

ESTRATÉGIAS DE INVESTIMENTOS EM ATIVOS FINANCEIROS: ENCONTRANDO A HORA CERTA DA MUDANÇA DE POSIÇÃO *

Sidney Martins Caetano^{**}
Marcelo Savino Portugal^{***}

Resumo

Um ambiente de incerteza gera indecisão de quando é o melhor momento de comprar ou vender uma ação. Assim, técnicas econométricas têm sido constantemente usadas na formulação de estratégias de operação no mercado financeiro como uma tentativa de reduzir as incertezas e/ou auxiliar nas decisões de investir. Este artigo utiliza uma destas técnicas mostrando uma possível estratégia de se investir no mercado financeiro brasileiro usando modelos Markov. Especificamente, aplica-se uma estratégia, baseando-se nas probabilidades “filtradas” associadas a cada regime da natureza, em quatro ativos do mercado financeiro brasileiro. Os resultados mostram que os desempenhos das estratégias foram superiores aos das estratégias *buy and hold*, para as ações do Bradesco e da Telemar. Já o desempenho da estratégia de se investir nas ações da Eletrobrás se aproxima da rentabilidade do CDI. Quanto ao desempenho da estratégia da Vale do Rio Doce, ele é no mínimo duvidoso, dado o uso da *proxy* das probabilidades “filtradas” estimadas passo a passo. Isto significa, no caso das ações da Telemar, Eletrobrás e Bradesco, que é preferível utilizar a regra de mercado baseada nos modelos de mudança markoviana decidindo quando é o melhor momento de comprar e/ou vender uma das ações do que comprar a ação e permanecer com esta até o final do período de análise. Estes resultados corroboram os já apresentados por Almeida e Pereira (1999 e 2000) e a idéia de que este é um campo de grande interesse em finanças, principalmente, para mercados financeiros sujeitos a crises e para aqueles indivíduos que dispõem de poucas informações de mercado.

Palavras Chave: Mudança Markoviana, volatilidade, probabilidades filtradas, estratégia de investimento.

Códigos do JEL: C 22, D81, G14

Abstract

The best moment to purchase or sell a share is influenced by market uncertainties. Therefore, econometric techniques have been often used to formulate operational strategies in the financial market in an attempt to reduce uncertainties and/or aid in investment decisions. The present paper uses one of these techniques, showing that it is possible to invest in the Brazilian market using Markov-switching models. More specifically, we apply a strategy to four assets of the Brazilian financial market, based on the smoothed probabilities associated with each state of the nature. The results demonstrate that, for Bradesco and Telemar shares, the performance was better than that of buy-and-hold strategies. The performance of the strategy regarding the investment in Eletrobrás shares is closer to the profitability of the Brazilian interbank certificate of deposit (CDI). The performance of the strategy for Vale do Rio Doce is questionable, due to the use of the proxy for smoothed probabilities estimated through a stepwise procedure. In case of Telemar, Eletrobrás and Bradesco shares, this means that it is preferable to use the market rule based on Markov-switching models to decide the best moment for purchasing and/or selling one of the shares than to keep it till the end of the analysis period. These results confirm those obtained by Almeida and Pereira (1999 and 2000) and the idea that this is a field of great interest in finance, especially for crisis-prone financial markets, and for those individuals who have little market information.

Key Words: Markov Switching, Volatility, filtered probabilities, investment strategy.

JEL CODE: C22, D81, G14.

* Os autores agradecem a Márcio Poletti Laurini pelo suporte técnico nas estimações no Matlab, a Arthur Lehnemann Coelho, Eduardo Ribeiro Pontual, Jairo Laser Procianoy e Gilberto de Oliveira Kloeckner pelos comentários e sugestões. Agradecemos ainda aos bolsistas de iniciação científica Júlia C. Klein (FAPERGS), Amanda Pimenta Carlos (CNPq) e Gustavo Russomanno (CNPq).

** Doutorando em Economia na UFRGS.

*** Professor do Programa de Pós-graduação em Economia da UFRGS e pesquisador associado do CNPq.

1. Introdução

A partir do final dos anos 80, ocorreram significativos fluxos de capitais de curto prazo para mercados emergentes, especialmente para países da América Latina. Durante a segunda metade da década de 90, vários desses países experimentaram sérias crises, gerando um ambiente de incerteza no mercado financeiro. Mercados emergentes sujeitos a crises financeiras geram especulações provocadas por fortes oscilações nos retornos. A presença destes especuladores é de suma importância, principalmente nestes momentos, pois são eles que assumem o risco do *hedger*. No Brasil, o papel desempenhado pelo especulador ainda não é bem compreendido, pois muitos o confundem com o manipulador que está sempre provocando aumentos na volatilidade dos preços do mercado à vista (Bessada, 1998, p. 32). Na verdade, quando os especuladores buscam o melhor para seus interesses, comprando quando os preços das ações estão baixos e vendendo quando estão altos, acabam contribuindo para uma maior estabilidade de preços¹.

Num ambiente de incertezas, surge indecisão de quando é o melhor momento de comprar ou vender uma ação, pois o risco de investir em determinada ação pode aumentar. Aqueles que participam do mercado e que não conseguem acompanhar as informações, frequentemente ressaltam a necessidade de instrumentos que os auxiliem na decisão do processo de investir, permitindo-lhes minimizar seus riscos (volatilidades) e com isso expandir seus retornos. Desta forma, de acordo com o tipo de estratégia que o investidor ou seu administrador adote, seus retornos podem aumentar ou reduzir significativamente.

Um gestor bem qualificado é aquele que tem acesso às melhores informações e/ou a excelentes modelos. Assim, é o conjunto de informações ou seus modelos que permitem a um bom gestor proporcionar a seu ativo um retorno superior ao do mercado, justificando uma administração ativa.

Portanto, uma correta identificação dos riscos de investimentos torna-se um aspecto relevante para o processo de decisão de compra e/ou venda de um determinado ativo. Segundo Ziegelmann e Pereira (1997), prever a volatilidade de um ativo de modo preciso é a chave para um bom sistema de gerenciamento de risco.

