

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO**  
**INSTITUTO DE ECONOMIA**  
**MONOGRAFIA DE BACHALERADO**

**VIABILIDADE DE REGRAS DE INVESTIMENTO EM**  
**AÇÕES USANDO MODELOS UNIVARIADOS: O CASO**  
**BRASILEIRO**  
**PERÍODO 07/2003 – 12/2008**

Ronaldo Carvalho Alves Filho  
DRE 103119435

Orientador: Prof. Eduardo Pontual Ribeiro

Março 2009

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO**  
**INSTITUTO DE ECONOMIA**  
**MONOGRAFIA DE BACHALERADO**

**VIABILIDADE DE REGRAS DE INVESTIMENTO EM**  
**AÇÕES USANDO MODELOS UNIVARIADOS: O CASO**  
**BRASILEIRO**  
**PERÍODO 07/2003 – 12/2008**

Ronaldo Carvalho Alves Filho  
DRE 103119435

Orientador: Prof. Eduardo Pontual Ribeiro

Março 2009

*As opiniões expressas neste trabalho são de exclusiva responsabilidade do(a) autor(a)*

## ÍNDICE

### INTRODUÇÃO

### CAPÍTULO I – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

<b>1.1) As Hipóteses do Mercado Eficiente .....</b>	<b>8</b>
1.1.1) Introdução .....	8
1.1.2) Versões da Hipótese do Mercado Eficiente .....	9
1.1.3) Implicações da HME para a Política de Investimentos .....	10
1.1.4) Teste sobre Eficiência .....	11
1.1.5) Conclusão .....	12
<b>1.2) Trabalhos empíricos no contexto brasileiro .....</b>	<b>13</b>

### CAPÍTULO II – MÉTODOS EMPÍRICOS

<b>2.1) Modelo e Estimação .....</b>	<b>17</b>
<b>2.2) Método de Pesquisa .....</b>	<b>18</b>
2.2.1) Base de Dados .....	18
2.2.2) Estratégias de Negociação .....	18
2.2.3) Cálculo dos Retornos .....	20

### CAPÍTULO III – RESULTADOS EMPÍRICOS

<b>3.1) Resultados do Modelo .....</b>	<b>22</b>
<b>3.2) Comentários dos Retornos .....</b>	<b>23</b>
<b>3.3) Idéias de Pesquisa .....</b>	<b>26</b>

<b>CONCLUSÃO .....</b>	<b>28</b>
------------------------	-----------

<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>30</b>
---	-----------

### ANEXOS

Anexo I – ACF e PACF para o Ibovespa; estimativa ARIMA para o Ibovespa .....	31
Anexo II – ACF e PACF para PETR4; estimativa ARIMA para PETR4 .....	32
Anexo III – ACF e PACF para VALE5; estimativa ARIMA para VALE5 .....	33
Anexo IV – ACF e PACF para BBDC4; estimativa ARIMA para BBDC4 .....	35
Anexo V – ACF e PACF para CSNA3; estimativa ARIMA para CSNA3 .....	36

Anexo VI – ACF e PACF para TNLP4; estimativa ARIMA para TNLP4 .....37

## RESUMO

Uma das maneiras de estudar o comportamento dos retornos no mercado financeiro passa pela utilização da modelagem matemática: mais especificamente, o uso de modelos de séries temporais. O objetivo do presente trabalho é avaliar a performance da estratégia de investimentos de *timing* (entradas e saídas), baseando-se na modelagem ARIMA da série de retornos financeiros, e compará-la à estratégia passiva *buy&hold*. A base de dados reflete, para o índice Ibovespa e mais 5 ações, o período de amostra de Jul/2003 a Jun/2007, e o período de previsão de Jul/2007 a Dez/2008. A conclusão principal reside nas claras evidências de que seja possível obter retornos significativamente maiores ao utilizar-se a estratégia ativa de *timing*, embora o modelo assuma certas hipóteses não totalmente verificáveis na realidade das operações do mercado.

## INTRODUÇÃO

Aqueles que poupam não esperam que a gestão de uma carteira de ativos formada por seus recursos seja regida pela sorte. Não somente em teoria, mas também na prática, a alocação deve ser comandada pela expectativa futura de rendimentos e pela consideração do risco a que os gestores estariam expostos, independentemente da técnica utilizada.

No presente século e, em particular, na segunda metade da atual década, criaram-se condições interessantes para o estudo de investimentos e de técnicas subjacentes: a crise financeira deflagrada nos EUA, mais especificamente no mercado imobiliário e nos ativos securitizados relacionados ao mesmo, é entendida por muitos como a pior desde a Grande Depressão de 1939. O círculo vicioso em que a desconfiança dos investidores gerada pela inadimplência esperada dos mutuários de hipotecas ocasiona corte nos investimentos, redução no consumo, desemprego e mais inadimplência, reduz à pó economias daqueles que poupam por anos e desperta o interesse por estudos não tão explorados em períodos de bonança: é possível obter retornos extraordinários no mercado de ações? Na verdade, embora a análise em períodos de crise torne-se mais desafiadora, a pergunta anterior não deve ser encarada apenas em tal contexto, mas, de maneira mais geral, também em uma conjuntura não afetada por crises, uma vez que períodos de depressão são mais pontuais na história da economia.

É sabido que existe relação entre a forma de atuação dos gestores financeiros e a teoria de eficiência de mercado (definida mais adiante), já que a ocorrência de retornos em excesso vai contra a teoria da eficiência: se a última é verdadeira, não seria possível obter lucros positivos com base no uso de informações passadas e públicas, como as séries de preços históricos de ativos, por exemplo. Nesse contexto, o atual estágio de desenvolvimento das ferramentas estatísticas favorece uma análise da viabilidade de uma estratégia ativa de investimento em ações, representada por “entradas” (compras) e “saídas” (vendas) diárias do mercado de acordo com a previsão do modelo econométrico utilizado (aquele que “melhor” se adapta aos dados, sendo a definição de “melhor” explicada mais adiante). Assim, quando o modelo previr lucro real positivo (acima do custo de oportunidade e considerado o custo da transação), a compra do mesmo será implementada, ocorrendo a venda caso a previsão seja oposta.

De maneira mais geral, o presente texto estará preocupado em descrever o funcionamento do mercado e do investimento em ações. A partir daí, buscará escolher um modelo que melhor se adapte aos dados e o utilizará para prever movimentos futuros dos retornos e determinar a viabilidade da estratégia ativa de investimento. A simples idéia por trás é a da tentativa de implementação de uma estratégia vencedora em um modelo de previsão baseado apenas em informações “velhas” (série histórica de preços), ao contrário de uma situação real de mercado em que “estratégias” são praticadas no mesmo momento em que informações em tempo real são analisadas.

A hipótese é a de que a eficiência de mercado pode ser questionada ao ser implantada uma estratégia de investimento à partir de uma modelagem econométrica que, considerando custos de transação, consiga obter retornos consistentes maiores do que aqueles obtidos por uma estratégia passiva de *buy&hold*.

A metodologia se concentrará na revisão de literatura financeira, estatística e econométrica disponíveis que abordem o tema tratado, seguida de estimação do modelo de séries temporais empregado para realizar as previsões, da análise estatística dos coeficientes do mesmo e das conclusões pertinentes à questão abordada.

A presente monografia será composta de 3 capítulos (além da Introdução e Conclusão). O Capítulo 1 será de fundamentação teórica, o Capítulo 2 será de exposição dos métodos empíricos empregados e o terceiro capítulo apresentará os resultados do modelo e os comentários necessários acerca do mesmo.



## **CAPÍTULO I – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

Este capítulo tem como objetivo central apresentar conceitos e uma revisão bibliográfica de trabalhos realizados na área de estratégias de investimentos e hipóteses de mercado, que estão na base de fundamentação teórica da viabilidade de regras de investimentos em ações. Nesse sentido, o capítulo encontra-se estruturado em 2 partes: na primeira, são mostradas as condições em que o mercado acionário pode ser considerado eficiente e quais as implicações para o estudo das técnicas de investimento. Na segunda, é mostrada uma revisão de trabalhos brasileiros que exprimem a tentativa de seus respectivos autores de reconhecer padrões comportamentais e de movimento nos preços das ações, a partir dos quais são feitas recomendações de compra ou venda dos ativos em questão.

### **1.1) Hipóteses do Mercado Eficiente e Estratégias de Investimento**

#### **1.1.1) Introdução**

Uma das primeiras aplicações da computação em economia, nos anos 50, foi a análise de séries de tempo econômicas indicativas do nível de atividade. E, na intenção de estudar os períodos de ciclo econômico (crescimento seguido de recessão), um candidato potencial para refletir tais condições foi o comportamento dos preços do mercado acionário.

