

ANÁLISE TÉCNICA E EFICIÊNCIA DOS MERCADOS FINANCEIROS: UMA AVALIAÇÃO DO PODER DE PREVISÃO DOS PADRÕES DE CANDLESTICK ¹

TECNICAL ANALYSIS AND FINANCIAL MARKET EFFICIENCY: AN EVALUATION OF THE PREDICTION POWERS OF CANDLESTICK PATTERNS

Marcos da Silva Fernandes

Mestre em Desenvolvimento Regional pela Universidade Federal do Tocantins

marcos_silfer@hotmail.com

Paula Andréa do Valle Hamberger ²

Doutora em Economia pela Universidade Federal de Uberlândia

Professora da Faculdade de Administração, Ciências Contábeis e Economia da Universidade Federal de Goiás

paulahamberger@gmail.com

Ana Claudia Marques do Valle

Doutora em Ciências Ambientais pela Universidade Federal de Goiás

Professora da Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e Computação da Universidade Federal de Goiás

acmvalle@gmail.com

RESUMO

Talvez a mais controversa discussão na área financeira seja a Hipótese de Mercados Eficientes (HME). Esta hipótese implica que o preço corrente de um ativo reflete plenamente todas as informações que estão disponíveis publicamente sobre os aspectos econômicos fundamentais que afetam o valor do ativo, isto é, a moderna teoria de finanças e os estudos econométricos não permitiriam a obtenção de retornos acima da média do mercado de forma persistente. A proposta deste trabalho é primeiramente testar a eficiência do mercado de ações brasileiro na forma fraca para posteriormente avaliar o uso dos Padrões de *Candlesticks* como estratégia de investimento, utilizando dados diários entre 01/01/2000 e 31/12/2009. No trabalho foram selecionados os vinte ativos de maior liquidez da BM&FBovespa. Os resultados contestam a HME e demonstram que apenas dois, dos sete Padrões de *Candlestick* selecionados, obtiveram rendimentos sistemáticos acima da média do mercado.

Palavras-Chaves: Padrões de *Candlestick*; Eficiência dos Mercados Financeiros; Análise Técnica.

ABSTRACT

Perhaps the most controversial hypothesis in the whole financial area is the Efficient Market Hypothesis (EMH). This hypothesis implies that existing share prices always incorporate and reflect all relevant information available regarding fundamental economic factors that impact the shares valuation, which means that, the modern financial theory as well as econometrics' modeling would be useless in persistently helping obtain returns above market average. This study aims at testing the

¹ Recebido em 05/10/2015. Revisado por pares em 19/11/2015. 2ª versão recebida em 03/12/2015. Recomendado à publicação em 07/12/2015 por Orleans Silva Martins (Editor Geral). Publicado em 10/12/2015. Organização responsável: UFPB.

² Endereço: Faculdade de Administração, Ciências Contábeis e Economia, UFG, CEP: 74.001-970, Goiânia-GO.

DOI: <http://dx.doi.org/10.18405/recfin20150303>

market efficiency of the Brazilian stocks in its weak form and after that evaluate the use of the *Candlestick* patterns as investment strategies, using daily return of shares from 01/01/2000 to 31/12/2009. For the purpose of this study, twenty of the most liquid shares of the BM&FBovespa (São Paulo's Stock Market) were chosen. The results defy the EMH and showed that from a total of seven *Candlestick* patterns selected only two presented systematic above market return.

Keywords: *Candlestick* Patterns; Financial Market Efficiency; Technical Analysis.

1. INTRODUÇÃO

A cada dia mais a Análise Técnica vem se espalhando nos mercados financeiros mundiais e sendo utilizada por um número maior de investidores. Dentre esses investidores podemos identificar tanto os pequenos e autônomos quanto grandes bancos e empresas de investimentos. O pequeno investidor acaba encontrando na Análise Técnica ferramentas acessíveis, sendo algumas delas de fácil utilização, enquanto as grandes empresas de investimentos utilizam sofisticados softwares computacionais para fazerem inferências sobre o mercado.

Porém, essas técnicas que prometem prever as tendências dos preços dos ativos a partir dos seus dados históricos e garantir lucros foram, por muito tempo, rejeitadas pela comunidade acadêmica financeira (BOAINAIM, 2008), recebendo maior aceitação recentemente graças à publicação de artigos comprovando a eficiência dessas técnicas. Um desses artigos que podemos destacar é o trabalho de Osler e Chang (1995), que desenvolveu uma metodologia de análise de padrões gráficos de Análise Técnica.

O motivo pelo qual a comunidade acadêmica rejeitou e, em parte, continua rejeitando a Análise Técnica, é pela crença na eficiência dos mercados financeiros, sendo esse um ponto considerado por eles como característico deste mercado. Em um mercado eficiente a concorrência entre os vários participantes (racional) leva a uma situação em que, em qualquer ponto do tempo, os preços reais dos títulos individuais já refletem os efeitos de informações baseadas tanto em eventos que já ocorreram como nos eventos futuros que o mercado espera que ocorram (FAMA, 1965a). Sendo assim, tornaria-se impossível prever movimentos que gerassem retornos sistemáticos acima da média do mercado.

Outro motivo pelo qual os acadêmicos da área de finanças de uma forma geral rejeitam as ferramentas de Análise Técnica é o fato de que, normalmente, os artigos que fazem o estudo dessas ferramentas desconsideram os custos de transações envolvidos nas estratégias de investimentos, esse fator tenderia a beneficiar a estratégia de *Buy and Hold*, que seria a estratégia com menor custo de transação, por ser a estratégia com o menor número de negociações envolvidas.

Antes do trabalho de Osler e Chang (1995) os estudos sobre Análise Técnica se restringiam às técnicas mais simples, como Médias Móveis e Osciladores. Com a metodologia desenvolvida por eles foi possível analisar padrões qualitativos como Ombro-Cabeça-Ombro e os Padrões de *Candlestick*. Especificamente sobre os Padrões de *Candlestick*, pode-se destacar a publicação de Marshall, Rose e Young (2007), que avalia essas figuras para o mercado de capital norte americano, e o trabalho de Costa e Newton (2002) que faz uma análise para o mercado brasileiro.

A utilização dos Padrões de *Candlestick* é realizada observando um tipo específico de gráfico da série de preços do ativo em questão, denominado gráfico de *candles*, tentando identificar padrões que indiquem reversão ou manutenção da atual tendência do mercado, padrões esses já identificados e catalogados pela literatura, como no livro escrito por Bulkowski (2008), denominado de *Encyclopedia of Candlestick Charts*, onde o autor faz uma catalogação de mais de 100 diferentes padrões e apresenta suas características básicas.

O primeiro objetivo deste trabalho é realizar testes estatísticos que avaliem a eficiência dos mercados financeiros e, conseqüentemente, a validade das ferramentas técnicas de análise, utilizando basicamente a metodologia de Gaio, Alves e Pimenta Júnior (2009). Em seguida será avaliada,

empiricamente, a eficiência de sete diferentes Padrões de *Candlestick*, como ferramentas de previsão de movimentos futuros de preços, para o mercado de ações brasileiro, durante o período de janeiro de 2000 até dezembro de 2009. Esta última análise utilizará a metodologia desenvolvida por Marshall, Rose e Young (2007), que se apresenta como uma metodologia muito parecida, porém simplificada, como a desenvolvida por Osler e Chang (1995) para o indicador Ombro-Cabeça-Ombro.

Com isso é esperado não só contribuir para a ainda incipiente literatura brasileira sobre a eficiência da utilização da análise técnica, como também divulgar uma metodologia de estudos de padrões gráficos ainda pouco utilizada nos estudos de finanças. Outro objetivo deste trabalho é tentar diminuir a distância de pensamentos entre alguns participantes do mercado e um grande número de acadêmicos sobre a efetividade da Análise Técnica.

Os resultados apresentados pela estimação de modelos AR (1), MA(1) e ARMA(1,1) demonstram que a maior parte do mercado de ações brasileiro (para os casos analisados) não apresenta características de um mercado eficiente na forma fraca. Isto indicaria que para um grupo de ações significativo (o grupo ora analisado) o preço das ações não reflete todas as informações disponíveis para o público, denotando a possibilidade de existência de ganhos anormais.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. Eficiência dos Mercados Financeiros

Os primeiros estudos realizados para testar a hipótese de eficiência dos mercados foram aplicados no mercado americano e obtiveram resultados que deram suporte para esta hipótese. A partir de então uma vasta série de trabalhos foi publicada sobre o tema (GAIO; ALVES; PIMENTA JÚNIOR, 2009). Segundo Jensen e Smith (1985) a Hipótese dos Mercados Eficientes é talvez a hipótese mais testada em toda a ciência social. Segundo Gaio, Alves e Pimenta Júnior (2009) a necessidade de testar a hipótese de mercado eficiente pode ser observada devido à importância da utilização de métodos quantitativos para auxiliar a tomada de decisões de investimentos em um mercado acionário sujeito as constantes variações.