Nos últimos anos a estimação de modelos de volatilidade condicional e não condicional ganhou um enorme significado no meio acadêmico e financeiro, principalmente no que diz respeito à análise de risco. Dentre as várias metodologias econométricas para se estimar a volatilidade, as que mais se destacaram nos últimos anos são as que se baseiam nos modelos de heteroscedasticidade autorregressiva condicionada (ARCH). Atualmente, uma importante especificação deste modelo, o SWARCH-L, desenvolvido por Hamilton & Susmel (1994), vem recebendo bastante aceitação na literatura econométrica, pois interpreta a causa da quebra na estrutura da volatilidade como uma mudança de comportamento que segue uma cadeia de Markov. Alguns autores, como Eftekhari (1997) e Almeida e Pereira (1999 e 2000), propõem regras de mercado usando as probabilidades estimadas endogenamente pelos modelos markovianos. Segundo Hull (1998, p.230), os preços de ações supostamente acompanham o processo de Markov, pois como existem centenas de investidores observando o mercado de perto para tentar obter lucro, o preço de uma ação, a qualquer tempo, encerra as informações de preços passados.

A vantagem dos modelos markovianos é que eles aprendem rapidamente a detectar em qual comportamento de volatilidade a série se encontra, mesmo após uma mudança brusca e repentina de padrão, ocasionada seja por qualquer fator. Essas as quais, na maioria das vezes, são tratadas com a inclusão *ad hoc* de uma variável *dummy* para isolar tal ocorrência. Outra vantagem deste tipo de metodologia é poder precisar via propriedades markovianas se os

¹ Outra função importante cumprida pelos especuladores é a contribuição para a liquidez do mercado.

regimes são transientes ou recorrentes e dado o estado atual para onde convergem estas probabilidades transitórias.

No Brasil, a utilização desses modelos tem crescido bastante. Contudo, sua utilização com objetivos práticos, ou seja, com objetivos de não somente modelar a volatilidade, mas de usá-la na formulação de estratégias de operação no mercado financeiro, tem sido pouco empregado. O presente trabalho visa ajudar a suprir essa carência.

Assim, o objetivo central é desenvolver uma regra de mercado baseando-se nas probabilidades filtradas estimadas endogenamente pelos modelos de mudança markoviana. A regra é formulada de forma a obter um ganho superior ao do Certificado de Depósito Bancário (CDI).

O trabalho está estruturado da seguinte maneira: a presente introdução; a seção 2 apresenta alguns modelos de finanças e o modelo de mudança markoviana; a seção 3 mostra as características das séries financeiras estudadas; a seção 4 aplica os modelos MS(M)-AR(p); a seção 5 apresenta as estratégias de investimentos; e a seção 6 a conclusão.

2. Teoria de Finanças e Modelo de Mudança Markoviana

Nesta seção apresentamos os modelos teóricos de finanças e de econometria que embasam a parte empírica do artigo.

2.1 Modelo *Martingale*

As teorias mais antigas sobre portfólios e precificação de ativos são conhecidas como Teoria da Carteira de Markowitz e Modelos *Martingale*. A teoria de Markowitz busca mostrar como se processam as decisões de investimentos em ativos, sob condições de risco²; enquanto que o modelo *Martingale* estabelece que as alterações de preços dos ativos não podem ser previstas de forma sistemática. Este último modelo está ligado ao conceito de eficiência de mercado. O fato de modelos como o *Martingale* não permitirem previsões de preços de forma sistemática, torna o presente trabalho mais relevante. Nosso objetivo não é, portanto, prever o preço dos ativos no futuro, mas sim desenvolver uma estratégia de investimento alternativa a *buy and hold* que permita aumentar a rentabilidade do investimento.

Talvez o modelo *Martingale* (*Martingale Model*), cuja origem está ligada a história dos jogos e início da teoria da probabilidade, seja o pioneiro na modelagem de preço de ativos financeiros. A essência de um processo estocástico do tipo de *Martingale* é

$$E[P_{t+\Delta} | P_t, P_{t-\Delta}, \dots] = P_t \quad (2.1.1)$$

ou, de forma equivalente,

$$E[P_{t+\Delta} - P_t | P_t, P_{t-\Delta}, \dots] = 0. \quad (2.1.2)$$

onde P_t representa preço do ativo no tempo t , Δt é a unidade de tempo ou *trading time* (tempo de negociação)³. Desta forma, a hipótese de *Martingale* (equação 2.1.1) diz que o preço esperado para o tempo $t+1$, condicionado aos valores passados, é equivalente ao preço no tempo t . Segundo a equação (2.1.2), espera-se que a variação do preço do ativo, condicionada aos valores já ocorridos, seja nula. Isto significa que a probabilidade do preço

² Maiores detalhes ver Markowitz (1952 e 1959).

³ Esta unidade é conhecida em finanças como o intervalo de tempo entre a abertura e o fechamento do pregão em uma Bolsa de Valores Mobiliários.

aumentar ou reduzir é idêntica, ou seja, se os preços são processos estocásticos do tipo *Martingale*, mudanças nos preços devem ser aleatórias.

Em termos de previsão, o modelo *Martingale* revela que o melhor previsor para o preço do ativo no dia seguinte (P_{t+1}) é o preço no momento corrente (P_t). A condição de que P_t é o melhor previsor linear é baseada em dois conceitos: a Lei das Expectativas Interadas e a Propriedade Markov do preço do ativo⁴.

A condição de *Martingale* é tida como uma condição necessária para a hipótese de mercados eficientes, onde o preço do ativo reflete toda a informação disponível. Esta definição faz com que o valor esperado da variação de preços futuros condicional aos preços passados seja nulo. Desta forma, o mercado mais eficiente é aquele no qual as variações de preços são completamente imprevisíveis. Logo, o melhor previsor para o preço de um ativo k passos à frente é o preço corrente.

Como o presente trabalho visa analisar o desempenho das estratégias de investimento no mercado financeiro brasileiro, torna-se interessante testar a eficiência deste mercado, uma vez que, se o mercado financeiro não é eficiente, então há possibilidade de ganhos excessivos⁵ utilizando a arbitragem, pois os agentes não estão sendo capazes de processar as informações de forma eficiente e imediata. Caso os agentes estejam processando as informações de forma eficiente e imediata, nenhuma informação no tempo pode ajudar a melhorar a previsão dos retornos (independência entre informações futuras e correntes).

Supondo eficiência de mercado, ou seja, que P_t já incorpora todas as informações e a única maneira de ocorrer uma alteração no preço entre o tempo t e $t+1$ seja devido à chegada de novas informações ou choques não previstos, então temos a seguinte equação para os erros de previsão dos retornos das ações

$$\varepsilon_{t+1} = R_{t+1} - E_t(R_{t+1}). \quad (2.1.3)$$

Aplicando a esperança matemática em ambos os lados da equação (2.1.3), obtemos

$$E_t[\varepsilon_{t+1}] = E_t[R_{t+1}] - E_t[E_t(R_{t+1})] = E_t[R_{t+1}] - E_t[R_{t+1}] = 0, \quad (2.1.4)$$

Isso implica que na média, a diferença entre os retornos esperados e os verdadeiros é nula. Segundo a equação (2.1.4), o investidor pode obter altos retornos ou prejuízos em relação ao retorno de equilíbrio em alguns períodos específicos, mas a média da série de retornos deve convergir para zero.