Estudos iniciais de Maurice Kendall em 1953 – “*The Analytics of Economic Time Series, Part I: Prices*” - não encontraram padrão previsível no movimento de tais preços, o que parecia insinuar que o mercado se comportava de forma errática, não seguindo regra lógica identificável. Tal idéia, que mais tarde teria dado origem à noção de Caminho Aleatório (*Random Walk Hypothesis*), sugeria que preços no mercado acionário tinham a mesma probabilidade de valorizar-se ou desvalorizar-se.

Após análises mais profundas sobre o caso, tornou-se aparente que movimentos aleatórios nesse mercado indicavam uma eficiência considerável e representavam a mais pura competição entre os *players* em busca de todas as informações disponíveis. Não se pode deixar de identificar

que, no contexto em questão, a plena eficiência de mercado é entendida como a impossibilidade de se prever preços, uma vez que seria assumido que os mesmos já refletiriam todas as informações disponíveis àqueles responsáveis pela formação das cotações no mercado. Nessa primeira parte do capítulo, o raciocínio por trás de tal idéia será explorado para que seja encontrada uma conclusão para a seguinte pergunta: *O mercado de preços acionários pode ser considerado eficiente?*

### **1.1.2) Versões da Hipótese do Mercado Eficiente**

O estudo da questão parte do fato de que, supondo que a análise de Kendall sobre o assunto concluísse que preços nesse mercado poderiam ser previstos, então tal situação de ganhos sem fim não poderia ser mantida por muito tempo. Isso porque, uma vez que haja expectativas de aumento futuro do preço de uma ação, todos correriam para comprá-la; já que todos os detentores da mesma se recusariam a vendê-la, o resultado seria o aumento imediato do preço. A simples expectativa futura levaria a um desempenho atual na direção anteriormente prevista.

A partir dessa conclusão aparentemente óbvia, a teoria da eficiência de mercado assume que toda informação disponível e necessária para a precificação do ativo já estaria incorporada ao preço do mesmo. Qualquer nova informação relevante que surgisse levaria ao aumento da demanda pelo título e ao conseqüente ajuste quase imediato de preços. A idéia básica é a de que o preço do ativo será sempre justo, no sentido de que taxas “normais” de retorno seriam as esperadas, e só o deixaria de ser quando informações imprevisíveis fossem descobertas e levassem a movimentos aleatórios no seu comportamento (noção de Caminho Aleatório baseado na imprevisibilidade das notícias descobertas e, conseqüentemente, dos preços dos títulos). Vale notar o papel fundamental atribuído à competição entre os investidores para descobrirem novas informações que permitam, momentaneamente, maiores retornos.

É necessário alertar que a noção de eficiência de mercado, em termos mais completos do ponto de vista teórico, é conhecida como uma hipótese conjunta (“*Joint Hypothesis*”), por estar relacionada ao conceito mais amplo de equilíbrio de mercado, o que envolveria, para sua análise mais correta, o detalhamento das preferências dos agentes e as respectivas aversões a risco, por exemplo. Refutar simplesmente a eficiência como acima exposta não seria tarefa simples, pois envolveria um teste mais acurado sobre que aspecto da hipótese (ineficiência do mercado ou aversão ao risco dos agentes, por exemplo) teria gerado tais dados. Por tratar-se de um estudo

meramente quantitativo que não levará em conta a estrutura do modelo de equilíbrio de mercado utilizado, o presente texto não se propõe a estender a análise sobre a definição mais ampla de eficiência, mas concentrar-se na possibilidade de obtenção de retornos em excesso a partir de informações disponíveis não utilizadas ou informações ainda não descobertas.

A partir da idéia de que o preço das ações já reflete *todas as informações disponíveis*, Eugene Fama, em um artigo de 1970 do *Journal of Finance* intitulado “*Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work*” concluiu ser impossível que alguma ação isolada obtenha retorno maior do que o mercado a não ser por sorte, e propôs as 3 Hipóteses do Mercado Eficiente (HME).

- A forma fraca da HME afirma que os preços das ações já refletem todas as informações contidas no histórico de cotações, não havendo padrão que possa ser explorado em estratégias de investimento baseadas nos preços passados (refuta a Análise Técnica, mostrada adiante).
- A forma semiforte do HME diz que os preços das ações já refletem todas as informações publicamente disponíveis, o que incluiria dados sobre a administração da empresa, informações contábeis, entre outras (refuta a Análise Fundamentalista, mostrada adiante).
- A forma forte da HME assume que os preços das ações já refletem todas as informações relevantes à empresa, incluindo aquelas disponíveis apenas às pessoas de dentro da mesma (*inside information*). Em tal contexto, deve haver um mercado onde investidores não obtêm retornos em excesso durante um longo período de tempo, e caso haja algum gestor que fuja à regra, a teoria explica tal “estrela” como gerada por uma distribuição normal (uma vez que nada impede que sejam obtidas amostras distantes da média da população de retornos, embora com baixa probabilidade).

### **1.1.3) Implicações da HME para a política de investimentos**

Tendo em vista as idéias anteriormente expressas, torna-se interessante a análise de técnicas já utilizadas para estimação de preços de ativos, tendo como base, ainda, a referência de “*Fundamentos de Investimentos*”.

A Análise Técnica, que busca encontrar padrões de recorrência e previsibilidade no preço de ações, assume que as respostas de tais preços aos fatores fundamentais de oferta e demanda são lentas. Assim, haveria possibilidade de exploração e obtenção de ganhos durante o período de ajustamento. A idéia é, claramente, oposta ao conceito de mercado eficiente, já que assume que ganhos podem ser sucessivamente obtidos sem a necessidade de disponibilidade de novas informações.

A Análise Fundamentalista, que analisa aspectos fundamentais da economia e das condições da empresa para fazer estimativas de preços de ativos e obter retornos acima do mercado, também apresenta conflito com as idéias do mercado eficiente. Isso porque tal análise baseia seus estudos em informações publicamente disponíveis sobre o setor e lucros e, frente à competição por descobertas de tais dados, seria difícil imaginar que certas informações estariam disponíveis apenas para um determinado grupo de analistas (que seriam recompensados com a performance considerável dos seus ativos).

Nesse contexto, tem início o debate sobre a verdadeira eficácia de uma gestão ativa de carteiras, já que os custos de informação podem não compensar os ganhos momentâneos que advém da coleta de informações relevantes. As Hipóteses do Mercado Eficiente recomendam, desse jeito, uma gestão passiva (“*buy&hold*”) ou em fundos de índices. Na verdade, 3 questões levantam-se nesse momento para sugerir que o debate acima está longe de ser resolvido: a questão da magnitude (um ganho pequeno numa carteira seria dificilmente detectado em função da alta volatilidade do mercado), a questão do viés na seleção (que argumenta que apenas as estratégias de investimento falhas são reveladas ao mundo, enquanto aquelas que funcionam continuam recompensando os que as guardam) e a questão da sorte do investidor que obteve ganhos expressivos: todos esses exemplos revelam situações que tornam difícil decidir pela validade ou não das HEM e de uma gestão ativa ou passiva de carteiras.

#### **1.1.4) Teste sobre eficiência**

Torna-se necessário falar sobre os testes mais importantes sobre as HEM.

Conforme Zvi Bodie sugere, testes empíricos sobre a previsibilidade do mercado acionário mostram que há correlação serial (correlação entre retornos passados e retornos atuais) pequena sobre horizontes de tempo curtos, ou seja, em tais períodos, impulsos positivos (valorização do ativo) são seguidos por impulsos do mesmo tipo. Essa análise de tendência tem sua versão mais sofisticada na Regra do Filtro, sugerida por Alexander (1964) e Fama e Blume (1966), onde a compra (ou venda) de ações é sugerida baseada no movimento passado dos preços.

Jegadeesh e Titman (1993) concluem que há realmente uma propriedade de impulso que faz com que desempenhos continuem em períodos intermediários, especialmente quando a análise é feita para carteiras de ativos.

Estudos feitos por Eugene F. Fama e Kenneth R. French (1988) encontraram uma correlação serial negativa sobre horizontes de tempo longos, o que os faz acreditar que aumentos nos preços das ações são seguidos por correções nos mesmos: há flutuação em torno de valores ditos “justos”.