Sem sombra de dúvidas uma das principais discussões dentro da economia é pautada sobre a eficiência dos mercados. Trata-se da eficiência informacional que descreve um mercado em que as informações relevantes estão confinadas nos preços dos ativos financeiros, definindo assim o conceito de mercado eficiente. Esse conceito foi antecipado no início do século por Bachelier (1900), que afirma que os eventos passados, presentes e mesmo futuros descontados refletem-se no preço de mercado, sem, contudo, apresentar relação com as mudanças dos preços, uma vez que flutuariam randomicamente.

Estudos posteriores como o de Working (1934) confirmam estas características encontradas por Bachelier (1900), para os preços do mercado de ações americano. E Cowles (1933) identificou em uma análise com milhares de ações que as evidências apontavam para a incapacidade de superar a média do mercado, de forma persistente.

Em 1953, Kendal examinou 22 ações americanas e preços de commodities verificando mudanças randômicas de um intervalo para outro e este resultado passou a ser denominado de *Random Walk* (passeio aleatório), que se constitui no *Random Walk Model* ou *Random Walk Theory*. Assim, se preços se comportam de forma randômica, como poderiam os analistas prever o caminho futuro destes ativos. Fama (1965b) em sua tese de doutorado concluía que as evidências apresentadas até então eram fortes indícios a favor da hipótese do *Random Walk*, sendo que o modelo passou a ser visto como consistente com a Hipótese de Mercado Eficiente (HME).

Em um mercado eficiente a concorrência entre os vários participantes (racionais) leva a uma situação em que, em qualquer ponto do tempo, os preços reais dos títulos individuais já refletem os efeitos de informações baseadas tanto em eventos que já ocorreram como nos eventos futuros que o

mercado espera ocorrer (FAMA, 1965a). Sendo assim, se tornaria impossível obter sistematicamente rendimentos acima da média do mercado, pois os preços dos ativos seguiriam um *Random Walk*.

A hipótese de aleatoriedade no comportamento das ações pode ser verificada quando não há uma relação sistemática entre retornos atuais e retornos passados. Desta forma não haveria como um investidor obter ganhos extraordinários baseando-se na análise de preços passados, na medida em que todas as informações passadas já estariam incorporadas no preço atual (GAIO; ALVES; PIMENTA JÚNIOR, 2009). Quando essa hipótese é confirmada, o mercado é considerado eficiente na forma fraca. Segundo Fama (1970) nos testes da forma fraca a informação de interesse é apenas a de preços passados e a aleatoriedade é confirmada quando a correlação temporal é zero. Se a correlação se aproxima de zero, muitos estudos a consideram economicamente insignificante e a aleatoriedade se confirma.

Como não seria possível obter ganhos sistemáticos acima da média de ganhos do mercado, esses partidários da eficiência dos mercados financeiros defendem que a melhor estratégia de investimentos seria a de *Buy and Hold*, que proporcionaria rendimentos iguais ao da média do mercado com custos de transação menor do que os gerados pelas estratégias pautadas na análise técnica. Essa posição permanece até o final da década de 70, quando análises do mercado começam a identificar comportamentos que diferem dos do modelo de mercado eficiente. Basu (1977) documentou em um estudo a relação lucro por ações como forma de predição dos retornos futuros dos ativos, para um período de 1956-71, quando então identificou que as ações com baixo índice de lucro por ação apresentavam melhor desempenho do que as com um indicador melhor, denotando uma ineficiência do mercado.

Assim, ativos inadequadamente precificados apresentavam oportunidades de ganhos anormais. Estes comportamentos anormais destes ativos eram irreconciliáveis com a eficiência de mercado, sendo necessárias teorias comportamentais para a compreensão do mercado. Mas para Fama (1997) esses comportamentos consistiam apenas em eventos ao acaso que não persistiam no futuro, sendo considerados anomalias.

No século XXI estudos encontram evidência de autocorrelação positiva entre o retorno dos ativos, implicando em retornos anormais, no curto prazo, que, contudo, conforme crítica aponta que pouco sobraria dos retornos excessivos, após a contabilização dos custos e comissões. Mas as críticas a eficiência de mercado permanece sendo manifestada por economistas que enfatizam elementos psicológicos e comportamentais na determinação dos preços dos ativos financeiros, assim como, por econometricistas que consideram os retornos das ações predizíveis (MALKIEL, 2003).

De acordo com Malkiel (2003) técnicas estatísticas podem reconhecer padrões de comportamento dos retornos dos ativos financeiros, o que confere poderes preditivos a análise técnica, no curto prazo, consistente com os mecanismos de *feedback* psicológicos, fundamentando as análises de cunho comportamental do mercado financeiro. Contudo, não haveria evidência de que a estratégia geradora desses retornos anormais seria consistentemente superior a de *Buy and Hold*, em decorrência dos custos envolvidos na execução da estratégia.

Porém, o ponto fundamental da discussão de eficiência dos mercados financeiros para este trabalho é o modelo de *Random Walk*, pois caso os preços das ações realmente sigam um “passeio aleatório”, a análise técnica e todas as suas ferramentas perderiam a validade, pelo fato de, segundo a teoria, ser impossível obter ganhos sistemáticos acima da média do mercado. Justamente para resolver esse problema serão realizados diversos testes estatísticos para avaliar se a série de retornos analisada pelo presente trabalho segue ou não o modelo de *Random Walk*.

De acordo com Fama (1970), a hipótese dos mercados eficientes (HME) pode ser analisada sob três aspectos referentes à sua classificação, sendo o mercado considerado eficiente na Forma Fraca, Semiforte e Forte. A Forma Fraca é aquela em que o conjunto de informações disponíveis para os agentes é apenas o histórico dos preços. A Forma Semiforte indica que os preços dos ativos se

ajustam de forma eficiente, à medida que, as informações se tornem publicamente disponíveis. Finalmente, a Forma Forte tem a preocupação de observar se, no mercado analisado, algum investidor ou grupo, possui um acesso monopolístico a alguma informação relevante na formação de preços (FAMA, 1970).

O presente trabalho só se preocupará em testar a HME na sua forma fraca, para isso foi analisada a correlação serial entre os retornos atuais e os retornos passados de ações negociadas na BM&FBovespa (Bolsa de Mercadorias, Futuros e Valores de São Paulo), para verificar se realmente os preços dos ativos refletem todas as informações disponíveis publicamente no mercado.

2.2. ANÁLISE TÉCNICA E OS PADRÕES DE *CANDLESTICK*

2.2.1. Análise Técnica

A Análise Técnica, vista por muitos como a principal forma de análise de investimentos, originou-se no ocidente³ entre 1900 e 1902, quando Charles H. Dow, fundador e editor do *Wall Street Journal*, escreveu uma série de editoriais sobre métodos de especulação com ações que foram a base da famosa Teoria de Dow (MORRIS, 1994). A Teoria de Dow, que tem como objetivo básico a determinação das mudanças nas direções dos movimentos de longo prazo do mercado, chamadas tendências, foi organizada e difundida por Robert Rhea (1932) em seu livro "*The Dow Theory*". Porém, foi quando Edwards e Magee (1948) publicaram a primeira edição de "*Technical Analysis of Stock Trends*" que começaram a se popularizar os conceitos básicos de análise técnica (BOAINAIM, 2008).

A Análise Técnica se baseia nas informações passadas dos ativos financeiros, como preço e volume, para gerar indicadores sobre o comportamento futuro do ativo por meio de técnicas de inferência como: (i) Análise Computadorizada, que tenta encontrar pontos claros de compra e venda baseados em observações estatísticas, como Índice de Força Relativa (IFR), Médias Móveis, Osciladores, Estocástico etc.; e (ii) Análise Grafista, que está relacionada com a interpretação de algumas configurações típicas de alta ou de baixa no movimento dos preços, pode-se destacar dentre esses os Canais, Ombro-Cabeça-Ombro e Padrões de *Candlestick* (BOAINAIM, 2008).

A essência da Análise Técnica (AT) está no comportamento dos agentes do mercado, pois são esses os formadores de preços dos ativos. Deste modo, conhecer o comportamento da massa de agentes diante de determinadas situações pode auxiliar a previsão do comportamento dos preços quando aquela situação se repetir (MORRIS, 1994). A Análise Técnica e a HME possuem um ponto de convergência que consiste na compreensão de que o preço expressa todas as informações disponíveis sobre o ativo. Assim, tanto para AT quanto para HME, o ponto de partida são os preços, por considerarem que todas as informações sobre os fundamentos da empresa e sobre os desdobramentos econômicos já estão consensualmente descontados no preço. A diferença consiste na AT acreditar em retornos acima da média do mercado a partir de informações de preços passados, pela formação de padrões de comportamentos reproduzidos e reconhecíveis, enquanto a HME os imaginam inviáveis pelo apego à teoria do *Random Walk*.