Observa-se que para testar a hipótese de eficiência de mercado é necessário um modelo econômico de como os investidores determinam os retornos esperados. O modelo de passeio aleatório (RW), é a representação mais utilizada nos testes de previsibilidade de retornos. Sua representação, equação (2.1.5), pode ser relacionada ao processo *Martingale* discutido acima.

$$P_t = \mu + P_{t-1} + \varepsilon_t. \quad (2.1.5)$$

Este modelo de passeio aleatório mostra que a dinâmica do preço da ação no tempo t , (P_t), é representado por um termo de mudança esperada ou *drift* (μ), pelo preço da ação no

⁴ Maiores informações sobre estes conceitos podem ser vistas em Campbell, Lo e MacKinlay (1997) e Hamilton (1994).

⁵ Se o mercado financeiro é eficiente então não há nenhuma forma de obter um retorno que exceda o preço de mercado, ou seja, não existe ganho excessivo.

período anterior (P_{t-1}) e um componente de erro imprevisível (ε_t). Baseando-se em restrições sobre o comportamento do termo ε_t , Campbell, Lo e Mackinley (1997) definem três versões do modelo de passeio aleatório: RW1, RW2 e RW3.

O RW1 é uma versão do modelo de passeio aleatório que segue a dinâmica dada pela equação (2.1.5), onde $\varepsilon_t \sim IID(0, \sigma^2)$. O RW1 é mais restritivo do que o modelo *martingale*, pois a independência implica não somente que os incrementos (ε_t) são não-correlacionados, mas que qualquer função não-linear deles também será não-correlacionada. Apesar da simplicidade do modelo RW1, observa-se que a pressuposição de idêntica distribuição dos incrementos não é plausível para as séries de preços financeiros reais sobre um intervalo de tempo significativo, uma vez que essa hipótese exclui a possibilidade de mudanças estruturais no processo gerador dos dados. Assim, uma versão menos restritiva e mais adequada é a do RW2, onde se impõe apenas que os incrementos sejam independentes. Este relaxamento mantém a propriedade economicamente mais interessante do *random walk IID*, a não previsibilidade. No entanto, permite mudança de volatilidade não condicional como as dos modelos de mudança markoviana.

Uma versão mais geral da hipótese de passeio aleatório é a do RW3, que relaxa o pressuposto de independência do RW2, mas exige que os incrementos ε_t sejam não-correlacionado⁶. Por ser menos restritivo e o mais testado, o presente trabalho aplica o teste para verificar a hipótese do RW3.

2.2 Modelos de Mudança Markoviana

Esta seção mostra de forma breve o modelo de mudança markoviana que será utilizado para desenvolver estratégias de investimento. Estas estratégias utilizam as probabilidades “filtradas” para tentar captar os retornos positivos que não são possíveis prever de forma sistemática, como afirma o modelo *Martingale*. Segundo a equação (2.1.4), o investidor pode obter altos retornos ou prejuízos em relação ao retorno de equilíbrio em alguns períodos específicos. Assim, espera-se que o modelo Markov filtre os períodos de altos retornos e indique o grau de risco relacionado a esses retornos.

Os modelos de vetores auto-regressivos ou modelos VAR(p), receberam grande atenção desde o trabalho de Sims (1980), tornando-se bastante populares dentro da macroeconomia empírica. A classe MSVAR vem fornecer estimativas de modelos VAR(p) com mudança de regime. No ano de 1989, Hamilton desenvolve um estudo sobre ciclos de negócios dos EUA baseando-se nas cadeias de *Markov*. Após seu segundo trabalho, Hamilton (1990), o assunto recebe mais atenções. A partir destes trabalhos, percebe-se um enorme interesse nestes modelos de mudanças de regime e, principalmente, em suas aplicações empíricas nas áreas de macroeconomia e finanças. Krolzig (1997), além de demonstrar seu interesse no assunto, desenvolve uma classe de modelos auto-regressivos com mudança markoviana de estado (regime), isto é, os modelos *Markov-switching vector autoregressive model*, também conhecidos na literatura econométrica por modelos MS(M)-VAR(p)⁷.

Quando o sistema esta sujeito a mudança de regime, os parâmetros θ de um processo VAR(p) tornam-se variantes no tempo. Contudo é possível que os parâmetros sejam constantes quando condicionados a uma variável não observada. Esta última indica o regime

⁶ Um exemplo de um processo que satisfaz RW3, mas não satisfaz o RW1 e RW2, é o processo no qual $Cov(\varepsilon_t, \varepsilon_{t-k}) = 0 \quad \forall k \neq 0$ mas $Cov(\varepsilon_t^2, \varepsilon_{t-k}^2) \neq 0$ para algum $k \neq 0$. As séries financeiras que segue o modelo tipo ARCH podem satisfazer o comportamento de RW3.

⁷ Um entendimento mais detalhado da metodologia e do assunto pode ser encontrado nos trabalhos de Hamilton (1989, 1990 e 1994), Krolzig (1997 e 1998) e Kim & Nelson (1999).

que prevalece em t , s_t . Uma forma simplificada seria supor um modelo autorregressivo de primeira ordem sujeito a mudanças no parâmetro autorregressivo, ou seja,

$$\begin{aligned} Y_t &= \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_{1t} \text{ se } s_t = 1 \\ Y_t &= \phi_2 Y_{t-1} + \varepsilon_{2t} \text{ se } s_t = 2. \end{aligned} \quad (2.2.1)$$

As equações em (2.2.1) mostram uma dinâmica em cada regime, isto é, o modelo restringe o processo a ser linear em cada estado, onde este é condicional e não observado, e somente um número discreto de estados são possíveis. Por isso, os MS(M)-VAR(p) pertencem à classe de modelos mais gerais conhecidos como *piecewise linear* (linear por partes).