Por fim, vale citar certas “anomalias” (evidências que parecem ser inconsistentes com as HEM) observadas ao longo dos anos e que têm suas idéias, assim como conclusões, discutidas por Zvi Bodie em seu *“Fundamentos de Investimentos”*. O “Efeito P/L” (Preço/Lucro), descoberto por Basu (1977, 1983), revela que ações que possuem baixo quociente P/L apresentam retornos médios mais altos que aquelas com quociente alto (uma explicação possível a favor das HEM, segundo a referência do início do parágrafo, seria a de que tal quociente não considera o risco a que a ação está sujeita e seria, portanto, erradamente associado a retornos anormais). O “Efeito da Pequena Empresa em Janeiro”, documentado por Banz (1981), indica que empresas de menor valor de mercado proporcionam maiores retornos (principalmente em janeiro), o que, entretanto, segundo o mesmo estudo, não derrubaria as HEM pois tais empresas não fariam parte das carteiras de investidores institucionais que impulsionam preços para os níveis apropriados. E, não menos importantes, poderiam ser citados ainda o “Efeito da Empresa Negligenciada” (tendência de investimento em ações de empresas menos conhecidas gerarem retornos anormais), e o “Efeito da Reversão” (tendência de ações com desempenhos ruins e com desempenhos bons em um período passarem por uma reversão no período seguinte).

### **1.1.5) Conclusão**

De maneira afirmativa, Zvi Bodie, Alex Kane e Alan Marcus concluem que existem anomalias suficientes nas evidências empíricas para corroborar a busca por títulos subvalorizados, mas qualquer estratégia de investimento deve ser considerada com restrições. Isso porque o mercado é suficientemente eficiente para fazer com que apenas informações superiores ou diferenciadas resultem em ganhos. (Entende-se por “informações superiores ou diferenciadas” um leque bastante grande de dados, como o histórico de preços passados, o volume de negociação, o índice P/L, a qualidade de administração da empresa, as patentes possuídas, a composição do balanço, e até mesmo informações internas à companhia). Tais ganhos seriam transitórios, uma vez que um desempenho superior à estratégia passiva está longe de ser rotina e a existência de “fenômenos” na gestão de recursos apresenta-se como uma mera questão de probabilidade.

## 1.2) Trabalhos empíricos no contexto brasileiro

A redução de incertezas (conhecida, em termos mais técnicos, como gerenciamento de risco) concentra, atualmente, grande preocupação daqueles interessados na descoberta de momentos oportunos para comprar e/ou vender ações. Número significativo de trabalhos nacionais na área de finanças tem, recentemente, expressado tal interesse, utilizando-se de modelos e variáveis diferentes, mas sempre recorrendo à regressões e subseqüentes análises de significância estatística.

Bonomo e Ivana Dall’Agnol (2003) estudam, em artigo conjunto, padrões de reversão no retorno de ações no longo prazo, a partir de um comportamento irracional de investidores denominado “overreaction”, e encaram este último como erro na formação de expectativas. Tal comportamento caracteriza-se pela evidência de erros sistemáticos de avaliação no mercado acionário causados pelo excessivo pessimismo / otimismo dos agentes envolvidos, o que incentivaria a adoção de uma estratégia contrária baseada na assunção de posições compradas em portfólios perdedores e de posições vendidas em ganhadores. A técnica utilizada para a obtenção de tal resultado pressupõe que seja rodada uma regressão sobre uma adaptação do modelo de determinação de retornos esperados relacionados ao risco (o CAPM - *Capital Asset Pricing Model*): o modelo de índice lança mão de retornos realizados para avaliar excessos de retornos de ativos (sobre ativos livres de risco) como função de excessos de retornos de índices de mercado. O problema, nesse caso, resume-se, então, a determinar os coeficientes para a seguinte regressão:

$$\mathbf{R} - \mathbf{r} = \alpha + \beta(\mu - \mathbf{r}) + \varepsilon, \text{ onde}$$

$R$  = Retorno da carteira de ativos em questão;  $r$  = retorno do ativo livre de risco;  $\alpha$  = medida do retorno anormal da carteira em relação ao retorno esperado pelo CAPM;  $\beta$  = sensibilidade da carteira aos retornos em excesso do mercado, representado por um índice;  $\mu$  = retorno do índice de mercado adotado;  $\varepsilon$  = desvio da previsão. A conclusão do estudo é apresentada (para uma amostra de ações negociadas na Bovespa e na SOMA durante o período de janeiro de 1986 a julho de 2000) como favorável à estratégia acima exposta, embora os autores reconheçam a deficiência da metodologia utilizada em não assumir custos de transação no modelo, o que certamente reduziria a magnitude dos ganhos verificados, se não os levando a zero.

Prosseguindo no assunto, Robert Aldo, Aureliano Angel e Hudson Fernandes discutem a idéia de que técnicas de modelagem não-linear, utilizando valores defasados do próprio ativo (ou de variáveis relacionadas ao mesmo), são justificadas do ponto de vista de ajuste aos dados e capacidade de previsão, em relação aos modelos lineares utilizados comumente. Partindo da idéia de que há uma relação negativa entre volume negociado e retornos futuros, comparam modelos de séries temporais auto-regressivos (AR-GARCH), sob a ótica de geração de retornos estatisticamente significativos (usando dados diários do IBOVESPA para o período compreendido entre 1996 e 2006) com aqueles conhecidos como LSTAR (logísticos auto-regressivos de transição suave), que podem incluir o volume (LSTARv) ou o retorno (LSTARr) como variável de transição, e com o modelo mais simples de passeio aleatório. Baseados nos resultados obtidos, afirmam que modelos não lineares podem, na média, servir como indício contrário à hipótese de mercado eficiente (anteriormente exposta) e à idéia de que informações passadas não possibilitam previsibilidade de retornos, já que conseguiram obter retornos significativos com uma estratégia de investimento ativa. Não se pode deixar de falar, entretanto, dos limites impostos pelos custos de transação na implementação de tal estratégia: um custo de 0,5% do volume negociado já não permite ao modelo gerar resultados positivos. Nesse ambiente de custos de transação relativamente elevados, comprar e manter o ativo em carteira mostrou-se a melhor estratégia (já que o mercado apresentou tendência positiva no período).

Ainda no tema da análise de estratégias de investimento, Pedro Gabriel Boainain (2007) coloca em xeque a eficiência do mercado ao almejar ganhos a partir da identificação do padrão gráfico da Análise Técnica Ombro-Cabeça-Ombro (série diária de 47 ações para o período de janeiro de 1994 a agosto de 2006). Num exercício de teste, compara tal recurso com 2 modelos com preços artificialmente gerados (*Random Walk* e E-GARCH). Conclui que a estratégia condicionada à identificação do padrão gráfico consegue capturar sinais confiáveis de movimentação futura dos preços dos ativos, sinais esses não nitidamente identificados pelos

modelos de geração aleatória de preços (o que parece indicar que o processo gerador dos retornos dos preços de ações é mais complicado do que aquele que esses modelos propõem). Na verdade, conforme proposto no estudo em questão, um modelo de geração de preços mais completo que captasse a volatilidade do mercado, como um ARIMA com E-GARCH, tornaria a análise bem mais realista e interessante do ponto de vista prático. Na intenção de maior aproximação da realidade, mostra, por fim, que a inclusão de taxas e custos de transação reduz os ganhos dos modelos (como realmente deveria ser), embora não o descartem completamente, já que investidores possuem meios de alocação de recursos que envolvem muito além da mera expectativa de aumento no preço do ativo, ou seja, são mais eficientes que isso.

Para um número reduzido de ações (4, ao todo) e período relativamente curto de tempo (setembro de 1998 a janeiro de 2003), mas não menos confiável, o método empregado por Sidney Martins (2003) utiliza modelos de Markov para formular estratégias de investimento no mercado financeiro e tem como resultado o mesmo dos trabalhos anteriormente citados (quando comparado à uma posição *buy&hold*). Vale notar, mais uma vez, o indício contrário à eficiência do mercado contido nas suposições de um modelo de Markov, onde o preço de uma ação armazena informações de preços passados.

Por fim, Marcelo Scherer Perlin (2007) busca um teste para a eficiência de mercado (representada pela hipótese de que os retornos dos ativos seguem um Caminho Aleatório), baseando-se em modelos de séries temporais para testar estratégias de negociação. Para isso, compara 2 tipos de modelos, o ARIMA&GARCH e o não paramétrico Nearest Neighbor (NN), com relação a 2 estratégias distintas de investimento (*Timing Strategy* e *Arbitrage Strategy*), e tenta obter retornos estatisticamente significativos frente à estratégias do tipo *buy&hold* e *bootstrap* (aleatoriedade de ordens de compra e venda). Para os 40 ativos de maior liquidez no mercado nacional, no período entre 2002 e 2005, conclui que pode ser assumida a ineficiência do mercado brasileiro, uma vez que são obtidos retornos positivos em excesso ao usar as estratégias de negociação citadas acima no modelo ARIMA&GARCH.