2.2.2. Os Padrões de *Candlestick*

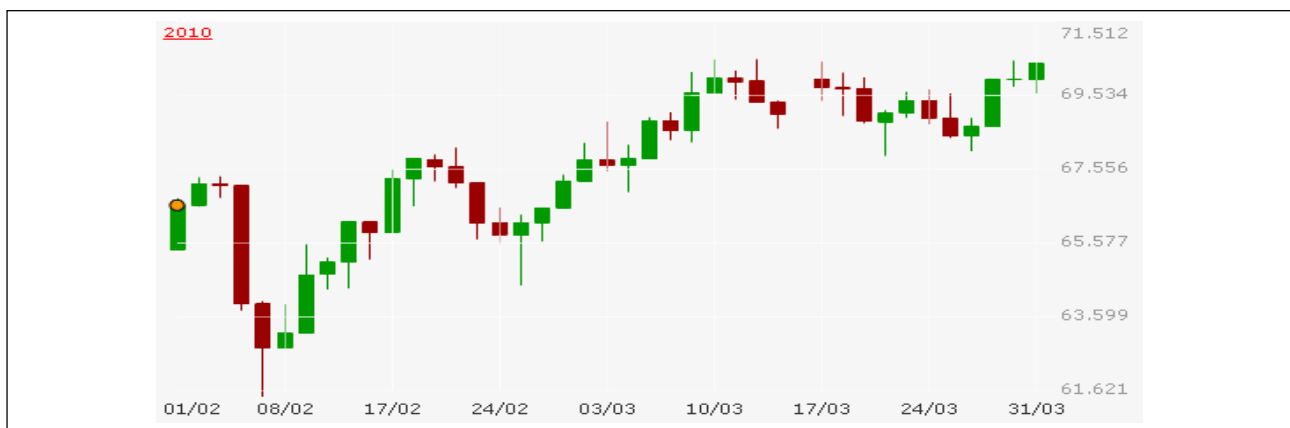
A Análise Técnica, como abordado anteriormente, busca sinais emitidos pelo mercado em uma série de preços passados. Para facilitar esta análise os sinais normalmente são buscados dentro de gráficos. Os analistas técnicos em um mercado financeiro possuem diversos tipos gráficos para auxiliá-los em tomadas de decisões, dentre esses, um dos mais utilizados é o de *Candlestick*. O grande uso deste gráfico se deve ao fato de ele possuir um volume de informações superior aos outros, além de possuir uma visualização clara e fácil.

³ Na metade do século XVIII já se utilizava no Japão os Padrões de *Candlestick* como análise de investimentos para o mercado futuro de arroz.

A literatura existente cita que o gráfico de *Candlestick* surgiu durante o século XVIII no Japão como uma metodologia de registro dos preços do arroz no mercado futuro, bem como uma ferramenta de previsão de movimentos de preços. Steve Nisson (1991), ao escrever um dos mais amplos trabalhos sobre os Padrões de *Candlesticks*, credita a origem dessa ferramenta técnica ao comerciante japonês Munehisa Homma, que difundiu essa metodologia no Japão após ter obtido grandes fortunas no mercado futuro de arroz utilizando essas figuras gráficas. Esta análise foi difundida nos mercados ocidentais a partir do trabalho de Steve Nisson (1991) denominado “*Japanese Candlestick Charting Techniques: a Contemporary Guide to the Ancient Investment Techniques of the far East*” e, como citou o próprio Nisson (2004, p.13, tradução nossa), “desde que foi introduzida no mundo ocidental, a técnica dos *Candlesticks* se tornou onipresente, disponível em todos os softwares e nos pacotes gráficos *online*”.

A Figura 1 demonstra um gráfico de *Candlestick* diário do índice Bovespa no ano de 2010 entre o mês de fevereiro e abril. Como se pode observar, diferentemente dos gráficos de linha comuns, os gráficos de *Candlesticks* são formados por inúmeras barras em formato de velas, também chamadas de *candles*. Como se trata de um gráfico diário, cada *candle* do gráfico representará um dia de negociação do ativo. Na Figura 1 podemos observar que cada *candle* é formado por uma barra densa, verde ou vermelha (alguns gráficos utilizam respectivamente as cores branca e preta), denominada de corpo real do *candle*. Muitas vezes vemos linhas estendidas acima e abaixo do corpo real, chamadas de sombras.

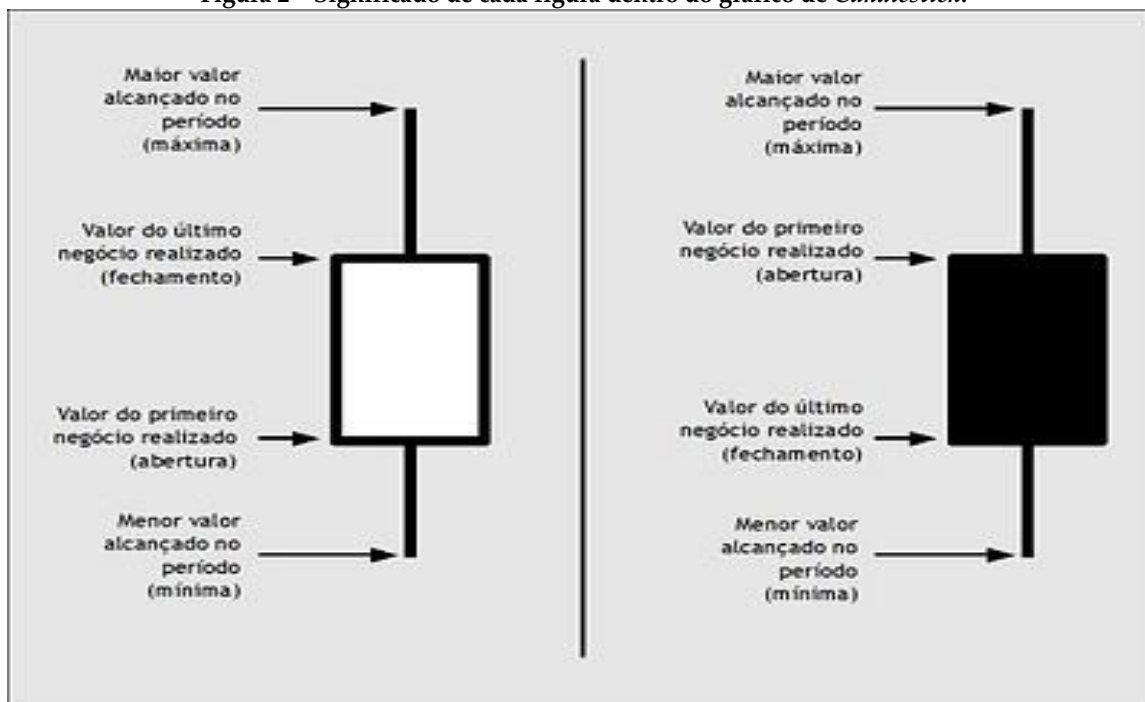
Figura 1 – Exemplo de um gráfico de *Candlestick*.



Fonte: Uol Economia (2010).

Na Figura 2 temos uma leitura do significado de cada *candle* dentro de um gráfico de *Candlestick*. O corpo do *candles* representa a diferença entre a abertura e o fechamento de um dia de negociações. Um corpo vermelho, ou preto, significa que o fechamento deu-se abaixo do preço de abertura, e o corpo verde, ou branco, significa que o fechamento foi acima da abertura. As sombras representam o máximo e o mínimo que os preços atingiram na formação da figura.

Segundo Morris (1994, p. 19, tradução nossa) “Padrões de *Candlestick* são figuras formadas por um ou mais *candles* (raramente mais do que cinco) que indicam manutenção ou mudança na atual tendência de mercado de curto prazo”. Segundo a literatura, alguns *candles* isolados possuem poder de previsão, esses são chamados de linhas simples, porém a maior parte dos Padrões de *Candlestick* é formada por uma sequência de *candles*.

Figura 2 – Significado de cada figura dentro do gráfico de *Candlestick*.

Fonte: Os Autores.

Alguns fatores são importantes na hora de identificar os Padrões de *Candlestick*, segundo a definição de Morris (1994). Primeiramente o fato de que esses padrões indicam manutenção ou mudança na atual tendência, ou seja, os Padrões de *Candlestick* só possuem validade em situações que o mercado esteja em uma tendência definida, de alta ou de baixa, não se aplicando em momentos de indecisão do mercado. Em segundo lugar o fato de que são indicadores de curto prazo, para a maior parte da literatura existente esses prazos variam entre 5 e 10 dias após a confirmação do padrão. Neste trabalho é considerado o período de cinco dias, iniciado no dia que sucede a confirmação do *candle*, replicando a metodologia de Marshall Rose e Young (2007).

Segundo Marshall, Rose e Young (2007), os padrões de continuidade de alta (baixa), como o próprio nome sugere, é um indicador de que a tendência de alta (baixa) que esteja definida continuará. De outro modo, o surgimento de um padrão de reversão de alta (baixa), é um indício de que a tendência de alta anteriormente definida está no seu fim. Cada padrão, de continuidade ou de reversão, possui uma variável de alta e outra de baixa (MORRIS, 1994).