O processo gerador dos dados ainda não está completo. Como os parâmetros das equações em (2.2.1) dependem do regime, que é assumido ser estocástico e não observado, um processo gerador dos regimes, s_t , deve ser formulado para que se possa inferir dos dados a evolução destes estados. Uma característica especial do modelo *Markov-switching* é a hipótese de que os regimes não observados são gerados por um processo estocástico markoviano com tempo e estados discretos e definido pelas probabilidades de transição,

$$p_{ij} = \Pr(s_{t+1} = j | s_t = i), \quad \sum_{j=1}^M p_{ij} = 1 \quad \forall i, j \in \{1, \dots, M\}. \quad (2.2.2)$$

Mais precisamente, assume-se que s_t segue um processo markoviano ergódico e irredutível com M estados e uma matriz de transição,

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1M} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{M1} & p_{M2} & \cdots & p_{MM} \end{bmatrix}, \quad (2.2.3)$$

onde $p_{iM} = 1 - p_{i1} - \dots - p_{i,M-1}$ para $i = 1, \dots, M$.

As hipóteses de ergodicidade e irredutibilidade são essenciais para as propriedades dos modelos MS(M)-VAR(p). Uma cadeia de *Markov* é dita ser ergódica se um dos autovalores da matriz de transição P for igual a 1 e todos os outros estiverem dentro do círculo unitário. Este pressuposto implica na existência de uma distribuição de probabilidades estacionária ou não condicional dos estados. Se todos os regimes possuem uma probabilidade não condicional positiva, então a cadeia é dita ser irredutível, o que faz com que todos os estados se relacionem.

3. Análise preliminar do comportamento das séries financeiras

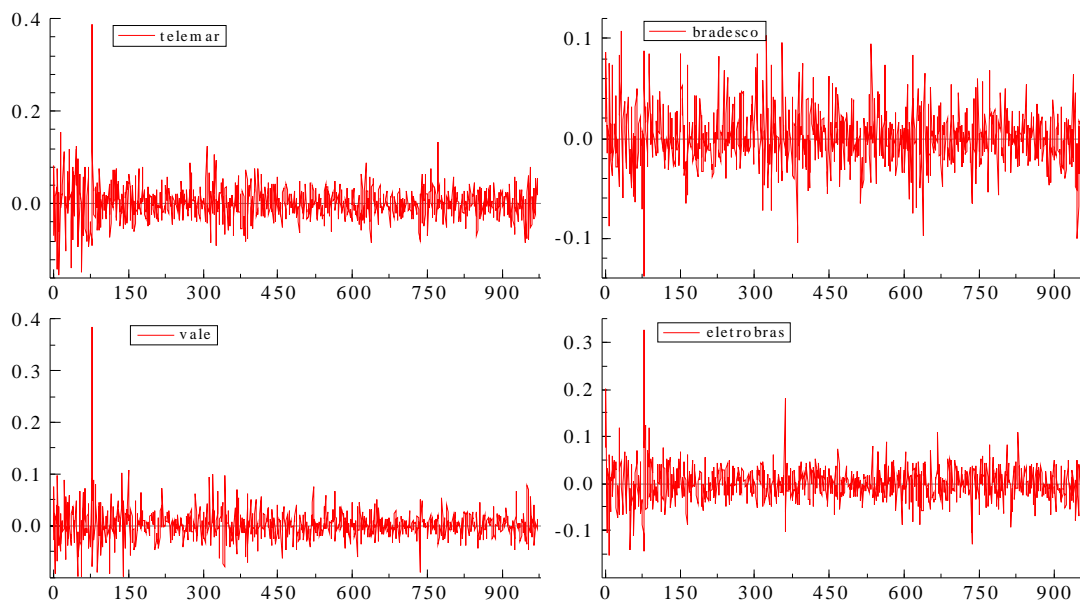
O preço de uma ação no mercado financeiro é o reflexo das condições vigentes e esperadas da economia interna e externa (se o mercado é aberto ao capital externo) e das condições específicas da firma ou do seu setor econômico. Apesar do preço da ação ser de grande interesse para o investidor, a maior parte da atenção na área de finanças e de economia financeira se refere aos retornos. Segundo Campbell, Lo e MacKinlay (1997, p. 09), seja por razões teóricas ou empíricas, esta importância está no fato de os retornos terem propriedades

estatísticas mais significativas do que os preços em si, como por exemplo, a estacionariedade e ergodicidade.

É sabido que o retorno pode ser calculado a *posteriori*. Entretanto, se visto a partir do instante t , seu valor é incerto, pois existem incertezas quanto aos preços futuros de mercado e de possíveis dividendos. Um ambiente de incerteza gera oscilações nos preços e, por sua vez, nos retornos. Isso leva os investidores a fazer uso de técnicas estatísticas e de teoria das distribuições, de forma a ter algum indício do comportamento futuro dos retornos. O retorno é uma grandeza relativa, independente da unidade monetária, fato não observado nos preços das ações. Dada esta característica do retorno, é possível fazer comparações deste entre os diversos mercados e ativos financeiros. Outra característica importante dos retornos é a de que eles são geralmente estacionários.

Muitas das séries de tempo econômicas exibem uma ou mais das seguintes características: tendência, sazonalidade, observações atípicas, *clusters* de *outliers* e não-linearidade (Franses, 1998). Neste trabalho, procura-se focar mais atenção nas últimas três, por se tratar de séries de tempo financeiras. Na verdade, tenta-se descrever algumas das características apresentadas por séries de tempo financeiras, as quais sugerem a aplicação de modelos não-lineares em vez dos lineares.

Figura 3.1
Retornos das ações da Telemar, Eletrobrás, Bradesco e Vale do Rio Doce
22/09/1998 a 27/08/2002.



Inicia-se com um estudo do comportamento estatístico dos preços das ações e de seus respectivos retornos, baseando-se nas séries dos ativos Bradesco (BBDC4), Telemar (TNLP4), Eletrobrás (ELET6) e Vale do Rio Doce (VALE5). Estas séries representam diversos setores da economia brasileira e foram escolhidas devido à sua importância e liquidez no mercado financeiro brasileiro. As amostras do presente estudo consistem em 971 observações diárias referente ao período de 22/09/1998 a 27/08/2002, obtidas na Economática. Cabe ressaltar que este período reflete algumas das principais crises financeiras ocorridas desde a implantação do Plano Real, como a crise da Rússia, do Brasil e da Argentina.

A Figura 3.1 mostra o comportamento das séries de logaritmo-retornos. As estatísticas descritivas destas séries são apresentadas na Tabela 3.1.

Uma das suposições usuais na literatura de finanças é a de que os retornos, R_t , são variáveis aleatórias normalmente distribuídas com média μ e variância σ^2 . Os valores da curtose e da simetria para uma distribuição normal equivalem a 3 e 0, respectivamente. Analisando as estimativas da Tabela 3.1, percebe-se que as curtoses de todas as séries são maiores que o valor da distribuição normal. A curtose que mais se aproxima do valor da normal é a das ações do Bradesco, enquanto que a curtose das ações da Vale do Rio Doce é a que mais se distancia do valor 3⁸. Já a simetria, de ambas as séries de retornos, são positivas⁹. A não normalidade é mostrada pela estatística de Jarque Bera, que rejeita a hipótese nula de retornos normais em todos os casos, revelando a possibilidade dos modelos não-lineares serem mais adequados para descrever o comportamento dos retornos das ações BBDC4, TNLP4, ELET6 e VALE5.