A análise dos estudos nos tópicos anteriores encerra conclusões importantes acerca do real comportamento dos investidores e do mercado acionário (especificamente, o mercado nacional). Em um ambiente de alta volatilidade, onde decisões de alocação de recursos são influenciadas por um grande número de informações, criam-se as condições para a realização de lucros anormais, embora o risco a que investidores se expõem aumente substancialmente. Nesse sentido, mesmo que a eficiência do mercado seja assumida em grande medida, a existência de incerteza nos



mercados possibilita e torna razoável a elaboração de modelos estatísticos e econométricos que tentem explorar ganhos extraordinários, que é o que o presente trabalho se propõe a fazer.

## CAPÍTULO II – MÉTODOS EMPÍRICOS

Este capítulo apresentará a base de dados empregada, assim como o método para a escolha do modelo de série temporal utilizado, a estratégia de investimento usada para definir momentos de entrada e saída do mercado (*market timing*, ou o filtro de investimentos) e o cálculo dos retornos dos ativos.

### 2.1) Modelo e Estimação

A metodologia Box-Jenkins (Box e Jenkins, 1976) tornou famosos, na década de 70, os modelos ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), ao simplificar o estudo das séries estruturando um número de passos na modelagem de séries temporais, tratando inclusive fatos estilizados como tendência e sazonalidade.

A base do modelo ARIMA é formada por três partes, uma AR (autoregressive), uma MA (moving average) e uma diferenciação, que tem como objetivo tornar a série modelada estacionária. A formulação geral do modelo é dada a seguir:

$$\Delta(d)Y(t) = \alpha + \sum_{i=1}^j \phi(i)Y(t-i) + \sum_{i=1}^m \theta(i)\varepsilon(t-i) + \varepsilon(t) \quad (1)$$

onde os termos entre parênteses indicam a ordem das defasagens. O modelo geral indica, então,  $j$  observações passadas da série (AR( $j$ )),  $m$  defasagens dos erros (MA( $m$ )) e estacionariedade na  $d$ -ésima diferenciação. Vale notar, ainda, que assume-se que os erros seguem um *ruído branco* e, em particular, são homocedásticos (tal hipótese, certamente, não configura a realidade das séries financeiras, mas facilita um estudo inicial e encontra-se dentro do nível técnico e teórico esperado do presente trabalho).

Como é freqüente encontrar movimentos sazonais significativos em estudos econômicos temporais e, em particular, em séries financeiras, a série utilizada é aquela ajustada sazonalmente. Uma vez que a variável dependente (retornos dos ativos) pode exibir um comportamento sazonal

não totalmente captado pela variável independente (valores defasados dos retornos e erros), é adotado o procedimento de especificação de uma equação de regressão que permita a variabilidade do termo dependente consoante à periodicidade das observações. Assim, ao modelo anteriormente citado, é adicionado um conjunto de *dummies* que expurgam a sazonalidade da relação entre as variáveis. Considerando 5 dias da semana, e tomando o 5º dia como referência, o modelo em estudo será o seguinte:

$$\Delta(d)Y(t) = X_t + \sum_{l=1}^4 \delta_l D_{lt}, \quad (2)$$

onde:

$X_t$  = todo o termo à direita do “=” na equação (1)

$D_{lt}$  = *dummy* que assume o valor 1 para as  $l$ -ésimas observações ( $l=1,2,3,4$ ).

A escolha da ordem  $j$  da regressão inclui o equilíbrio do benefício da inclusão de mais defasagens contra o custo da incerteza adicional da estimação. Na intenção de evitar a subestimação da ordem (o que omitiria informações valiosas contidas nos valores defasados mais distantes) e a superestimação da mesma (o que poderia introduzir erros de estimação adicionais nas previsões), é utilizado o Critério de Akaike (Akaike, 1974) para a escolha do modelo a ser utilizado. O “melhor” modelo (termo citado no início do trabalho) será aquele que apresentar o menor valor de AIC, conforme fórmula a seguir:

$$AIC = -2\left(\frac{l}{T}\right) + 2\left(\frac{k}{T}\right)$$

onde o termo  $l$  é o log da verossimilhança do modelo estimado,  $T$  é o número de observações utilizadas e  $k$  é o número de termos da modelagem. Assim, sendo  $T$  uma constante, a escolha do “melhor” modelo passa pela maximização de  $l$  e pela minimização de  $k$ ; nesse caso, está-se minimizando o erro quadrático do modelo<sup>1</sup> por meio da maximização do logaritmo da função de máxima verossimilhança, e buscando-se a parcimônia na modelagem (poucos parâmetros no modelo).

---

<sup>1</sup> A minimização do erro quadrático passa pela assunção de distribuição Gaussiana dos retornos. No caso, por exemplo, de uma distribuição exponencial dupla, o erro minimizado seria o absoluto.

## 2.2) Método de Pesquisa

### 2.2.1) Base de Dados

A base de dados da pesquisa é composta por 5 ativos e pelo índice Ibovespa, (ações que representam 80% do número de negócios e do volume financeiro, e 70% do somatório da capitalização todas as empresas com ações negociáveis na BOVESPA). Os 5 ativos foram escolhidos por ordem de peso no Ibovespa, o que, em última medida, representa um ordenamento por liquidez, sendo eles: PETR4 (peso no 1º trimestre de 2009: 16,72%), VALE5 (11,90%), BBDC4 (3,70%), CSNA3 (3,45%) e TNLP4 (1,09%). A seleção por liquidez apresenta-se de fundamental importância no contexto do estudo, uma vez que ativos ilíquidos inviabilizariam a metodologia ao possuírem dias sem negociação, o que tornaria sem sentido a modelagem baseada no histórico de preços. O período da amostra engloba 4 anos (Julho/2003 a Junho/2007), e o período de previsão e emprego da estratégia de investimento engloba 1,5 ano (Julho/2007 a Dezembro/2008). A base de dados é diária.

### 2.2.2) Estratégia de Negociação

Sendo especificado o modelo, é necessária a explicação da estratégia de investimento baseada na previsão criada. Nesse caso, o retorno real do ativo no tempo  $t$  é dado por

$$R(t) = \ln\left(\frac{P(t)}{P(t-1)}\right), \text{ onde } P(t) \text{ é o preço do ativo no tempo } t.$$

Marcelo Scherer, em dissertação de mestrado onde avalia a previsibilidade de modelos ARIMA&GARCH e Algoritmo NN em modelagem de séries de retornos de ativos, propõe uma seqüência de passos para a implementação de uma estratégia de negociação e a subsequente avaliação dos retornos obtidos, utilizados no presente trabalho. A estratégia em questão, conhecida como *Timing Strategy*, é bastante simples: se o modelo previr que, considerando os custos de transação, o lucro de  $t+1$  será positivo, então é gerado um sinal de compra para a ação no tempo  $t$ , ao preço de fechamento. Em termos formais:

- Se  $\hat{R}(t) + \ln\left(\frac{1-C}{1+C}\right) > 0$ , então é gerado um sinal de compra (entrada no mercado).
- Se  $\hat{R}(t) + \ln\left(\frac{1-C}{1+C}\right) < 0$ , então é gerado um sinal de venda (saída do mercado).

$C$  representa o custo de transação da operação, em porcentagem, e  $\hat{R}(t)$  é o retorno previsto no tempo  $t$  baseado no modelo empregado.

Por fim, 2 observações acerca da estratégia utilizada: (a) a mesma assume que, se é gerado um sinal de entrada em 2 períodos adjacentes, então apenas uma transação é computada. Frente a outras estratégias que poderiam ser utilizadas, a estratégia de *timing* possui custos totais de transação menores; e (b) ela desconsidera o risco envolvido na compra de qualquer ativo, levando em conta apenas o momento de entrada, e não o ativo com melhor relação risco/retorno (o que configuraria uma estratégia mais razoável do ponto de vista da realidade dos retornos financeiros). No entanto, a estratégia empregada ainda faz sentido no atual contexto, visto que é o ponto de partida para o entendimento do comportamento dos preços das ações e de uma gestão ativa de investimentos.

### 2.2.3) Cálculo dos Retornos

A estratégia empregada será comparada, para cada ativo, à gestão passiva de investimento, representada pelo *buy&hold* (compra do ativo no início do período de análise e venda no final do período). Nesse sentido, segue a fórmula para o cálculo do retorno da estratégia para a ação  $i$ :

$$R_{Et} = \sum_{t=1}^T R_{it} I_{bit} + n_i \ln\left(\frac{1-C}{1+C}\right) \quad (3)$$

Onde:

$I_{bit}$  = *dummy* que toma valor 1 (um) quando for gerado sinal de compra para a ação  $i$  no tempo  $t$  e 0 (zero) caso contrário.