Os Padrões de *Candlestick*, apesar de recentes no mercado financeiro ocidental, estão presentes nas análises diárias dos mais diversos analistas do mundo, consistindo uma das ferramentas técnicas mais difundidas, como cita Nison (2004, p.13, tradução nossa): “desde que foi introduzida no mundo ocidental, a técnica dos *Candlesticks* se tornou onipresente, disponível em todos os *softwares* e nos pacotes gráficos *online*”. No Brasil não é diferente, este indicador é amplamente utilizado pela indústria do investimento. Entretanto, são raros os trabalhos científicos nacionais que estudam os padrões, fazendo com que eles sejam amplamente utilizados dentro do mercado financeiro, sem que se haja um conhecimento mais aprofundado sobre a real eficiência do indicador.

3. DADOS E METODOLOGIA

3.1. Dados

Este trabalho utilizou as cotações diárias de abertura, fechamento, máximo e mínimo de 20 ações que compõem o Índice Bovespa (Ibovespa), além das séries de retorno de cada ativo, para a análise da eficiência do mercado financeiro brasileiro, no período compreendido entre janeiro de 2000 e dezembro de 2009. As ações foram selecionadas de acordo com o índice de liquidez, dentre

aquelas que permaneceram ativas durante todo o período de análise. As cotações foram obtidas a partir do banco de dados do sistema *Economática*.

Considerou-se que o critério utilizado para a seleção das ações razoável, tendo em vista que as 20 ações selecionadas representaram cerca de 50% de todo o volume de negociação no período de análise. Seguindo este critério, as ações selecionadas foram: Petrobras PN; Vale PNA; Bradesco PN; Itaú Unibanco PN; Usiminas PNA; Gerdau PN; Telemar PN; Petrobras ON; Sid. Nacional ON; Vale ON; Itausa PN; Brasil ON; Cemig PN; Net PN; Eletrobrás PNB; Vivo PN; Ambev PN; Bradespar PN; Eletrobrás ON e Lojas Americanas PN.

3.2. Metodologia

A primeira parte da análise dos dados foi dedicada a testar a eficiência do mercado financeiro brasileiro. Para isso foram utilizados testes estatísticos replicando a metodologia de Gaio, Alves e Pimenta Júnior (2009). Na realidade esta etapa do trabalho é uma complementação dos dados obtidos por esses autores, pois são aplicados os mesmos testes, porém acrescentando os anos de 2008 e 2009, que compõem o período a ser analisado.

A hipótese dos mercados eficientes (HME) pode ser analisada sob três aspectos referentes à sua classificação, sendo o mercado considerado eficiente na forma fraca, semiforte e forte (FAMA, 1970). Porém, o presente trabalho só se preocupa em testar a HME na sua forma fraca, para isso foi analisada a correlação serial entre os retornos atuais e os retornos passados de ações negociadas na BM&FBovespa (Bolsa de Mercadorias, Futuro e Valores de São Paulo).

Os testes para a análise da eficiência do mercado de capitais brasileiro utilizados foram: Teste de Raiz Unitária de Dickey Fuller Aumentado; Teste de Ruído Branco de Ljung-Box e uma análise de alguns modelos de séries temporais. Para avaliar o poder de previsão dos Padrões de *Candlestick* no mercado de ações brasileiro, foram aplicadas as mesmas etapas da metodologia de Osler e Chang (1995) para a identificação dos padrões Ombro-Cabeça-Ombro no mercado cambial, sendo três as etapas: (i) a criação de algoritmos computadorizados que identifiquem os Padrões de *Candlestick* nas séries de preços; (ii) a determinação de uma estratégia de investimento condicional à identificação dos padrões; (iii) a avaliação das propriedades estatísticas dos retornos obtidos pelas estratégias definidas.

Porém, a utilização da metodologia de Osler e Chang (1995) se restringiu a esses passos, pois os indicadores analisados por estes autores são diferentes dos analisados no presente trabalho. Para a identificação das figuras gráficas, os algoritmos aplicados foram desenvolvidos neste estudo. Já para as duas últimas etapas, foi replicada a metodologia de Marshall, Rose e Young (2007). Para a obtenção dos resultados foram utilizados o software de planilha eletrônica Microsoft Excel e os pacotes estatísticos Gretl, Stata e Eviews.

3.2.1. Teste de Raiz Unitária (Dickey-Fuller)

Segundo Gaio, Alves e Pimenta Júnior (2009), o teste de raiz unitária tem como principal finalidade testar se uma série temporal é estacionária em nível ou se torna estacionária nas diferenças. O teste é realizado estimando a Equação 1, pelo Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) e posteriormente testando a hipótese (2) de presença de raiz unitária.

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Em que, β_1 , β_2 , δ e α são coeficientes a serem estimados pela regressão MQO da série Y_t na primeira diferença no instante t , ε_t é um termo de erro de ruído branco puro e $\Delta Y_{t-1} = (Y_{t-1} - Y_{t-2})$ etc. Teste de hipótese conforme Equação 2.

$$\begin{aligned} H_0 : \delta &= 0 \\ H_a : \delta &< 0 \end{aligned} \quad (2)$$

Dickey e Fuller (1979) mostram que, sob a hipótese nula de que $\delta = 0$, ou seja, a série temporal é não estacionária, o valor t estimado do coeficiente Y_{t-1} segue a estatística *tau*. Se o valor absoluto calculado da estatística *tau* exceder o valor crítico nas estatísticas *tau* de Dickey e Fuller, rejeitamos a hipótese nula e, nesse caso, a série temporal é estacionária. Por outro lado, se o valor absoluto da estatística calculada não exceder o valor crítico de *tau*, não rejeitamos a hipótese nula, o que significa que a série temporal é não estacionária (GUJARATI, 2006).

3.2.2. Teste de Estacionariedade (Ljung-Box)

Seguindo a metodologia de Gaio, Alves e Pimenta Júnior (2009), utilizou-se o teste Q de Ljung-Box como teste de ruído branco. Este teste objetiva descobrir se algum grupo de autocorrelações de uma série temporal é diferente de zero. Ao contrário da maioria dos testes de autocorrelação, ao invés de testar a aleatoriedade para cada defasagem distinta, o teste de Ljung-Box verifica a existência de uma aleatoriedade global, de toda a amostra, com base em certo número de defasagens (GUJARATI, 2006). O teste de Q Ljung-Box pode ser definido da seguinte maneira:

H_0 : A série é não-estacionária e segue um passeio aleatório.
 H_1 : A série é estacionária.

O teste estatístico é definido conforme Equação 3.

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^h \frac{\hat{\rho}_k^2}{n - k} \quad (3)$$

Em que, n é o tamanho da amostra, ρ_k é a autocorrelação da amostra para a defasagem k , e h é a duração da defasagem. Para o nível de significância α , a região crítica para rejeição da hipótese de aleatoriedade é definido conforme Equação 4.

$$Q > \chi_{1-\alpha, h}^2 \quad (4)$$

Em que, $\chi_{1-\alpha, H}^2$ é o valor crítico de Q , na distribuição de qui-quadrado ao nível de significância α com h graus de liberdade. Segundo Gujarati (2006), na prática, se o Q calculado excede o valor crítico de Q na distribuição de qui-quadrado ao nível de significância escolhido, podemos rejeitar a hipótese nula de que todos os (verdadeiros) ρ_k são iguais à zero; pelo menos algum deles deve ser diferente.

3.2.3. Modelos de Séries Temporais

Os modelos auto-regressivos (AR) foram introduzidos por Yule (1926), enquanto os modelos de médias móveis (MA) surgiram por volta de 1937. Segundo Morettin e Toloi (2004), qualquer modelo estacionário discreto pode ser representado por modelos auto-regressivos e médias móveis (ARMA).

Box e Jenkins (1970) desenvolveram uma técnica para modelos de previsão e controle em séries temporais. A técnica baseada em análises probabilísticas e de minimização de erros de estimativas gera modelos estimados de forma iterativa. Como todo modelo, apresenta algumas limitações

de aplicações, tais como as observações nas amostras que devem ser superiores a 50 (GAIO; ALVES; PIMENTA JÚNIOR, 2009). Baseando-se, então, na metodologia de Box e Jenkins (1970), o modelo auto-regressivo de ordem p , AR (p), pode ser representado pela Equação 5.

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (5)$$

E o modelo de média móvel de ordem MA (q), representa-se conforme Equação 6.

$$Y_t = \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + e_t \quad (6)$$

Portanto segundo a generalização de Box e Jenkins (1970), a partir de uma série temporal diferenciada de ordem (I) tem-se um modelo ARMA (1,1) representado pela Equação 7.

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + e_t \quad (7)$$

Em que, Y_t representa a série no tempo t e e_t é um erro aleatório independente e identicamente distribuído (GAIO; ALVES; PIMENTA JÚNIOR, 2009).

3.2.4. Identificação dos Padrões de *Candlestick*

Como já dito anteriormente, o presente trabalho identificou os Padrões de *Candlestick* nas séries de preços a partir de algoritmos computadorizados. Para cada padrão gráfico desenvolveu-se um algoritmo diferente seguindo os parâmetros descritos por Bulkowski (2008).