Tabela 3.1
Estatísticas descritivas dos retornos das ações

	BRADESCO	ELETROBRÁS	TELEMAR	VALE
Média	0.001042	0.000241	0.000769	0.001703
Mediana	0.000000	0.000000	-0.000481	0.000000
Máximo	0.107860	0.325423	0.390278	0.385051
Mínimo	-0.138150	-0.152240	-0.155484	-0.098340
Desvio padrão	0.029151	0.036695	0.037784	0.029317
Simetria	0.081843	0.808919	1.118386	2.415024
Curtose	4.472557	11.19840	15.48468	33.66313
Jarque-Bera	88.81482	2825.251	6508.549	38983.91
P-value	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

Obs.: valores estimados no Eviews 4. O período amostral é de 23 de setembro de 1998 até 27 de agosto de 2002, que equivale a 970 observações diárias.

Tabela 3.2
Correlação entre o quadrado do retorno no dia t e o retorno em $t-1$

Ativos	Bradesco	Telemar	Vale	Eletrobrás
$Corr(R_t^2, R_{t-1})$	-0.0219	-0.0634	0.0691	-0.0709

Outra característica interessante dos retornos das ações, é que períodos de grandes volatilidades tendem a ser desencadeados por quedas nos retornos. A Tabela 3.2 contém estimativas da correlação entre o quadrado do retorno no dia t e o retorno no dia $t-1$ para as ações. As correlações negativas ilustram a idéia de que alta volatilidade freqüentemente segue próxima a uma redução do retorno, ou seja, existe um grau de associação linear negativo entre alta volatilidade e redução do retorno. Essa característica não é observada somente para os retornos das ações da Vale do Rio Doce.

A Figura 3.2 apresenta a média móvel e o desvio-padrão móvel de 31 dias dos log-retornos das ações da Eletrobrás, Bradesco, Vale do Rio Doce e Telemar. Em alguns casos,

⁸ Isto reflete a existência de caudas mais pesadas na distribuição de probabilidades destas séries, em relação a cauda correspondente a uma distribuição normal. Deste modo, excesso de curtose revela que valores extremos (ganhos e perdas significativos) são mais freqüentes nessas séries do que seria esperado para uma variável normalmente distribuída.

⁹ Isto implica que a cauda da direita da distribuição é maior que a da esquerda ou que retornos positivos tendem a ocorrer com maior freqüência do que os retornos negativos.

percebe-se que uma média baixa dos retornos é seguida por uma volatilidade alta. Contudo, na maioria das vezes, quando a volatilidade medida pelo desvio-padrão aumenta, a média aumenta. Esses resultados indicam uma possível existência de regimes de alta volatilidade e retornos em média positivos e outro regime de baixa volatilidade e retornos em média menores ou até negativos. Indicadores disto são as correlações entre as séries da média móvel e do desvio-padrão móvel apresentadas na Tabela 3.3 Os resultados mostram correlações positivas para ambas as séries financeiras, de tal forma que, quando a média aumenta, a volatilidade aumenta e vice-versa. Este fato não é observado no trabalho de Almeida e Pereira (2000), que obtém uma correlação negativa para o Ibovespa.

Figura 3.2
Média móvel e desvio-padrão móvel de 31 dias

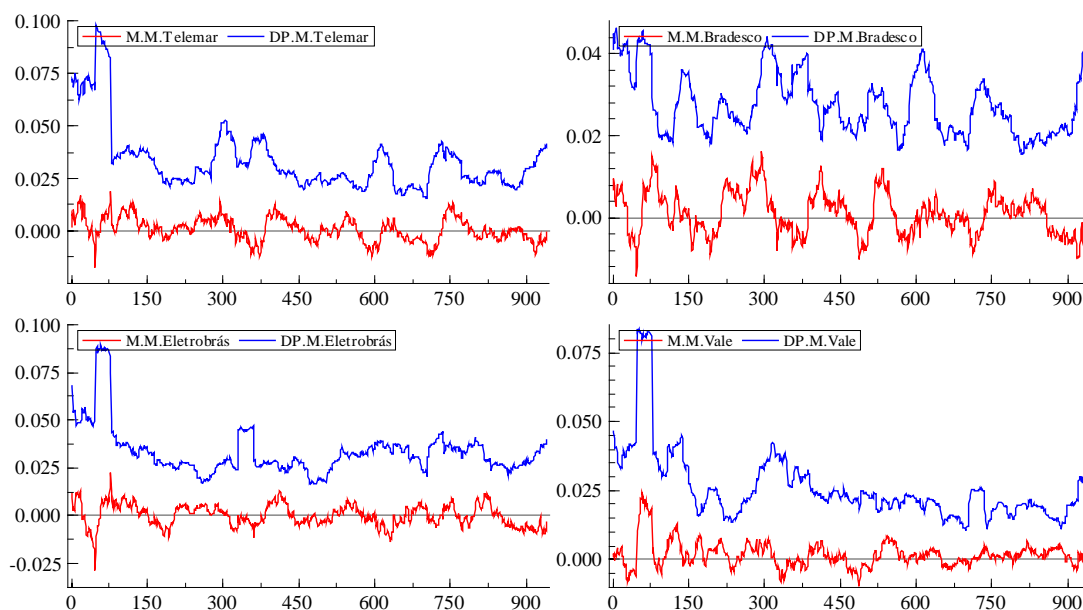


Tabela 3.3
Correlação entre a média móvel e desvio-padrão móvel de 31 dias

Ativos	Bradesco	Telemar	Vale	Eletrobrás
$Corr(M.M., DP.M.)$	0.055327	0.282526	0.499726	0.067151

Os aspectos analisados nas séries financeiras dão evidências de que o modelo gerador dos dados não pode ser considerado estável, simplesmente porque os modelos lineares não são capazes de gerar dados que tenham essas características.

Os histogramas das séries financeiras apresentados na Figura 3.3 mostram a multimodal na densidade empírica das séries dos preços em logaritmo, o que sugere a não estacionariedade das mesmas. Desta forma, aplica-se testes de raiz unitária e o teste de medida de persistência.