$R_{it}$  = Rendimento real do ativo  $i$  no tempo  $t$ .

$n_i$  = número de transações.

A equação anterior é intuitiva, uma vez que é computado o lucro/prejuízo como sendo o rendimento efetivo do ativo no tempo  $t$ . O retorno obtido por um investidor que compra uma ação a um preço  $P1$  e a vende a um preço  $P2$ , considerando o custo  $C$  de transação, é dado por

$$\ln\left[\frac{P2(1-C)}{P1(1+C)}\right] = \ln\left(\frac{P2}{P1}\right) + \ln\left(\frac{1-C}{1+C}\right).$$

Assim, o 2º termo da equação anterior representa a redução do retorno causada pelo custo de uma operação específica (uma vez que sempre teremos

$\ln\left(\frac{1-C}{1+C}\right) < 0$ ). Em (3), portanto, o custo total de transação envolvido na estratégia é dado pelo

termo  $n_i \ln\left(\frac{1-C}{1+C}\right)$ , enquanto o somatório indica o retorno total obtido com as entradas de

mercado.

Para a obtenção dos resultados finais da estratégia, ou seja, aqueles que irão, efetivamente, revelar a viabilidade da estratégia, para cada ativo será analisado o retorno em excesso sobre a estratégia passiva (quão maior, se for o caso,  $R_{Et}$  é do que o retorno *buy&hold*).

## CAPÍTULO III – RESULTADOS EMPÍRICOS

Este capítulo apresentará os modelos efetivamente estimados, assim como os resultados obtidos pela estratégia de *timing* para os 5 ativos e o índice Ibovespa na tentativa de superação de retornos obtidos pelo “modelo” *buy&hold*.

### 3.1) Resultados do Modelo

Toda a modelagem da série de retornos dos ativos se deu por meio do uso do software econométrico GRETL.

Conforme explicitado no Capítulo 2, todos os modelos foram testados para os tipos ARMA(j,m) e para *dummies* sazonais, sendo assumidas na modelagem as variáveis que, além de significativas ao nível de confiança de 10% (no máximo), conferiram os menores AIC ao conjunto de dados. Dessa maneira, os ativos em estudo foram modelados como a seguir:

$$\text{IBOV: } \hat{R} = \alpha + \phi_3 R_{t-3} + \phi_7 R_{t-7} + \phi_{10} R_{t-10}$$

$$\text{PETR4: } \hat{R} = \alpha + \phi_1 R_{t-1} + \phi_2 R_{t-2}$$

$$\text{VALE5: } \hat{R} = \alpha + \phi_1 R_{t-1} + \phi_2 R_{t-2} + \phi_7 R_{t-7} + \phi_{10} R_{t-10} + \phi_{14} R_{t-14} + \phi_{19} R_{t-19}$$

$$\text{BBDC4: } \hat{R} = \alpha + \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (\text{onde } \varepsilon_t \text{ é ruído branco})$$

$$\text{CSNA3: } \hat{R} = \alpha + \delta_1 D_1 + \delta_4 D_4 + \phi_{10} R_{t-10}$$

$$\text{TNLP4: } \hat{R} = \alpha + \delta_3 D_3$$

onde  $\hat{R}$  é o retorno estimado no período  $t$  condicional às  $t-1$  observações da amostra,  $R_{t-i}$  para cada ativo é o retorno real correspondente no período  $t-i$ , e  $D_i$  é a *dummy* sazonal já explicada.

Os valores das constantes e dos coeficientes dos modelos encontram-se no apêndice do texto, assim como o AIC para cada uma das regressões acima<sup>2</sup>. Vale notar que a escolha do número de defasagens para início dos testes dos “melhores” modelos se deu pelo exame das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial (no inglês, ACF e PACF, respectivamente) e seus *lags* significantes. Assim como as constantes e coeficientes, os valores do ACF e PACF encontram-se no apêndice.

Uma vez que a explicitação dos modelos na página anterior foi organizada por ordem decrescente de liquidez, é interessante perceber que apenas para os ativos mais ilíquidos no período fez sentido a inclusão da variável sazonal, o que parece indicar que aqueles com maiores volumes de negociação seguem regras de negociação que não as regidas por parâmetros pontuais (entende-se sazonais), como a euforia das segundas-feiras e o pessimismo das sextas-feiras.

Para a análise padrão dos retornos, será utilizado o custo de 0,15% por operação, o que se configura razoável no contexto brasileiro: assumindo um volume médio por negócio para pessoa física de aproximadamente R\$ 9.000 (InvestNews, 04/12/2008), o valor de corretagem de R\$ 15 (comumente cobrado por corretoras no sistema de Home Broker) representa algo como 0,167% do valor da operação.

### 3.2) Comentários dos Retornos

Utilizando os modelos explicitados no item anterior, a tabela a seguir resume os resultados obtidos pela estratégia implementada no período de 1,5 ano analisado:

---

<sup>2</sup> É importante reconhecer que o AIC tem a tendência de superestimar o número de defasagens (em termos mais técnicos, o estimador do CIA de  $k$  não é consistente). Tal imperfeição teórica é visível na modelagem dos retornos de VALE5, onde a ocorrência da 7ª defasagem, por exemplo, não é facilmente explicada pela teoria. De qualquer maneira, mesmo que o CIA possua a tendência de estimar um número de defasagens maior que outro critério igualmente conhecido (como o CIB, Critério de Informação de Bayes, por exemplo), ele é largamente utilizado na prática, sendo, por isso, adotado no presente estudo.



C = 0,15%	Estratégia de <i>timing</i>	Estratégia <i>buy&amp;hold</i>
<b>IBOV</b>	-12,51%	-39,14%
<b>PETR4</b>	-54,22%	-14,79%
<b>VALE5</b>	-99,31%	-45,83%
<b>BBDC4</b>	9,51%	-31,58%
<b>CSNA3</b>	-100,68%	-15,62%
<b>TNLP4</b>	-0,19%	-4,69%

Tabela 1 – Retornos comparados (C=0,15%)

O primeiro e imediato resultado é que, na intenção de obter retornos reais positivos, o custo de 0,15% por operação é proibitivo. Para quase todos os ativos (BBDC4 é a exceção), o custo de oportunidade do dinheiro aplicado revela-se imenso frente à aplicação em bolsa, e, em particular, frente à aplicação em CSNA3, a ação com o pior desempenho ao ser usada a estratégia de investimento de entradas e saídas. A conclusão retirada da análise da Tabela 1 é a de que o algoritmo empregado não foi atraente do ponto de vista de obtenção de retornos reais positivos. No entanto, considerando o propósito do trabalho de testar a eficiência do mercado por meio da comparação de estratégias ativa e passiva de investimento, a ineficiência do mercado não deve ser completamente descartada, uma vez que, para alguns ativos, o retorno obtido mostrou-se maior do que aquele do *buy&hold*.

Na verdade, é fundamental que seja feita uma digressão nesse momento para que seja explicitado o contexto econômico específico do período utilizado como amostra e do período posterior de previsão. No período de amostra verificou-se, entre momentos pontuais de reajustes do mercado, uma visível tendência de alta. O índice Ibovespa apresentou alta de 317%, enquanto CSNA3 obteve o surpreendente aumento bruto (desconsiderando custos de transação) de 486%. Nenhum dos ativos em estudo apresentou queda na sua cotação, e ganhos positivos eram uma realidade constante no horizonte considerável de 4 anos. O período seguinte, de previsão, no entanto, caracterizou-se pela eclosão de uma crise financeira como há muito não se via, o que

derrubou a cotação do mercado como um todo e, em particular, das ações aqui analisadas. O algoritmo de investimento de *timing* é implementado de modo a obter retornos positivos por meio de entradas no mercado, o que certamente teria sido recorrente se a previsão ocorresse sobre um horizonte de tempo de bonança, mas não ocorre em períodos “baixistas”. A necessidade de tal parágrafo repousa no fato de que estratégias de investimento e a modelagem de séries temporais (em particular, a ARIMA) independem do mercado ser *bear* ou *bull*. Modelos mais sofisticados, que levem em conta a volatilidade do mercado (como os da família ARCH / GARCH), assim como estratégias que assumam o risco envolvido na compra dos ativos (como a Estratégia de Arbitragem, utilizada por Marcelo Scherer em seu trabalho de 2007), seriam boas tentativas de modelagem de uma gestão ativa de investimentos. Em suma: os resultados aqui obtidos, se não permitem assumir completamente a ineficiência de mercado, também não fazem com que uma gestão passiva seja preferível. De fato, tantos outros trabalhos nacionais na mesma linha confirmam a possibilidade de implementação de uma estratégia vencedora. Como evidência, segue tabela dos retornos para a situação hipotética de custo de transação igual a 0,015% por operação:

C = 0.015%	Estratégia de <i>timing</i>	Estratégia <i>buy&amp;hold</i>
<b>IBOV</b>	-5,72%	-38,87%
<b>PETR4</b>	6,12%	-14,52%
<b>VALE5</b>	-40,42%	-45,56%
<b>BBDC4</b>	-71,60%	-31,31%
<b>CSNA3</b>	29,03%	-15,35%
<b>TNLP4</b>	-12,73%	-4,42%

Tabela 2 – Retornos comparados (C=0)

Nesse caso, apenas para BBDC4 e TNLP4 os retornos da estratégia de *timing* são inferiores àqueles da estratégia *buy&hold*, o que reflete a existência de chance de que o mercado seja vencido.

