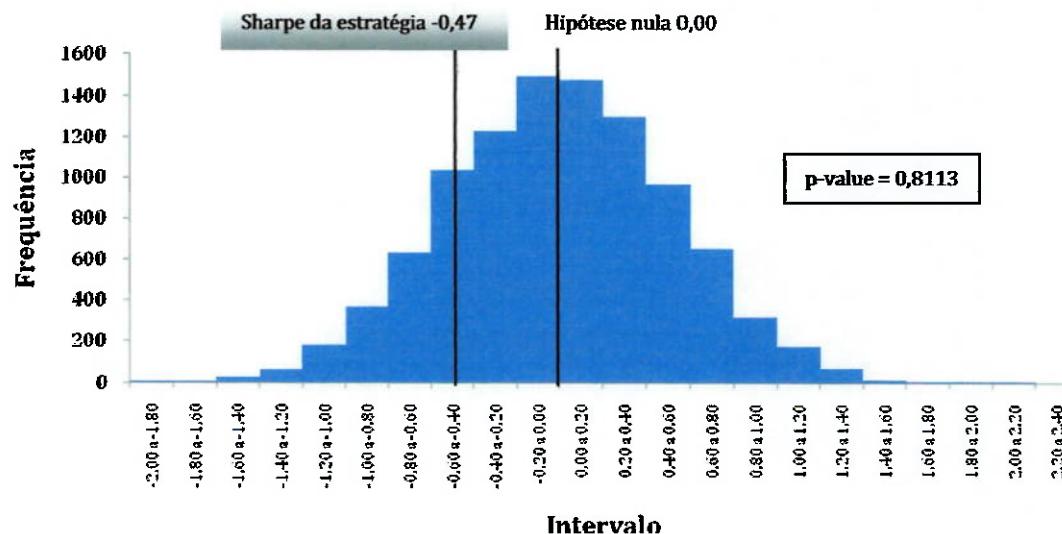


Figura 9: Índice Sharpe da estratégia vs. a distribuição gerada pelo *Bootstrap*

Das 10,000 iterações, 81,13% delas obtiveram retorno ajustado por risco acima do retorno da estratégia original, reforçando sua baixa performance. Naturalmente, o teste de significância nesse caso tem valor meramente informativo pois já havíamos determinado que o fraco resultado da estratégia já era suficiente para descartar a hipótese alternativa.

5. CONCLUSÃO

O padrão *head-and-shoulders* não demonstrou valor preditivo na amostra testada. O algoritmo de reconhecimento desenvolvido foi capaz de identificar com sucesso padrões no mercado acionário brasileiro, porém a estratégia de negociação baseada nos sinais obteve resultado negativo e indistinguível de uma série de retornos aleatória. Dessa forma, a hipótese nula que o padrão técnico não carrega valor informacional está mantida.

Para não ser injusto com os analistas técnicos, é importante frisar que o algoritmo utilizado é uma generalização da abordagem técnica e não incorpora uma série de ferramentas que são utilizadas com frequência pelos grafistas. Por exemplo, é muito comum a observação dos volumes de negociação para a confirmação de determinados padrões. Desta forma, sinais acompanhados de baixo volume são normalmente descartados pelos analistas técnicos. O algoritmo utilizado não incorpora um filtro de volume, o que poderia acarretar resultados subótimos.

Outro foco de melhorias no algoritmo seria replicar estratégias de saída mais sofisticadas. Conforme observado, a estratégia testada zera as posições mandatoriamente no dia seguinte à sua entrada. Uma abordagem menos mecânica poderia observar o comportamento da ação após o sinal e determinar a saída da posição mais rapidamente em casos de perdas (*stop-loss*) ou mais lentamente em casos de ganhos. Esse procedimento poderia evitar grandes perdas e deslocar a série de retornos à direita. Em estudos futuros, poderíamos ainda testar o algoritmo em série de preços intraday, utilizando intervalos menores de observação, como janelas de 1 horas, 15 minutos ou até mesmo segundos.

Num contexto mais amplo, os resultados do estudo corroboram as críticas à análise técnica e sua eficiência como ferramenta de previsão. A natureza subjetiva da análise técnica ainda é um grande obstáculo ao seu estudo mais aprofundado e sua validação mais ampla, principalmente no meio acadêmico. A abordagem sistemática

proposta nesse estudo, baseada em regras objetivas e replicáveis, nos parece ser o caminho mais promissor para uma análise conclusiva dessa tradicional filosofia.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Allen, Franklin; Karjalainen, Risto. Using genetic algorithms to find technical trading rules. *Journal of Financial Economics* 51, 245–271. 1999.
- Aronson, David. *Evidence-Based Technical Analysis: Applying the Scientific Method and Statistical Inference to Trading Signals* (Wiley). 2006.
- Brock, William; Lakonishok, Joseph; LeBaron, Blake. "Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns." *Journal of Finance* vol 48, nº 5. 1992.
- Fama, Eugene. "The Behavior of Stock Market Prices", *Journal of Business*, 38. 1965.
- Lo, Andrew; Mamaysky, Harry; Wang, Jiang. Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation. *The Journal of Finance*, vol LV, nº 4. 2000.
- Murphy, John. *Technical Analysis of the Financial Markets* (New York Institute of Finance). 1986.
- Neely, Christopher; Weller, Peter; Dittmar, Robert. Is technical analysis in the foreign exchange market profitable? A genetic programming approach. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 32, 405–426. 1997.
- Osler, Carol; Chang, Kevin. Head and Shoulders: Not just a flaky pattern. Staff Report No. 4, Federal Reserve Bank of New York. 1995.
- Pruitt, Stephen; Robert White. The CRISMA trading system: Who says technical analysis can't beat the market? *Journal of Portfolio Management* 14, 55–58. 1988.