O teste ADF (Augmented Dickey-Fuller) foi construído com tendência e intercepto na equação de teste e estimada com defasagem inicial de 30 lags. Esta especificação mostrou-se significativa apenas na equação do lnVale, pois a tendência não foi significativa nas demais. O número de lags selecionado pelos critérios de seleção Akaike (AIC) e Schwartz (SC) e o

teste de raiz unitária, encontram-se na Tabela 3.4. Nota-se nesta tabela, pelos valores calculados, que não se pode rejeitar a hipótese de raiz unitária a um valor crítico de 1%, usando as especificações com constante e tendência na equação de teste, em ambos os critérios de seleção.

Figura 3.3
Estimativas das distribuições das séries de preços em logaritmo das ações do Bradesco, Telemar, Vale do Rio Doce e Eletrobrás

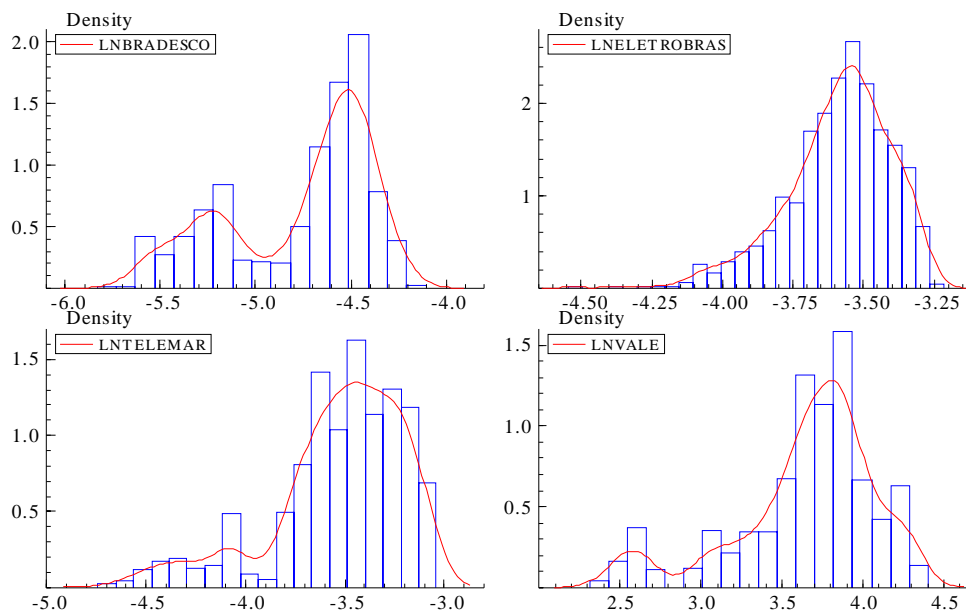


Tabela 3.4
Teste de Raiz Unitária - ADF

Variáveis	Modelo	Método de Seleção	Lags	Est. de Teste	1% ^a	5% ^a
LnBradesco	const. e trend	AIC	01	-2.317060	-3.9725	-3.4168
		SC	01	-2.317060	-3.9725	-3.4168
	constante	AIC	05	-1.976637	-3.4398	-2.8649
LnTelemar	const. e trend	AIC	23	-2.219370	-3.9727	-3.4169
		SC	01	-2.357897	-3.9725	-3.4168
	constante	AIC	23	-3.030054	-3.4400	-2.8650
LnVale	const. e trend	AIC	29	-2.669294	-3.9727	-3.4169
		SC	01	-2.636327	-3.9725	-3.4168
	constante	AIC	29	-2.332417	-3.4400	-2.8650
LnEletrobrás	const. e trend	AIC	01	-1.734324	-3.4398	-2.8649
		SC	01	-2.533954	-3.9725	-3.4168
	constante	AIC	05	-3.125048	-3.9725	-3.4168
		SC	01	-2.765709	-3.4398	-2.8649
		SC	01	-3.150548	-3.4398	-2.8649

Obs.: a - implica nos Valores Críticos. Testes calculados no Eviews 4.

Após observar esses resultados, estima-se um novo teste ADF apenas com intercepto, também apresentado na Tabela 3.4. Nota-se que as defasagens não se alteram

significativamente e que a presença de raiz unitária, a um valor crítico de 1%, se mantém para todas as séries. Contudo, ao considerar um nível crítico de 5%, as séries da Telemar, usando o critério AIC, e da Eletrobrás, usando o critério SC, mostram rejeição quanto à presença de uma raiz unitária.

Perron (1989 e 1994), alertam para o fato de que uma quebra estrutural pode induzir um teste, como o ADF, a aceitar a presença de raiz unitária quando este não é o caso. Essas quebras podem estar presentes na inclinação, no intercepto ou em ambos simultaneamente. Uma vez que as séries financeiras pesquisadas podem estar sujeitas a tais quebras, aplica-se o teste de raiz unitária de Perron (1997). Os testes de raiz unitária foram implementados na situação de quebra simultânea, ou seja, na inclinação e no intercepto. Os resultados dos testes encontram-se na Tabela 3.5, onde opta-se por uma defasagem máxima de 30 lags.

Os testes de raiz unitária Phillips-Perron com quebras simples não rejeitam a hipótese nula, ou seja, as séries em questão não são estacionárias. Como o teste de Phillips-Perron consiste em testar a presença de uma raiz unitária em variáveis com tendência, então deve-se levar em conta o valor t associado ao *trend*. Percebe-se que ele é significativo apenas para as equações de teste da Telemar e da Eletrobrás. Além disso, os testes podem estar viesados se os verdadeiros processos geradores dos dados possuem mais de uma quebra. Conforme Ohara (1996), a maioria das séries reais geralmente possuem mais de uma quebra estrutural. Este autor, dentre outros, desenvolve testes com quebras múltiplas, porém o presente trabalho não os aplica. Uma alternativa para tentar amenizar o problema seria dividir o período de estudo. Assim, opta-se por dividir o período, tomando-se como base a quebra selecionada endogenamente pelo teste de raiz unitária Phillips-Perron com quebras simples.

Tabela 3.5
Teste de Raiz Unitária com Quebra Simples – Phillips-Perron

Variáveis	Lags	Data da Quebra (TB) [*]	Estatística $t(\alpha=1)$ **	Tendência
LnBradesco	23	26/11/1999	-4.46418	4.63851e-005 (1.84435)
LnTelemar	20	16/12/1999	-3.79179	1.08142e-004 (2.60845)
LnEletrobrás	25	14/01/1999	-4.82593	-0.00162 (-4.50391)
LnVale	29	12/01/1999	-6.07087	-2.03322e-004 (-0.60306)

Obs.: Testes estimados no RATS. * data de quebra selecionada endogenamente pelo critério t-sig.