Os gráficos a seguir mostram a melhora dos retornos do algoritmo de *timing* quando o custo é reduzido a 0,015%:

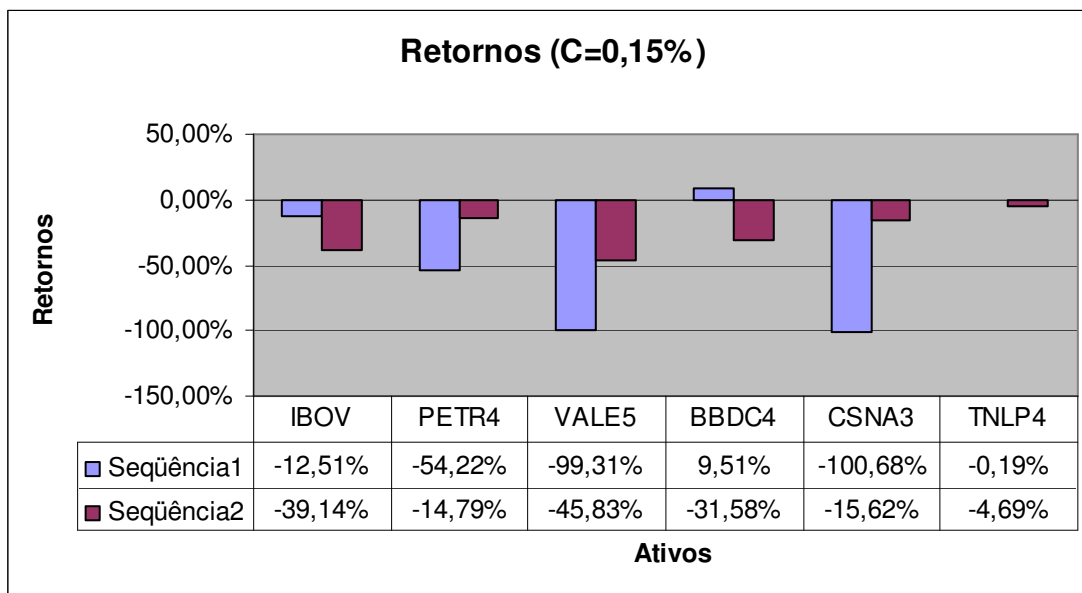


Gráfico 1 – Retornos em excesso da estratégia de *timing*

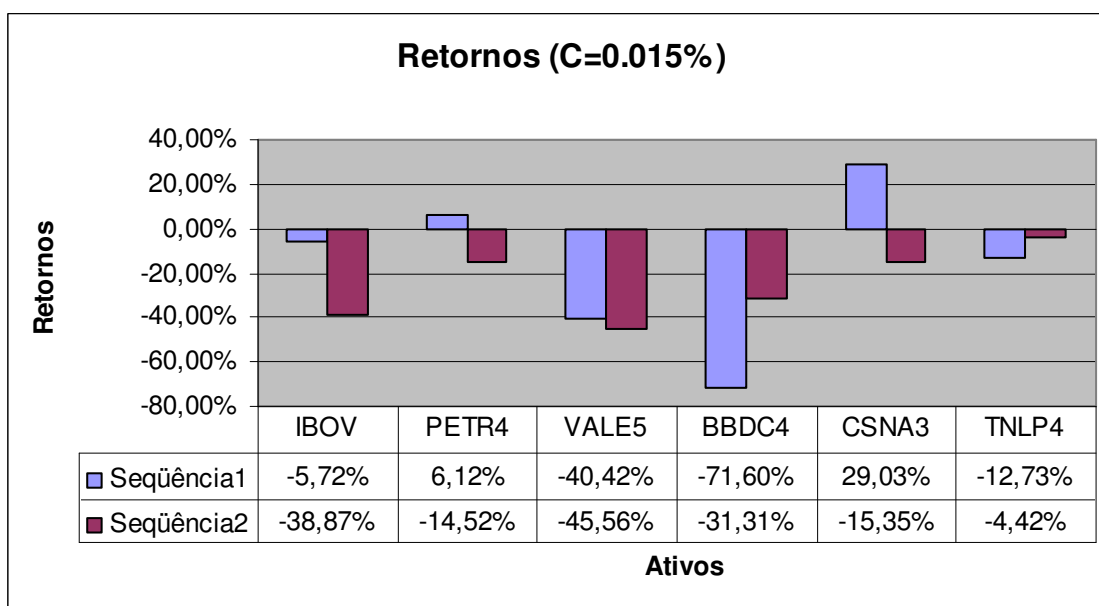


Gráfico 2 – Retornos em excesso da estratégia de *timing*

### 3.3 Idéias de Pesquisa

Assim, não fosse o período de queda generalizada das cotações entre Julho/2007 e Dezembro/2008, existem valores de  $C$  que tornam a estratégia considerada atraente e estimulam a busca por algoritmos que consigam captar a volatilidade específica do mercado.

A hipótese assumida de que sempre seja possível operar ao preço de fechamento do ativo é, certamente, falha. É possível que modelos que consigam assumir cotações *intraday* expliquem de maneira mais apurada o caminho seguido pelos preços.

A venda de ativos a descoberto, uma estratégia real empregada por *traders*, é considerada importante fonte de lucros no dia a dia daqueles que operam no mercado. Considerar tal estratégia indicaria uma situação válida para a análise dos ganhos da gestão ativa.

Por fim, como já citado ao longo do estudo, há grande evidência de que o emprego de estratégias e modelos mais complexos que considerem a volatilidade e os riscos de mercado na modelagem e na construção do algoritmo de entrada e saída, assim como utilizem variáveis que não o próprio retorno passado como explicativas, possa ser a cartada final em direção à assunção da ineficiência do mercado.

## CONCLUSÃO

Ganhar dinheiro nunca foi tarefa fácil. E quando o sucesso profissional e qualidade de vida são funções do desempenho na gestão de recursos, como ocorre para os *traders* e gestores de carteira, testar estratégias que gerem expectativas futuras de ganhos extraordinários não é somente interessante: é essencial.

O objetivo do presente trabalho foi analisar as possibilidades de ganho envolvidas no emprego de uma estratégia de entrada e saída do mercado (*timing*), em comparação à gestão passiva de *buy&hold*, considerando uma situação real de existência de custos de transação.

Uma modelagem ARIMA dos retornos (com erros homocedásticos) tentou captar o comportamento dos mesmos e foi utilizada para a previsão de retornos futuros. O Critério de Akaike (AIC) revelou o “melhor” modelo, definido como aquele que possui o número de defasagens que minimiza os erros quadráticos, sem incluir explicações além das necessárias (adotada a parcimônia). Como variável explicativa do modelo, apenas a série histórica dos retornos foi usada.

Em tal estratégia ativa, a possibilidade de lucros reais positivos no período seguinte gera sinais de compra no período atual ao preço de fechamento do mesmo, ou no período seguinte ao preço de abertura (que é assumido como sendo igual ao fechamento do dia anterior).

Como foi possível verificar, ao custo de 0,15% por operação, foi possível obter retornos acima do *buy&hold* para metade dos ativos analisados. O teste do modelo com diferentes custos revela que os retornos são consistentemente melhorados quando taxas mais baixas são cobradas, como era de se esperar. Ao custo de 0,015% por operação, por exemplo, todos os ativos, com exceção de TNLP4 (ativo menos líquido onde o AIC indicou um ARMA(0,0) com apenas uma *dummy* como explicativa) e BBDC4 (onde não foi usado um modelo autoregressivo), apresentaram retornos substancialmente maiores, embora não necessariamente positivos.