APÊNDICE A: CARTEIRA DE AÇÕES

Código	Descrição	Código	Descrição	Código	Descrição
ACES4	Acesita Pref	CTAX4	Contax Part Pref	PDGR3	PDG Realty
AEDU11	Anhanguera Unit	CTNM4	Coteminas Pref	PETR3	Petrobras
ALLL11	ALL America Unit	CYRE3	Cyrela Brazil	PETR4	Petrobras Pref
ALLL4	ALL America Pref	DASA3	Diagnosticos America	PLAS3	Plascar Part
AMBV3	Ambev	DURA4	Duratex Pref	PMAM4	Paranapanema Pref
AMBV4	Ambev Pref	EBTP4	Embratel Pref	POMO4	Marcopolo Pref
AMIL3	Amil	ELET3	Eletrobras	PSSA3	Porto Seguro
ARCE3	Arcelor Brasil	ELET6	Eletrobras Pr B	PTIP4	Ipiranga Petr Pref
ARCZ6	Aracruz Celu Pref-B	ELPL5	Eletropaul Pref A	RAPT4	Randon Part Pref
BBAS3	Banco Do Brasil	ELPL6	Eletropaul Pref B	RCTB41	Telebras Pf Rcpt
BBAS4	Banco Do Brasil Pref	EMBR3	Embraer	RDCD3	Redecard
BBDC4	Bradesco Pref	EMBR4	Embraer	RENT3	Localiza
BDLL4	Bardella Pref	ESTC11	Kroton Unit	RPSA4	Ripasa Papel E Celul Pref
BEMA3	Bematech	ESTC3	Estacio Participações	RSID3	Rossi Resid
BESP4	Banespa Pref	ETER3	Eternit	SALM4	Seara Alimentos
BISA3	Brascan Res	FFTL4	Fosfertil Pref	SBSP3	Sabesp
BMEF3	BM&F	FHER3	Fertilizantes Heringer	SDIA4	Sadia Pref
BNCA3	Nossa Caixa	GFS3	Gafisa	SLCE3	SLC
BOBR4	Bombril Pref	GGBR4	Gerdau Pref	SMTO3	Sao Martinho
BOVH3	Bovespa	GOAU4	Gerdau Met Pref	SULA11	Sul América
BRAP4	Bradespar Pref	GOLL4	Gol Linhas Aéreas Pref	SUZA4	Suzano Papel E Celulose
BRDT4	Petrobras Distribuidora	GRND3	Grendene	SUZB5	Suzano Papel Pref A
BRFS3	Perdigao	GVTT3	GVT	SZPQ4	Suzano Petro Pref
BRKM5	Braskem Pref-A	IDNT3	Ideiasnet	TAMM4	TAM Pref
BRTO4	Brasil Tele Pref	INEP4	Inepar Pref	TCSL3	Tim Part
BRTP3	Brasil Tele Part	ITSA4	Itausa Pref	TCSL4	Tim Part Pref
BRTP4	Brasil Tele Part Pref	ITUB4	Banco Itau Pref	TLPP4	Telesp Pref
BTOW3	B2W	JBSS3	JBS	TMAR5	Telemar N L Pref A
BVMF3	BM&F/Bovespa	KEPL3	Kepler Weber	TNLP3	Tele Norte Leste
CCRO3	Cia De Concessoes	KLBN4	Klabin Pref	TNLP4	Tele Norte Leste Pref
CESP5	Cesp Pref A	KROT11	Kroton Unit	TOTS3	Totvs
CESP6	Cesp Pref B	KSSA3	Klabin Segall	UBBR11	Unibanco Unit
CLSC6	Celesc Pref B	LAME4	Lojas Americanas Pref	UGPA4	Ultrapar Pref
	Caemi Mineracao e	LIGT3	Light	UNIP6	Unipar Pref B
CMET4	Metalurgia	LOGN3	Log In	UOLL4	UOL Pref
CMIG4	Cemig Pref	LREN3	Lojas Renner	USIM3	Usiminas Sa
CNFB4	Confab Indust Pref	LUPA3	Lupatech	USIM5	Usiminas Sa Pref A
CPCA4	Trikem	MEDI3	Medial Saude	VALE3	Vale R Doce
CPFE3	CPFL Energia	MRFG3	Marfrig	VALE5	Vale R Doce Pref A
CPLE3	Copel	MRVE3	MRV	VCPA4	Votorantim Pref
CPLE6	Copel Pref B	MSAN4	Bunge Brasil	VIVO4	Vivo Part Pref
CPSL3	Copesul	MYPK4	Iochpe Maxion Pref	WEGE3	Weg
CRUZ3	Souza Cruz	NATU3	Natura Cosmetico		
CSAN3	Cosan	NETC4	Net Servicos Pref		
CSNA3	Sid Nacional	ODPV3	Odontoprev		
	Companhia Sid	OHLB3	Obrascon Huarte		
CSTB4	Tubarao	PCAR5	P Acucar CBD Pref		