O primeiro passo para a identificação das figuras foi definir quais seriam os padrões avaliados. Na catalogação de Bulkowski (2008) ele registrou mais de 180 Padrões de *Candlesticks* diferentes, deste modo seria muito complicado analisar todos, já que para cada padrão é necessário desenvolver um algoritmo diferente. Sendo assim, optou-se por replicar a metodologia de Marshall, Rose e Young (2007) e estudar sete diferentes padrões.

Para facilitar a análise os sete padrões escolhidos por Marshall, Rose e Young (2007) são indicadores de reversão de tendência de baixa, ou seja, quando surge a figura gráfica em uma tendência de queda será esperada uma reversão desta para uma tendência de alta. Os sete padrões escolhidos recebem a seguinte denominação segundo a literatura norte-americana: *Hammer*; *Bullish Engulfing*; *Piercing Line*; *Bullish Harami*; *Three Inside Up*; *Three Outside up* e *Tweezer Bottom*. A representação gráfica desses padrões pode ser observada na Figura 3.

Os algoritmos utilizados para a identificação de cada padrão gráfico foram criados a partir de fórmulas utilizando o programa *Microsoft Excel*[®], sendo que o primeiro parâmetro utilizado foi a identificação das tendências de queda no mercado de ações a partir da Teoria de Down. Dentro das tendências de baixa identificadas, os algoritmos procuraram pelos seguintes parâmetros descritos por Bulkowski (2008):

(1) *Hammer*: Padrão composto por apenas um *candle* em uma tendência definida de baixa. O *candle* identificado deve possuir uma sombra inferior de duas a três vezes o tamanho do pequeno corpo e pouca ou nenhuma sombra superior, a cor do corpo é irrelevante;

(2) *Bullish Engulfing*: Padrão composto por dois *candles* em uma tendência definida de baixa. O *candle* do primeiro dia deve apenas ser de corpo negro. O segundo *candle* deve possuir um corpo branco, com o preço de abertura abaixo do preço de fechamento do *candle* anterior e o preço de fechamento acima do preço de abertura do primeiro dia;

(3) *Piercing Line*: Padrão composto por dois *candles* em uma tendência definida de baixa. O *candle* do primeiro dia deve apenas ser de corpo negro. O segundo *candle* deve possuir um corpo branco, com o preço de abertura abaixo do preço de fechamento do *candle* anterior e o preço de fechamento também abaixo do preço de abertura do primeiro dia;

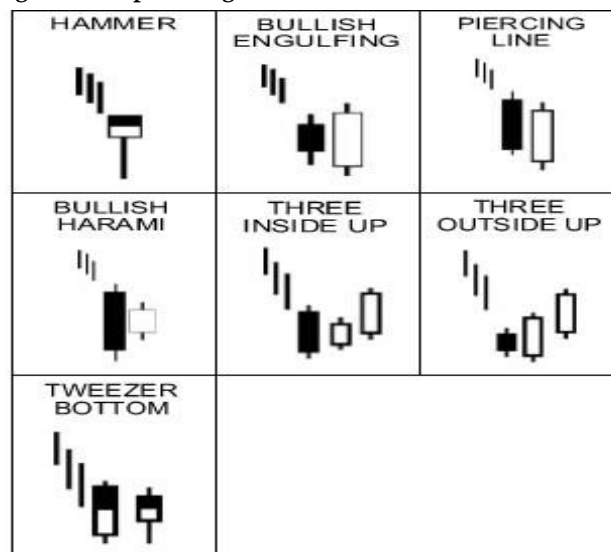
(4) *Bullish Harami*: Padrão composto por dois *candles* em uma tendência definida de baixa. O *candle* do primeiro dia deve apenas possuir um grande corpo negro. O segundo *candle* deve possuir um pequeno corpo branco, que deve estar dentro do corpo do *candle* anterior;

(5) *Three Inside Up*: Padrão composto por três *candles* em uma tendência definida de baixa. O primeiro dia deve ser caracterizado por um grande *candle* negro. O segundo *candle* deve ser pequeno e branco, estando dentro do *candle* anterior. O último *candle* deve ser um *candle* branco com o preço de fechamento acima do preço de abertura do primeiro dia;

(6) *Three Outside Up*: Padrão composto por três *candles* em uma tendência definida de baixa. O primeiro dia deve ser caracterizado por um *candle* negro. O segundo *candle* deve possuir um preço de abertura abaixo do preço de fechamento do primeiro e um preço de fechamento acima do dia anterior. O último *candle* deve ser um *candle* branco com o preço de fechamento acima do *candle* anterior;

(7) *Tweezer Bottom*: Padrão composto por dois *candles* em uma tendência definida de baixa. É caracterizado por dois *candles*, de qualquer cor, que possuem o preço mínimo do dia igual.

Figura 3 – Expressão gráfica de cada Padrão de *Candlestick*.



Fonte: Os autores.

3.2.5. Determinação da Estratégia de Investimento Condicional à Identificação dos Padrões

A partir do momento que foram identificados os padrões dentro da série de preços, é necessário definir a estratégia de investimento que foi utilizada para a análise da eficiência deste indicador. Para isso, deve-se ter em mente as características dos Padrões de *Candlestick* de reversão de tendência de baixa. Primeiramente, segundo Morris (1994), os Padrões de *Candlestick* são indicadores de curtíssimo prazo, segundo a literatura o prazo de funcionalidade deste indicador varia entre cinco e dez dias. Reproduzindo a metodologia de Marshall, Rose e Young (2007) o presente trabalho considerará o período de cinco dias.

Deste modo, como os padrões analisados indicam uma reversão de uma tendência definida de queda, é esperado que no momento em que o indicador é identificado, os cinco dias posteriores

ao padrão gerem uma rentabilidade positiva, mesmo estes estando inseridos dentro de uma tendência definida de baixa, ou seja, haverá uma reversão de curtíssimo prazo da tendência dos preços do ativo no período em questão.

Outro ponto importante a ser definido pela estratégia de negociação condicional é o exato momento em que deve ser caracterizada a compra e a venda do ativo. De acordo com a literatura, a compra do ativo deve ser feita no fechamento do dia em que surge o indicador e a venda no fechamento do quinto dia posterior ao padrão. Porém, na prática é muito complicado negociar ativos no mercado financeiro no exato momento de fechamento do mercado, sendo assim, este trabalho considerará como preço de compra o preço de abertura do dia posterior ao surgimento do indicador e do mesmo modo considerará como preço de venda o preço de abertura do sexto dia após o padrão.

3.2.6. Avaliação das Propriedades Estatísticas dos Retornos Obtidos pelas Estratégias Definidas

O objetivo da avaliação estatística dos retornos obtidos pelas estratégias condicionais é observar se as figuras gráficas identificadas são capazes de obter ganhos sistemáticos estatisticamente acima da média do mercado. Esta análise vai observar se a estratégia utilizando os Padrões de *Candlestick* permite obter ganhos sistemáticos acima da média do mercado. Para fazer esta avaliação o primeiro procedimento utilizado foi obter a rentabilidade média do mercado, essa rentabilidade foi obtida dividindo todo o período da série de preços de cada ativo em subperíodos de cinco dias, replicando a nossa estratégia condicional. Deste modo, é comparada a rentabilidade dos cinco dias posteriores ao surgimento da figura gráfica com a rentabilidade de cinco dias aleatórios de investimento.

Com esse resultado é possível realizar uma análise prévia, avaliando se os retornos obtidos pela estratégia condicional é igual, maior ou superior à rentabilidade média do mercado. Porém, devido o presente trabalho realizar um estudo amostral, é necessário testar se o resultado obtido é estatisticamente significativo em relação à população, para isso foi utilizado o teste de hipótese *t*. Deste modo, o Teste *t* objetivou avaliar se o retorno obtido no período de influência dos Padrões de *Candlestick* é estatisticamente superior à rentabilidade dos dias que não sofreram influência do indicador, ou seja, se a média dos retornos condicionais é estatisticamente maior do que a média de retorno do mercado. De acordo com Hoffmann (2006), o Teste *t*, conforme Equação 8, pode ser descrito da seguinte maneira:

H_0 : A média dos retornos condicionais é igual à média de retorno do mercado.

H_1 : A média dos retornos condicionais é diferente da média de retorno do mercado.

$$t = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right) s^2}} \quad (8)$$

Em que:

\bar{X}_1 = rentabilidade média amostral condicional;

\bar{X}_2 = rentabilidade média amostral do ativo;

n_1 = número de observações condicionais;

n_2 = número de observações não condicionais;

s^2 = estimativa da variância comum das duas populações.