Os resultados obtidos jogam luz numa questão controversa entre teóricos e participantes do mercado: a eficiência do mesmo. A possibilidade de obtenção de ganhos (ou perdas relativamente

menores), como mostrado pelo modelo estimado, fornece indícios de que os retornos dos ativos no mercado acionário brasileiro seguem padrões auto regressivos, ao contrário do que diriam os seguidores das HEM, que trabalham com a idéia de que a variância dos choques seja (quase) toda a variância do modelo de retornos. O método utilizado mostra-se relevante frente à estratégia *buy&hold*, o que seria melhor visualizado em condições diferentes daquelas de extrema volatilidade como as verificadas no período de previsão.

Embora existam hipóteses não completamente verificáveis na realidade, como a de que todas as operações são feitas ao preço de fechamento e a de que os erros apresentam variância condicional às observações constante (homocedasticidade), o presente trabalho tem a inegável importância de levantar dúvidas acerca da eficiência completa de mercado e estimular a realização de novos estudos que incorporem as deficiências carregadas (e reconhecidas) na modelagem de séries financeiras por modelos ARIMA simples e estratégias de *timing*.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BODIE, Zvi.; A. Kane.; A. J. Marcus. “*Fundamentos de Investimentos*”, 9, p. 249-275, 2000.

BOAINAIN, Pedro Gabriel. “*Ombro-Cabeça-Ombro: testando a lucratividade do padrão gráfico de análise técnica no mercado de ações brasileiro*”, Dissertação de Mestrado, IBMEC, São Paulo, SP, 2007.

BONOMO, Marco Antonio.; I. Dall’Agnol. “*Retornos Anormais e Estratégias Contrárias*”, Ensaio Econômico EPGE nº 482, 2003.

CAETANO, Sidney Martins. “*Análise do Desempenho das Estratégias de Investimentos em Ativos do Mercado Financeiro Brasileiro*”, Dissertação de Mestrado, Faculdade de Ciências Econômicas, UFRGS, RS, 2003.

IQUIAPAZA, Robert Aldo.; A. A. Bressan.; H. F. Amaral. “*Previsão de Retornos com Séries Temporais e Modelos Não-Lineares*”, XXVII Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 2007.

PERLIN, Marcelo Scherer. “*Modelagem Paramétrica e não Paramétrica no Mercado Acionário Brasileiro: uma investigação do desempenho de modelos ARIMA&GARCH e do Algoritmo NN em Estratégias de Negociação*”, Dissertação de Mestrado, UFRGS, RS, 2007.

STOCK, James H.; M. W. Watson. “*Econometria*”, 12, p. 291-326, 2004.

ENDERS, Walters. “*Applied Econometric Time Series*”, 2, p. 48-100, 2004.

## Anexo I

Função de autocorrelação para RIBOV

DEFASAGEM	ACF	PACF	Q-stat. [p-valor]
1	0,0224	0,0224	0,5263 [0,468]
2	-0,0440	-0,0445	2,5511 [0,279]
3	-0,0526 *	-0,0507	5,4512 [0,142]
4	-0,0440	-0,0439	7,4836 [0,112]
5	-0,0088	-0,0116	7,5645 [0,182]
6	0,0448	0,0389	9,6731 [0,139]
7	-0,0600 *	-0,0675 **	13,4565 [0,062]
8	-0,0283	-0,0253	14,2996 [0,074]
9	0,0072	0,0061	14,3541 [0,110]
10	0,0851 ***	0,0807 ***	22,0033 [0,015]
11	0,0093	-0,0009	22,0938 [0,024]
12	-0,0089	-0,0073	22,1780 [0,036]
13	0,0119	0,0266	22,3267 [0,051]
14	-0,0477	-0,0433	24,7392 [0,037]

Modelo 1: Estimativas ARMA usando as 1043 observações 1-1043

Variável dependente: RIBOV

Erros padrão baseados na Hessiana

	<i>Coefficiente</i>	<i>Erro Padrão</i>	<i>z-stat</i>	<i>p-valor</i>	
const	0,00135042	0,000462844	2,9177	0,00353	***
phi_3	-0,050376	0,0308064	-1,6352	0,10200	
phi_7	-0,0579772	0,0307748	-1,8839	0,05958	*
phi_10	0,0789991	0,0307768	2,5668	0,01026	**

Média var. dependente	0,001351	D.P. var. dependente	0,015498
Média de inovações	-6,84e-07	D.P. das inovações	0,015390
Log da verossimilhança	2873,526	Critério de Akaike	-5737,051
Critério de Schwarz	-5712,302	Critério Hannan-Quinn	-5727,664

	<i>Real</i>	<i>Imaginária</i>	<i>Módulo</i>	<i>Frequência</i>
AR				
Raiz 1	-0,4339	-1,2651	1,3375	-0,3026
Raiz 2	-0,4339	1,2651	1,3375	0,3026
Raiz 3	1,3510	0,0000	1,3510	0,0000
Raiz 4	-1,2349	0,0000	1,2349	0,5000
Raiz 5	1,0420	-0,7246	1,2691	-0,0967
Raiz 6	1,0420	0,7246	1,2691	0,0967
Raiz 7	-1,0370	-0,7917	1,3047	-0,3962
Raiz 8	-1,0370	0,7917	1,3047	0,3962
Raiz 9	0,3709	-1,1873	1,2438	-0,2018
Raiz 10	0,3709	1,1873	1,2438	0,2018



## Anexo II

Autocorrelation function for RPETR4

LAG	ACF	PACF	Q-stat.	[p-value]
1	0.0510	0.0510	2.7206	[0.099]
2	-0.0597 *	-0.0625 **	6.4550	[0.040]
3	-0.0191	-0.0128	6.8390	[0.077]
4	-0.0185	-0.0206	7.1970	[0.126]
5	-0.0013	-0.0012	7.1988	[0.206]
6	0.0226	0.0202	7.7339	[0.258]
7	-0.0229	-0.0261	8.2850	[0.308]
8	-0.0396	-0.0351	9.9361	[0.270]
9	0.0218	0.0236	10.4372	[0.316]
10	0.0238	0.0171	11.0353	[0.355]
11	0.0002	-0.0012	11.0353	[0.440]
12	-0.0130	-0.0119	11.2133	[0.511]
13	-0.0319	-0.0286	12.2878	[0.504]
14	-0.0495	-0.0463	14.8791	[0.386]

Modelo 2: Estimativas ARMA usando as 1043 observações 1-1043

Variável dependente: RPETR4

Erros padrão baseados na Hessiana

	<i>Coefficiente</i>	<i>Erro Padrão</i>	<i>z-stat</i>	<i>p-valor</i>	
const	0,00133374	0,000548426	2,4319	0,01502	**
phi_1	0,0541496	0,0308674	1,7543	0,07939	*
phi_2	-0,0623827	0,0308208	-2,0240	0,04297	**

Média var. dependente	0,001334	D.P. var. dependente	0,017923
Média de inovações	6,51e-08	D.P. das inovações	0,017856
Log da verossimilhança	2718,532	Critério de Akaike	-5429,064
Critério de Schwarz	-5409,264	Critério Hannan-Quinn	-5421,554

	<i>Real</i>	<i>Imaginária</i>	<i>Módulo</i>	<i>Frequência</i>
AR				
Raiz 1	0,4340	-3,9802	4,0038	-0,2327
Raiz 2	0,4340	3,9802	4,0038	0,2327

### Anexo III

Função de autocorrelação para RVALE5

DEFASAGEM	ACF	PACF	Q-stat. [p-valor]
1	0,0886 ***	0,0886 ***	8,2153 [0,004]
2	-0,0630 **	-0,0714 **	12,3697 [0,002]
3	-0,0206	-0,0084	12,8125 [0,005]
4	-0,0078	-0,0097	12,8763 [0,012]
5	0,0001	-0,0003	12,8763 [0,025]
6	0,0444	0,0437	14,9515 [0,021]
7	-0,0778 **	-0,0877 ***	21,3248 [0,003]
8	-0,0357	-0,0144	22,6634 [0,004]
9	0,0050	0,0001	22,6900 [0,007]
10	0,0814 ***	0,0776 **	29,6861 [0,001]
11	0,0183	0,0021	30,0391 [0,002]
12	-0,0200	-0,0155	30,4617 [0,002]
13	-0,0087	0,0054	30,5419 [0,004]
14	-0,0729 **	-0,0800 ***	36,1742 [0,001]
15	-0,0420	-0,0317	38,0443 [0,001]
16	0,0057	-0,0053	38,0791 [0,001]
17	0,0379	0,0448	39,6053 [0,001]
18	-0,0116	-0,0142	39,7483 [0,002]
19	-0,0521 *	-0,0508	42,6331 [0,001]
20	0,0221	0,0319	43,1543 [0,002]