** Valores críticos a 1% e 5% implicam em -5.57 e -5.08 , respectivamente. () estatística t .

Após dividir o período¹⁰ e aplicar novamente o teste de raiz unitária com quebra simples, percebe-se a mesma conclusão. Isto é, os testes também confirmam a hipótese de que as séries BBDC4, TNLP4, ELET6 e VALE5 são não estacionárias. Entretanto, como os testes de raiz unitária são extremos, no sentido de que apenas indicam se um componente *random walk* está presente ou não em determinada série, alguns autores o questionam. Segundo Cochrane (1988), os testes de raiz unitária são muito sensíveis a existência de um componente permanente pequeno, de tal forma que eles tendem a não rejeitar a hipótese nula. Assim, ele propõe o teste da razão de variância.

Uma forma frequentemente utilizada em testes de eficiência de mercado é o teste de passeio aleatório III (RW3), que pressupõe incrementos não-correlacionados. O teste RW3 é aplicado pois, segundo Campbell, Lo e MacKinlay (1997) e Laurini e Portugal (2002), não é

¹⁰ Manteve-se em cada período um limite mínimo de 200 observações. Estes e a maior parte dos resultados podem ser vistos em Caetano (2003).

plausível pressupor que os incrementos nas séries de preços de ativos tenham mesma distribuição e sejam independentes em ambientes com mudanças estruturais e de aprendizado dos agentes.

Uma forma simplificada de se testar RW3, ou seja, eficiência fraca, é estimar a regressão

$$R_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_i R_{t-i} + \varepsilon_t,$$

onde a hipótese de eficiência se dará caso todos os coeficientes, β_i , sejam estatisticamente iguais a zero¹¹. Partindo deste conhecimento, procurou-se encontrar a regressão linear para as séries de retornos das ações Bradesco, Telemar, Eletrobrás e Vale do Rio Doce. Estas regressões tiveram, por sua vez, as defasagens escolhidas com base nos critérios de seleção Akaike (AIC), Schwartz (SC) e Hannan-Quinn (HQ), com uma defasagem inicial de 30 lags. O número de lags selecionado por cada critério e os resultados da estatística F, respectivo a cada série de retornos, se encontram na Tabela 3.6.

A estatística F revela a violação da hipótese de eficiência fraca de mercado para todos os casos, exceto para as ações da Vale do Rio Doce, ao rejeitar que as defasagens sejam não-correlacionadas, a um nível de significância de 5%.

Tabela 3.6
Teste de Passeio Aleatório III – RW3

Regressão dos Retornos	Método de seleção	Lags	Teste F(p, n)	P-Valor
Bradesco	AIC	05	4.434049	0.000535
	SC e HQ	01	13.79949	0.000215
Telemar	AIC	20	3.117897	0.000005
	SC	00	-	-
	HQ	04	3.675610	0.005591
Eletrobrás	AIC e HQ	05	4.895502	0.000198
	SC	00	-	-
Vale do Rio Doce	AIC	04	2.412873	0.047469
	SC e HQ	00	-	-

Obs.: Valores estimados no Eviews 4.

Existem na literatura vários testes de eficiência de mercado. Dentre estes, o teste da *Variance Ratio* (Razão de Variância) é o mais aplicado. O teste proposto por Cochrane (1988) tenta medir o grau de persistência de inovações do *random walk*, onde a estatística da Razão da Variância é determinada por

$$VR(k) = \frac{Var(R_t - R_{t-k})}{k \cdot Var(R_t - R_{t-1})}$$

que, sob a hipótese nula de RW 1, 2 e 3, deve equivaler a 1. De forma a testar a hipótese nula de passeio aleatório, aplica-se o teste da Razão de Variância derivado por Lo e MacKinlay (1988, 1989), que é consistente na presença de heteroscedasticidade.

A primeira coluna da Tabela 3.7 mostra o número de dias testados; a segunda coluna, o valor da Razão de Variância calculada; a terceira coluna, a estatística de teste e a quarta

¹¹ Este teste pode ser aplicado de forma semelhante ao tradicional teste F(p, n), onde n é o número de observações e p o número de defasagens.

coluna, mostra o p-valor para a rejeição da hipótese nula de *random walk*. Calcula-se a Razão de Variância com o objetivo maior de analisar a existência de um poder de previsão, tanto em períodos curtos quanto em períodos mais longos de tempo. Pelos p-valores, não se rejeita a 10, 5 ou 1% de significância, a hipótese de passeio aleatório para qualquer uma das séries financeiras. A que mais se aproxima de ser rejeitada é a série da Eletrobrás, a 17% de significância, para o intervalo de 100 dias. Isso seria uma evidência da impossibilidade de poder de previsão nos períodos considerados, o que vai de encontro com a hipótese de eficiência fraca de mercado representada pelo *random walk*.

Tabela 3.7
Teste da Razão de Variância robusto

Bradesco			
Dias	VR	Psi	p-valor
5	1,1106	1,2815	0,2000
10	0,9624	-0,2994	0,7646
20	0,9400	-0,3380	0,7354
50	0,9333	-0,2420	0,8088
75	0,7786	-0,6436	0,5198
100	0,6514	-0,8874	0,3748
Telemar			
Dias	VR	Psi	p-valor
5	0,9649	-0,3214	0,7479
10	0,8303	-1,0828	0,2789
20	0,7615	-1,0779	0,2811
50	0,6907	-0,8927	0,3720
75	0,6586	-0,7930	0,4278
100	0,5567	-0,9075	0,3641
Eletrobrás			
Dias	VR	psi	p-valor
5	1,0192	0,1632	0,8704
10	0,8248	-1,0624	0,2880
20	0,7905	-0,9473	0,3435
50	0,6830	-0,9795	0,3273
75	0,5276	-1,1911	0,2336
100	0,3832	-1,3733	0,1697
Vale do Rio Doce			
Dias	VR	psi	p-valor
5	0,8966	-0,8833	0,3771
10	0,8607	-0,8255	0,4091
20	0,8598	-0,6127	0,5401
50	0,5791	-1,2227	0,2214
75	0,6002	-0,9498	0,3422
100	0,5244	-0,9926	0,3209

Obs.: Valores estimados no Matlab.