O valor crítico ($t_{crítico}$) varia em função do grau de liberdade (d) e do nível de confiança ($1 - \alpha$), sendo que, conforme Equação 9:

$$d = (n_1 + n_2) - 2;$$
$$(1 - \alpha) = 0,95 \quad (9)$$

Se:

$t_{\text{calculado}} > t_{\text{crítico}} \rightarrow H_0$ é aceita

$t_{\text{calculado}} \leq t_{\text{crítico}} \rightarrow H_0$ é rejeitada

4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1. Eficiência do Mercado de Ações Brasileiro

Como resultado da análise da eficiência do mercado de ações brasileiro, através dos testes estatísticos, obteve-se a Tabela 1, contendo o resultado dos três testes aplicados, bem como o p -valor de interpretação. As empresas listadas na tabela representam as 20 ações do mercado brasileiro com maior índice de liquidez no período analisado, sendo que para o caso das empresas Vale, Petrobrás e Eletrobrás foram analisadas as ações ordinárias e preferenciais separadamente, por serem ativos distintos.

O primeiro teste realizado para a análise da HME foi o Teste de Estacionariedade de Dickey-Fuller (Tabela 1). Analisando o teste, percebe-se que todos os ativos não possuem raiz unitária, considerando que todos os p -valores encontrados têm significância ao nível de 1%. Deste modo, pode-se considerar que as séries de retorno das 20 ações são estacionárias, sendo então um forte indicativo de ineficiência do mercado na forma fraca.

Analisando as colunas do Teste de Estacionariedade de Ljung-Box para os retornos das ações, aos níveis de 1, 10 e 20 defasagens, observamos que 11 das 20 ações analisadas, ou seja, 55% se mostraram não significativas para a primeira defasagem, 7 delas, representando 35% das ações, para o nível de 10 defasagens e 9 das ações, 45% delas, se apresentaram não significativas para o valor de 20 defasagens. Esses resultados mostram que somente os retornos destas ações podem ser avaliados como estacionários e sem autocorrelação entre as defasagens, de acordo com os testes aplicados. Os resultados do teste de Ljung-Box são um indicativo de que nem todos os mercados possuem estacionariedade e correlação serial entre os seus retornos, o que mostra que mais da metade do mercado de ações brasileiro, considerando os níveis de defasagem 10 e 20, não podem ser considerados eficientes na forma fraca (GAIO; ALVES; PIMENTA JÚNIOR, 2009).

Para avaliar se as séries de retorno possuem uma autocorrelação serial e verificar a hipótese de se prever retornos futuros das ações brasileiras, foram estimados alguns modelos de séries temporais e feitos testes estatísticos para avaliar se esses modelos podem ser considerados *proxy* de previsão de retornos. Lembrando que um mercado só poderá ser considerado eficiente caso siga um passeio aleatório ou, em outras palavras, os valores passados não influenciarem nos valores futuros, impossibilitando a criação de um modelo de previsão a partir dos seus retornos defasados (GAIO; ALVES; PIMENTA JÚNIOR, 2009).

A Tabela 2 demonstra os valores da estatística F, assim como os seus p -valores representativos, para os modelos AR(1), MA(1) e ARMA(1,1), aplicados às séries de retornos das 20 ações de maior liquidez do mercado brasileiro. Observando os resultados do modelo AR (1), podemos ver que 45% das ações analisadas, a um nível de 10%, não possuem autocorrelação serial em seus retornos. Isso demonstra que para esses ativos não é possível utilizar modelos como *proxy* para prever retornos futuros a partir da série de retornos passados, o que reforça a ideia de eficiência fraca. Analisando-se os testes referentes ao modelo MA (1), observamos que também 45% dos ativos foram não significativos, demonstrando que em uma maioria de 55% das ações analisadas é possível elaborar modelos de previsão de retornos futuros.

Tabela 1 – Testes estatísticos para analisar a eficiência no mercado.

Código	Empresa	Teste de Estacionariedade		Teste Ljung-Box		
		Estatística	p-valor	1	10	20
PETR4	PETROBRAS	-15,92	0,00	0,01	0,02	0,03
VALE5	VALE	-21,15	0,00	0,69	0,03	0,04
BBDC4	BRADESCO	-21,98	0,00	0,01	0,00	0,00
ITUB4	ITAU UNIBANCO	-18,05	0,00	0,00	0,00	0,00
USIM5	USIMINAS	-15,83	0,00	0,01	0,03	0,01
GGBR4	GERDAU	-17,30	0,00	0,10	0,07	0,02
TNLP4	TELEMAR	-18,93	0,00	0,44	0,03	0,16
PETR3	PETROBRAS	-31,34	0,00	0,00	0,00	0,00
CSNA3	SID NACIONAL	-15,51	0,00	0,17	0,14	0,00
VALE3	VALE	-27,70	0,00	0,97	0,09	0,22
ITSA	ITAUSA	-22,28	0,00	0,05	0,00	0,00
BBAS3	BRASIL	-37,22	0,00	0,68	0,48	0,63
CMIG4	CEMIG	-16,46	0,00	0,71	0,05	0,05
NETC4	NET	-14,49	0,00	0,56	0,27	0,40
ELET3	ELETROBAS	-16,81	0,00	0,11	0,05	0,13
VIVO4	VIVO	-22,96	0,11	0,04	0,53	0,90
AMBV4	AMBEV	-32,47	0,00	0,40	0,14	0,21
BRAP4	BRADESPAR	-14,68	0,00	0,06	0,41	0,29
ELET6	ELETROBRAS	-19,12	0,00	0,99	0,04	0,14
LAME4	LOJAS AMERIC	-14,95	0,00	0,22	0,21	0,10

No que se refere ao modelo ARMA (1,1), a realidade é ainda menor, podemos observar que apenas 25% das ações analisadas demonstraram-se não significativas, fazendo com que apenas essas cinco ações não possuam autocorrelação nas séries de retorno, sendo que para todas as outras 15 ações os retornos passados servem como *proxy* para a previsão de retornos futuros. Todos esses resultados referentes à modelagem das séries de retorno reforçam a hipótese de que o mercado de ações brasileiro não possui as características de um mercado eficiente na forma fraca.

Tabela 2 – Resultado dos modelos de séries temporais

Código	Empresa	AR (1)		MA (1)		ARMA (1,1)	
		Estatística	p-valor	Estatística	p-valor	Estatística	p-valor
PETR4	PETROBRAS	11,13	0,00	12,73	0,00	7,27	0,00
VALE5	VALE	0,51	0,48	0,61	0,43	4,34	0,01
BBDC4	BRADESCO	6,77	0,01	7,50	0,01	6,05	0,00
ITUB4	ITAU UNIBANCO	9,66	0,00	10,83	0,00	6,06	0,00
USIM5	USIMINAS	20,71	0,00	22,01	0,00	11,48	0,00
GGBR4	GERDAU	13,91	0,00	13,86	0,00	6,98	0,00
TNLP4	TELEMAR	1,96	0,16	2,10	0,15	2,34	0,10
PETR3	PETROBRAS	11,14	0,00	13,26	0,00	9,26	0,00
CSNA3	SID NACIONAL	4,64	0,03	4,60	0,03	2,36	0,09
VALE3	VALE	0,83	0,36	1,00	0,32	2,39	0,09
ITSA	ITAUSA	4,04	0,04	4,41	0,03	4,64	0,01
BBAS3	BRASIL	0,18	0,67	0,20	0,65	4,13	0,02
CMIG4	CEMIG	0,38	0,54	0,43	0,51	0,32	0,73
NETC4	NET	0,03	0,86	0,03	0,86	1,97	0,14
ELET3	ELETROBAS	5,91	0,02	5,92	0,02	3,21	0,04
VIVO4	VIVO	3,23	0,07	3,28	0,07	1,78	0,17
AMBV4	AMBEV	0,01	0,96	0,01	0,96	5,66	0,00
BRAP4	BRADESPAR	4,99	0,03	5,63	0,02	9,32	0,00
ELET6	ELETROBRAS	0,21	0,64	0,22	0,64	1,13	0,32
LAME4	LOJAS AMERIC	0,33	0,57	0,36	0,55	1,45	0,23

Nota: A estatística de teste utilizada refere-se à estatística F.

Todos esses resultados são importantes para a análise que sucede sobre a eficiência das ferramentas de Análise Técnica, pois o que se pode observar é que para a maior parte do mercado brasileiro é possível gerar modelos de séries temporais para fazer previsões sobre o ativo em questão, pois os dados passados estão autocorrelacionados com os dados futuros. Deste modo, esses resultados indicam a possibilidade de previsão de movimentos futuros do mercado, baseando-se nos preços passados, justamente a definição de Análise Técnica apresentada na seção 2.2.1. Isto implicaria que os mercados financeiros brasileiros não seriam eficientes na forma fraca, uma vez que as séries de preços não apresentariam a *Random Walk*.

4.2. Padrões de *Candlestick*

Após a aplicação dos algoritmos de identificação dos Padrões de *Candlestick* às séries temporais das 20 ações analisadas, foi encontrado o total de 2.203 figuras, sendo distribuídas entre os sete diferentes padrões analisados de acordo com a Tabela 3, uma média de 11 figuras identificada por ação a cada ano. Este número é relativamente elevado considerando a forma rigorosa que foi imposta para a identificação dos padrões, exigindo-se que todas as características básicas de cada figura fossem confirmadas.