Modelo 3: Estimativas ARMA usando as 1043 observações 1-1043

Variável dependente: RVALE5

Erros padrão baseados na Hessiana

	<i>Coefficiente</i>	<i>Erro Padrão</i>	<i>z-stat</i>	<i>p-valor</i>	
const	0,00162449	0,000542083	2,9968	0,00273	***
phi_1	0,097079	0,0305807	3,1745	0,00150	***
phi_2	-0,0690256	0,0305974	-2,2559	0,02408	**
phi_7	-0,0878458	0,0305942	-2,8713	0,00409	***
phi_10	0,0766751	0,0304936	2,5145	0,01192	**
phi_14	-0,0805229	0,0305808	-2,6331	0,00846	***
phi_19	-0,0510064	0,0305479	-1,6697	0,09497	*

Média var. dependente	0,001630	D.P. var. dependente	0,019838
Média de inovações	0,000012	D.P. das inovações	0,019481
Log da verossimilhança	2627,600	Critério de Akaike	-5239,200
Critério de Schwarz	-5199,601	Critério Hannan-Quinn	-5224,181

	<i>Real</i>	<i>Imaginária</i>	<i>Módulo</i>	<i>Frequência</i>
AR				
Raiz 1	1,1282	-0,2096	1,1475	-0,0292
Raiz 2	1,1282	0,2096	1,1475	0,0292
Raiz 3	-1,1906	0,0000	1,1906	0,5000
Raiz 4	-1,1497	-0,3435	1,2000	-0,4538
Raiz 5	-1,1497	0,3435	1,2000	0,4538
Raiz 6	0,4362	-1,0266	1,1154	-0,1861
Raiz 7	0,4362	1,0266	1,1154	0,1861
Raiz 8	1,0040	-0,6102	1,1749	-0,0869
Raiz 9	1,0040	0,6102	1,1749	0,0869
Raiz 10	-0,5948	-1,0230	1,1833	-0,3338
Raiz 11	-0,5948	1,0230	1,1833	0,3338

Raiz 12	-0,8747	-0,7093	1,1261	-0,3916
Raiz 13	-0,8747	0,7093	1,1261	0,3916
Raiz 14	0,0946	-1,1480	1,1519	-0,2369
Raiz 15	0,0946	1,1480	1,1519	0,2369
Raiz 16	0,8783	-0,8338	1,2111	-0,1209
Raiz 17	0,8783	0,8338	1,2111	0,1209
Raiz 18	-0,3268	-1,1647	1,2097	-0,2935
Raiz 19	-0,3268	1,1647	1,2097	0,2935

## Anexo IV

Função de autocorrelação para RBBDC4

DEFASAGEM	ACF	PACF	Q-stat.	[p-valor]
1	0,0430	0,0430	1,9322	[0,165]
2	-0,0416	-0,0435	3,7436	[0,154]
3	-0,0353	-0,0317	5,0508	[0,168]
4	-0,0245	-0,0234	5,6797	[0,224]
5	-0,0046	-0,0054	5,7021	[0,336]
6	0,0098	0,0071	5,8027	[0,446]
7	-0,0337	-0,0366	6,9942	[0,429]
8	-0,0008	0,0021	6,9948	[0,537]
9	0,0231	0,0205	7,5576	[0,579]
10	0,0031	-0,0007	7,5675	[0,671]
11	0,0485	0,0490	10,0517	[0,526]
12	-0,0240	-0,0274	10,6616	[0,558]
13	-0,0042	0,0039	10,6805	[0,638]
14	0,0216	0,0220	11,1743	[0,672]

Modelo 4: Estimativas ARMA usando as 1043 observações 1-1043

Variável dependente: RBBDC4

Erros padrão baseados na Hessiana

	<i>Coefficiente</i>	<i>Erro Padrão</i>	<i>z-stat</i>	<i>p-valor</i>	
const	0,00157894	0,000637825	2,4755	0,01330	**
theta_1	0,0466979	0,0321232	1,4537	0,14603	

Média var. dependente	0,001579	D.P. var. dependente	0,019710
Média de inovações	0,000012	D.P. das inovações	0,019681
Log da verossimilhança	2617,071	Critério de Akaike	-5228,142
Critério de Schwarz	-5213,292	Critério Hannan-Quinn	-5222,509

MA		<i>Real</i>	<i>Imaginária</i>	<i>Módulo</i>	<i>Frequência</i>
	Raiz 1	-21,4143	0,0000	21,4143	0,5000

## Anexo V

Função de autocorrelação para RCSNA3

DEFASAGEM	ACF	PACF	Q-stat. [p-valor]	
1	0,0330	0,0330	1,1411	[0,285]
2	-0,0246	-0,0257	1,7721	[0,412]
3	-0,0048	-0,0031	1,7964	[0,616]
4	-0,0469	-0,0473	4,1031	[0,392]
5	0,0067	0,0097	4,1506	[0,528]
6	0,0472	0,0444	6,4955	[0,370]
7	-0,0306	-0,0338	7,4838	[0,380]
8	-0,0132	-0,0109	7,6674	[0,467]
9	-0,0089	-0,0087	7,7511	[0,559]
10	0,0744 **	0,0791 **	13,5919	[0,192]
11	0,0092	-0,0004	13,6804	[0,251]
12	-0,0032	-0,0029	13,6915	[0,321]
13	0,0103	0,0135	13,8034	[0,388]
14	-0,0223	-0,0159	14,3303	[0,425]

Modelo 5: Estimativas ARMAX usando as 1043 observações 1-1043

Variável dependente: RCSNA3

Erros padrão baseados na Hessiana

	<i>Coefficiente</i>	<i>Erro Padrão</i>	<i>z-stat</i>	<i>p-valor</i>	
const	-0,000538422	0,0010886	-0,4946	0,62088	
phi_10	0,0623547	0,0307828	2,0256	0,04280	**
DDia_1	0,00413388	0,00217981	1,8964	0,05790	*
DDia_4	0,00695413	0,00217591	3,1960	0,00139	***

Média var. dependente	0,001680	D.P. var. dependente	0,025777
Média de inovações	3,75e-06	D.P. das inovações	0,025555
Log da verossimilhança	2344,639	Critério de Akaike	-4679,279
Critério de Schwarz	-4654,530	Critério Hannan-Quinn	-4669,892

	<i>Real</i>	<i>Imaginária</i>	<i>Módulo</i>	<i>Frequência</i>
AR				
Raiz 1	0,4078	-1,2552	1,3198	-0,2000
Raiz 2	0,4078	1,2552	1,3198	0,2000
Raiz 3	-1,3198	0,0000	1,3198	0,5000
Raiz 4	1,3198	0,0000	1,3198	0,0000
Raiz 5	-0,4078	-1,2552	1,3198	-0,3000
Raiz 6	-0,4078	1,2552	1,3198	0,3000
Raiz 7	-1,0678	0,7758	1,3198	0,4000
Raiz 8	-1,0678	-0,7758	1,3198	-0,4000
Raiz 9	1,0678	-0,7758	1,3198	-0,1000
Raiz 10	1,0678	0,7758	1,3198	0,1000

## Anexo VI

Autocorrelation function for RTNLP4

LAG	ACF	PACF	Q-stat.	[p-value]
1	-0.0165	-0.0165	0.2848	[0.594]
2	0.0005	0.0002	0.2850	[0.867]
3	-0.0460	-0.0460	2.5045	[0.474]
4	-0.0125	-0.0141	2.6695	[0.615]
5	0.0255	0.0252	3.3542	[0.646]
6	0.0226	0.0214	3.8907	[0.691]
7	-0.0218	-0.0224	4.3911	[0.734]
8	-0.0312	-0.0300	5.4172	[0.712]
9	0.0239	0.0257	6.0193	[0.738]
10	0.0225	0.0215	6.5545	[0.767]
11	-0.0005	-0.0044	6.5547	[0.834]
12	0.0126	0.0145	6.7215	[0.875]
13	0.0146	0.0204	6.9463	[0.905]
14	-0.0142	-0.0137	7.1594	[0.928]

Modelo 6: Estimativas ARMAX usando as 1043 observações 1-1043

Variável dependente: RTNLP4

Erros padrão baseados na Hessiana

	<i>Coefficiente</i>	<i>Erro Padrão</i>	<i>z-stat</i>	<i>p-valor</i>	
const	0,000808232	0,000682874	1,1836	0,23658	
DDia_3	-0,00344356	0,00152549	-2,2573	0,02399	**

Média var. dependente	0,000118	D.P. var. dependente	0,019778
Média de inovações	0,000015	D.P. das inovações	0,019721
Log da verossimilhança	2614,952	Critério de Akaike	-5223,904
Critério de Schwarz	-5209,054	Critério Hannan-Quinn	-5218,272