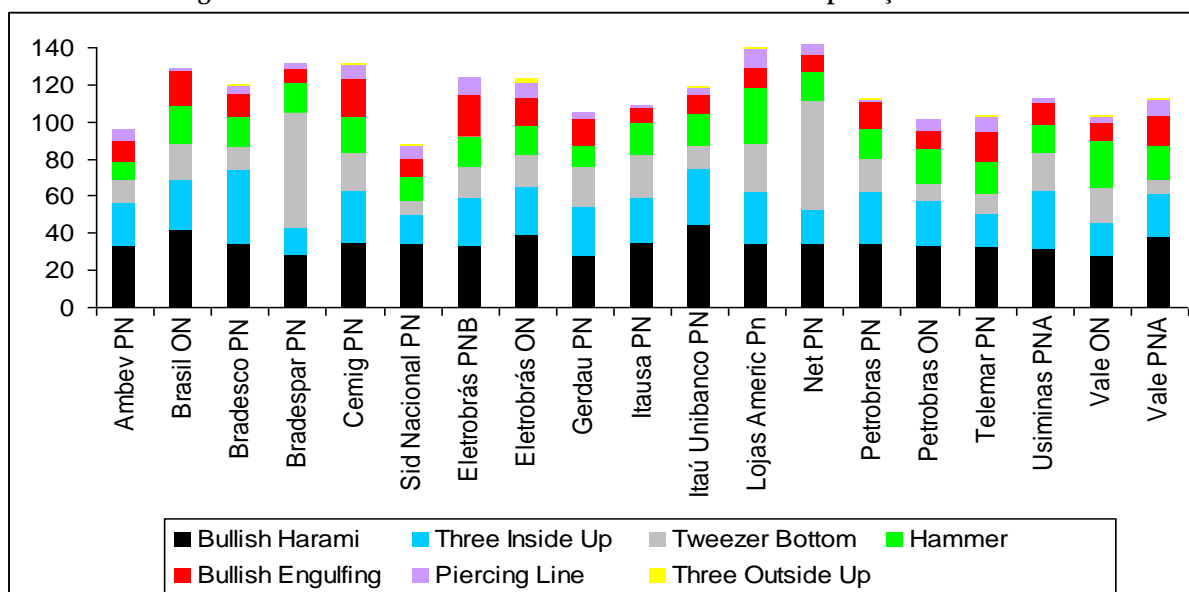
Os algoritmos mostraram-se consistente ao longo das séries temporais e entre elas, identificando figuras em todas as ações analisadas e ao longo de todos os anos das séries. Como pode ser visto na Figura 4, foram identificados praticamente todos os padrões em todas as ações sendo que apenas a figura *Three Outside Up* não estava presente em todos os ativos.

Tabela 3 – Padrões identificados.

Padrão de <i>Candlestick</i>	Quantidade
Bullish Harami	647
Three Inside Up	469
Tweezer Bottom	395
Hammer	327
Bullish Engulfing	249
Piercing Line	105
Three Outside Up	11

Dentre os padrões analisados os mais identificados foram o *Harami* e o *Three Inside Up*, juntos somando mais da metade de todas as figuras. O de menor quantidade foi o *Three Outside Up* com apenas 11 identificações. Dentre as ações, o número de padrões foi bastante homogêneo, sendo que o ativo Lojas Americanas PN foi o com maior número de figuras identificados, contendo 140, e as ações da Siderúrgica Nacional foi a com menos identificações, apenas 88.

Uma análise de algumas amostras das figuras encontradas pelos algoritmos reforça a capacidade de identificação destes, pois, na média, observou-se que os Padrões de *Candlestick* encontrados se assemelham bastante com os descritos pelos manuais de Análise Técnica.

Figura 4 – Número de Padrões de *Candlestick* identificados por ação.

4.2.1. Capacidade de Previsão dos Padrões de *Candlestick*

O objetivo principal do presente trabalho foi realizar uma análise do poder de previsão dos Padrões de *Candlestick* para o mercado de ações brasileiro, conforme apresentado na seção 3.2.3 essa avaliação foi realizada comparando estatisticamente os retornos condicionais aos sete Padrões de *Candlestick* escolhidos, com o retorno médio aleatório das séries de preço das ações para um período de investimento de cinco dias.

O resultado dessa comparação é apresentado na Tabela 4, onde está presente o retorno médio condicional, referente aos cinco dias que sucedem o surgimento do padrão, o retorno médio do mercado para a estratégia de cinco dias de investimento, a estatística do teste de hipótese t , assim como o p -valor de interpretação desta estatística.

Tabela 4 – Teste de eficiência dos Padrões de *Candlestick*.

Padrão Gráfico	Rentabilidade Média Condicional (%)	Rentabilidade Média do Mercado (%)	Teste t	p -valor
Bullish Engulfing	0,33	0,57	-0,66	0,51
Bullish Harami	0,48	0,57	-1,00	0,32
Hammer	0,62	0,57	0,16	0,87
Piercing Line	4,29	0,57	6,71	0,00
Three Inside Up	3,66	0,57	11,49	0,00
Three Outside Up	0,54	0,57	-0,02	0,99
Tweezer Bottom	0,40	0,57	-0,57	0,57

Dentre os padrões, aquele que obteve um melhor resultado foi o padrão *Piercing Line*, que proporcionou uma rentabilidade média de 4,29% para o período de cinco dias, rentabilidade essa em torno de sete vezes superior à rentabilidade média do mercado. A figura gráfica com o pior desempenho foi o *Bullish Engulfing*, que obteve uma rentabilidade pouco abaixo da média de mercado.

Os p -valores da estatística t , representados na Tabela 4, referem-se a uma hipótese nula de que a diferença entre a rentabilidade média condicional e a rentabilidade média do mercado é igual a zero, ou seja, as duas rentabilidades são estatisticamente iguais. Deste modo podemos observar que dentre os sete padrões analisados apenas dois obtiveram resultados estatisticamente superiores à rentabilidade média do mercado, sendo eles o *Piercing Line* e o *Three Inside Up*.

Os resultados da Tabela 4 demonstram que 5 dos 7 indicadores analisados não alcançaram rendimentos sistemáticos acima da média do mercado, os resultados demonstram que esses padrões obtiveram um rendimento estatisticamente idêntico ao rendimento obtido por uma estratégia de investimento aleatória. Por outro lado, os outros 2 padrões analisados se mostraram bastante eficientes, pois apresentaram ganhos positivos em uma tendência definida de baixa, o que demonstra o poder de previsão destes indicadores quanto a uma reversão de tendência de curtíssimo prazo.

Observando os resultados dos testes de eficiência calculados na seção 4.1, juntamente com os resultados referentes aos Padrões de *Candlestick*, podemos perceber que existe a possibilidade da criação de ferramentas de previsão que se baseiam em preços passados, porém, para o mercado brasileiro entre janeiro de 2000 e dezembro de 2009, a maior parte dos Padrões de *Candlestick* analisados não foi uma ferramenta eficiente, não obtendo ganhos sistemáticos acima da média do mercado.

É importante observar que cada um dos padrões analisados é um indicador diferente, possuindo características e significados distintos, sendo agrupados em um conjunto comum denominado de Padrões de *Candlestick* simplesmente pela forma que são identificados nos gráficos. Deste modo, apesar de 5 dos 7 padrões não terem demonstrado eficiência, deve-se salientar o forte poder de previsão apresentado pelo *Piercing Line* e *Three Inside Up*, que a partir da estratégia de investimento obteve ganhos sistemáticos acima da média do mercado.

De modo que, utilizando a Análise Técnica, estes dois padrões demonstraram a possibilidade de obtenção de retorno acima da média do mercado, confrontando a veracidade da HME. Assim, esses eventos estariam comprovando que os preços destes ativos, cujos retornos batem o mercado, não seguem um *Random Walk*, mas se comportam de acordo com padrões que podem ser identificados e previstos.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho objetivou testar a eficiência dos Padrões de *Candlestick* como ferramenta de previsão de reversão de tendências para o mercado de capitais brasileiro. Para tal, foi utilizada uma amostra de 20 ações, durante um período de 10 anos, composta pelos ativos de maior liquidez no mercado durante o período analisado.

Os resultados obtidos nos testes de estacionariedade e autocorrelação dos resíduos evidenciaram que nem todos os ativos analisados possuem uma estacionariedade e correlação serial entre seus retornos. Um total de 65% das ações analisadas mostrou comportamento de um mercado ineficiente, considerando o teste de Ljung-Box ao nível de 10 defasagens.

Os resultados apresentados pela estimação dos modelos de séries temporais (AR (1), MA (1) e ARMA (1, 1)) demonstram que a maior parte do mercado de ações brasileiro, para todos os casos, não apresenta características de um mercado eficiente. A estatística F vinculada ao modelo ARMA (1, 1) demonstra que para 75% das ações analisadas é possível gerar modelos de previsão de movimentos futuros de preço baseando-se em eventos passados das séries de retorno. Este resultado reforçou a ideia de que o mercado de ações brasileiro não evidencia características de um mercado eficiente na forma fraca.

A conclusão de que o mercado acionário brasileiro, aqui representado pelas 20 ações mais líquidas da BM&FBovespa não é eficiente na forma fraca, conforme estabelece a Hipótese dos Mercados Eficientes proposta por Fama (1970), e sob a perspectiva dos testes realizados, vai de encontro com outros estudos já realizados, principalmente o trabalho de Gaio, Alves e Pimenta Júnior (2009), que a partir dos mesmos testes também evidenciou a não eficiência de grande parte do mercado de capital brasileiro entre os anos de 2000 e 2007. Como já apresentado anteriormente, a análise da HME realizada por este trabalho é vista como uma continuidade da análise feita por Gaio, Alves e Pimenta

Júnior (2009), pois foram utilizados os mesmos testes estatísticos, para um conjunto de ações muito similar, sendo acrescentado os anos de 2008 e 2009, referentes ao período analisado por este trabalho.

Comparando os resultados obtidos por Gaio, Alves e Pimenta Júnior (2009) podemos verificar que são bastante semelhantes aos encontrados no presente trabalho onde, para praticamente todas as ações analisadas, o resultado foi o mesmo, evidenciando, assim, que entre dezembro de 2007 e dezembro de 2009 o mercado brasileiro apresenta características de ineficiente. Este resultado pode servir de referência para possíveis investidores, demonstrando que o comportamento dos preços das ações não reflete todas as informações disponíveis para o público, o que, em outras palavras, confirma a hipótese de que existem pequenos grupos de investidores que possuem informações privilegiadas para atuar no mercado, gerando ganhos anormais.

Deste modo, partindo-se do pressuposto de que é possível obter retornos sistemáticos acima da média do mercado, utilizando modelos de previsão que se baseiam na série de retornos passados para prever movimentos futuros, é necessário que sejam elaborados cada vez mais trabalhos científicos que testem as ferramentas técnicas para verificar se são modelos adequados de previsão. De acordo com os resultados apresentados na Tabela 4, percebe-se que apenas os Padrões *Piercing Line* e *Three Inse Up* podem ser consideradas ferramentas técnicas adequadas para obter ganhos superiores à média do mercado, sendo todos os outros cinco indicadores testados ineficientes para explorar a ineficiência do mercado acionário brasileiro. Entretanto, os demais padrões analisados não obtiveram êxito em apresentar resultados acima da média do mercado, relativizando assim o alcance dos resultados encontrados, uma vez que o comportamento destes confirmam a HME.

Este trabalho possui algumas limitações metodológicas que devem ser aperfeiçoadas em trabalhos futuros. A primeira delas é utilizar testes referentes à HME relativos apenas à eficiência em sua forma fraca, sendo que trabalhos futuros poderiam verificar as duas outras formas de eficiência dos mercados financeiros propostas por Fama (1970). Outra limitação deste trabalho é realizar toda a metodologia considerando o mercado de ações brasileiro como apenas os 20 ativos de maior liquidez do mercado. Apesar destas ações corresponderem a cerca de 50% do volume de negociações da BM&FBovespa, este número é pequeno, considerando a quantidade de ações que são negociadas nesta bolsa de valores. A última limitação do trabalho é testar a eficiência para apenas sete diferentes Padrões de *Candlestick*. Desses 7 padrões analisados, 2 se mostraram eficientes para previsão de movimentos futuros do mercado, o que mostra que dentre os 103 Padrões de *Candlestick* catalogados por Bulkowski (2008) pode haver vários outros indicadores eficientes de Análise Técnica.

Porém os resultados se mostraram consistentes em todas as etapas do trabalho, desde os testes de eficiência que obtiveram resultados próximos aos encontrados por Gaio, Alves e Pimenta Júnior (2009), até os algoritmos criados para identificação dos Padrões de *Candlestick*, que obtiveram grande precisão respeitando todas as características básicas de cada padrão, descritas na literatura. A análise cuidadosa das etapas que sucederam os testes estatísticos sobre a eficiência dos Padrões de *Candlestick* permitiu levar à conclusão de que os resultados obtidos sobre cada figura gráfica possuem certa significância. Assim, este trabalho contribuiu para a ainda incipiente literatura brasileira sobre a eficiência da utilização da Análise Técnica, como também tentou divulgar uma metodologia de análise de padrões gráficos ainda pouco utilizada nos estudos de finanças. Espera-se que com este, e outros trabalhos que sejam realizados, diminua a distância de pensamento entre alguns participantes do mercado e um grande número de acadêmicos sobre a efetividade das ferramentas de Análise Técnica.

REFERÊNCIAS

BACHALIER, L. Trans. James Boness. *Theory of Speculation*. In Coetner, p. 17-78, 1964.

- BASU, S. The Investment Performance of Common Stocks in Relation to Their Price to Earnings Ratio: a test of the efficient markets hypothesis. *Journal of Finance*, v. 32, p. 663-682, 1977.
- BOAINAIM, P. G. *Ombro Cabeça Ombro: Testando a Lucratividade do Padrão Gráfico de Análise Técnica no Mercado de Ações Brasileiro*. São Paulo: IBMEC, 2008.
- BOX, P. E. G.; JENKINS, G. M. *Time Series Analysis*. 4^a ed., Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 1970.
- BULKOWSKI, N. T. *Encyclopedia of Candlestick Charts*. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2008.
- COSTA, Jr.; NEWTON, C. A. *Hipótese de mercados eficientes: utilização de Padrões Candlesticks e simulação bootstrap*. 2002. 127 f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Programa de Pós Graduação em Economia, Universidade Federal de Santa Catarina, 2002
- COWLES, A. 3rd.; JONES, H. Some A Posteriori Probabilities in Stock Market Action. *Econometrica*, v. 5, p. 280-294, 1937.
- COWLES, A. 3rd. Can Stock Market Forecasters Forecast. *Econometrica*, v. 1, p. 309-324, 1933.
- COWLES, A. 3rd. Can Stock Market Forecasting. *Econometrica*, v.12, p. 206-214, 1944.
- DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, v. 74, n. 336, p. 427-431, 1979.
- EDWARDS, R. D., MAGEE, J. *Handbook of Finance*. Elsevier, Amsterdam, 1948.
- FAMA, E. F. Random Walks in Stock – Market Prices. *Financial Analysts Journal*, v. 21, n. 5, p. 55-59, 1965a.
- FAMA, E. F. The Behavior of Stock Market Prices. *Journal of Business*, v. 38, p. 34-105, 1965b.
- FAMA, E. F. Efficient capital market: a review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, v. 25, n. 2, p. 383-417, 1970.
- FAMA, E. F. Market Efficiency, Long-Term Returns and Behavioural Finance. *CRSP Working Paper 448*, University of Chicago, 1997.
- GAIO, E. L.; ALVES, K. L. F; PIMENTA JÚNIOR, T. O Mercado Acionário Brasileiro do Novo Milênio: um teste de eficiência. *Brazilian Business Review*, v. 6, n. 3, p. 231-246, 2009.
- GOLDBERG, M.; SCHULMEISTER, S. Technical Analysis and Stock Market Efficiency. *Economic Research Report*, v. 88, n. 21, 1988.
- GUJARATI, D. N. *Econometria Básica*. 4^a ed. São Paulo: Elsevier, 2006.
- HOFFMAN, R. *Estatística para Economistas*. 4^a ed. São Paulo: Thomson, 2006.

- JENSEN, M. C.; SMITH JR., C. W. The theory of corporate finance: a historical overview. *The Modern Theory of Corporate Finance*, p. 2-20, 1984.
- KENDAL, M. The Analysis of Economic Time Series. *Journal of the Royal Society, Series A*, v. 96, p. 11-25, 1953.
- MARSHALL, B. R.; ROSE, C. L.; YOUNG, R. M. Market Timing With Candlestick Technical Analysis. *The Journal of Finance Transformation*, v. 20, p. 1-15, 2007.
- MORETTIN, P.A.; TOLOI, C. M. C. *Análise de Séries Temporais*. São Paulo: Edgard Blücher, 2004.
- MORRIS, L.M. *Candlestick Charting Explained*. Washington DC: McGraw – Hill companies Inc., 1994.
- NISSON, S. *Japanese Candlestick Charting Techniques: a Contemporary Guide to the Ancient Investment Techniques of the far East*. New York: New York Institute of Finance, 1991.
- OSLER, C. P.; CHANG, P. H. K. *Head and Shoulders: Not Just a Flaky Pattern*. Federal Reserve Bank of New York report 4, 1995.
- RHEA, R. *The Downs Theory*. New York: Barron's, 1932.
- WORKING, H. A Random Difference Series for Use in the Analysis of Time Series. *Journal of the American Statistical Association*, v. 29, p. 11-24, 1934.
- YULE, U. G. Why do we Sometimes get Nonsense-Correlations between Time-Series? A Study in Sampling and the Nature of Time-Series. *Journal of the Royal Statistical Society*, v. 89, n. 1, p. 1-63, 1926.