A visualização da Figura 3.3, que mostra as densidades empíricas dos preços das ações, dão a intuição de que a distribuição não seja IID, pois parece indicar a existência de mais de um estado no processo das séries. De forma a testar se as séries são seqüências IID, estima-se a estatística BDS de Brock, Dechert e Sheinkman (1987). O teste BDS é um teste de portmanteau baseado na dependência das séries de tempo. Ele pode ser usado para testar uma variedade de desvios da independência, incluindo a dependência linear, dependência não-linear ou caos. O teste BDS também pode ser aplicado para as séries de resíduos estimados, de forma a testar se os resíduos são independentes. As estatísticas BDS rejeitam, a qualquer nível de significância, que os retornos das ações do Bradesco, da Telemar, da Eletrobrás e da

Vale do Rio Doce sejam independentes (Caetano, 2003). Com isso, rejeita-se também a possibilidade das séries serem seqüências IID e, portanto um RW1 ou RW2.

Com o objetivo de testar se existe alguma dependência não-linear nas séries que não foi avaliada pelo modelo ARMA linear, estimado através das equações apresentadas na Tabela 3.6, aplica-se o teste BDS sobre os resíduos das regressões. Nesse caso, a hipótese nula é a de que um modelo linear autoregressivo é suficiente para modelar a estrutura de dependência existente na média, contra a hipótese alternativa da existência de alguma estrutura não-linear ainda presente nos resíduos do modelo testado. Os resultados rejeitam a possibilidade de que o modelo linear seja suficiente para capturar a estrutura de dependência que existe na média. Isso implica a necessidade de testar um modelo não-linear, pois pode existir uma estrutura não linear na média e/ou na variância que esteja impossibilitando um bom ajustamento do modelo linear. Tal procedimento é aplicado na próxima seção.

4. Estimação dos Modelos Markovianos

A presente seção visa estimar os modelos markovianos que além de modelar o comportamento das séries, fornecerão as probabilidades filtradas necessárias para o desenvolvimento das estratégias de investimentos.

Existe, um crescente uso dos modelos de *Markov switching* em séries macroeconômicas e financeiras. A aplicação destes, em econometria, iniciou-se com o modelo de Goldfeld e Quandt (1973), mas foram os trabalhos de Hamilton (1989 e 1990), que tiveram maior influencia nesta área. Fora os trabalhos tradicionais de Goldfeld e Quandt e de Hamilton, também pode-se citar Garcia e Perron (1996), que tentam modelar as mudanças de regime na taxa de juros americana e Hamilton e Susmel (1994), que propuseram um modelo com mudanças discretas no processo que governa a volatilidade. Uma área de grandes aplicações dos modelos de mudança markoviana é a de ciclos econômicos. Dentre essas, pode-se citar os trabalhos de Kim e Nelson (1998), Krolzig (1997) e outros, que conseguem capturar os fatos estilizados da existência de quebras nas séries e a de co-movimentos entre as variáveis.

Algumas vezes, os mercados financeiros parecem estar bastante calmos e em outras altamente voláteis. Segundo Hamilton & Susmel (1994), descrever como esta volatilidade muda ao longo do tempo é importante, pois o risco de um ativo é um dos fatores que determinam seu preço. Laurini e Portugal (2002), mostram que o modelo de mudança markoviana é adequado para a modelagem da estrutura existente na série de log-retornos do câmbio brasileiro. Por sua vez, Pereira, Hotta, Souza e Almeida (1999), apresentam uma comparação empírica das estimativas da volatilidade de três séries financeiras brasileiras, usando os modelos da família XARCH, volatilidade estocástica e os modelos de mudança markoviana na volatilidade (SWARCH). Enquanto isto, Almeida e Pereira (1999) aplicam os modelos SWGARCH ao Ibovespa de forma a comparar com os modelos GARCH tradicionais. Quanto à estratégia de investimentos, pode-se citar os trabalhos de Eftekhari (1997) e Almeida e Pereira (1999 e 2000), que propõem regras de mercado. Trabalhos estes que servem de ponto de partida para o presente estudo.

A aplicação desses modelos deve-se às características presentes nas séries de log-retornos e à existência de possíveis mudanças estruturais no mecanismo gerador das séries financeiras. Além disso, existem na literatura indícios de que os modelos não-lineares são mais apropriados que os lineares para explicar o comportamento de séries financeiras.

4.1 Estimação dos modelos MS(M)-AR(p)

Aplica-se aqui uma estratégia que parte do geral para o específico para encontrar as especificações mais adequadas aos log-retornos das ações do Bradesco, da Telemar, da

Eletrobrás e da Vale do Rio Doce¹². Isto é, parte-se de um modelo MSIAH(8)-AR(10) geral, onde os parâmetros de intercepto, autoregressivos e variância dependem do regime no qual a economia se encontra¹³. Como se sabe, a determinação do número de regimes, que é essencial na modelagem, tem uma complexa e demorada busca¹⁴. Dessa forma, opta-se pelos critérios de informação Akaike e Schwartz e pela aplicação de testes de especificação para verificar a necessidade de um regime adicional para determinar o número ótimo de regimes¹⁵.

Tabela 4.1.1
Estratégia geral para o específico

Bradesco						
Regimes (M)	Log Likelihood	AIC – 10 lags		Log Likelihood	SC – 0 lags	
		AIC	SC		AIC	SC
08	2252.2700	-4.3710	-3.6010	2134.3081	-4.2478	-3.8861
07	2242.7672	-4.4053*	-3.7671	2128.7409	-4.2693	-3.9879
06	2200.0662	-4.3664	-3.8497	2127.2425	-4.2950	-4.0840
05	2172.6242	-4.3551	-3.9499	2121.3242	-4.3076	-4.1568
04	2150.0846	-4.3498	-4.0459	2119.2543	-4.3239	-4.2234
03	2128.8834	-4.3431	-4.1304	2118.1480	-4.3381*	-4.2778
02	2094.0272	-4.3039	-4.1722*	2104.5603	-4.3225	-4.2923*
Vale do Rio Doce						
Regimes (M)	Log Likelihood	AIC – 06 lags		Log Likelihood	SC – 01 lags	
		AIC	SC		AIC	SC
08	2339.7977	-4.6006	-3.9948	2271.6264	-4.5188	-4.1166
07	2330.0770	-4.6261*	-4.1313	2269.8873	-4.5503	-4.2335
06	2293.4816	-4.5917	-4.1979	2263.6456	-4.5683	-4.3270
05	2273.6266	-4.5878	-4.2849	2247.9495	-4.5628	-4.3868
04	2256.5532	-4.5856	-4.3635	2245.5036	-4.5804	-4.4597
03	2255.5799	-4.6126	-4.4611*	2238.2138	-4.5839*	-4.5085*
02	2198.7017	-4.5196	-4.4287	2198.1371	-4.5157	-4.4755
Telemar						
Regimes (M)	Log Likelihood	AIC – 08 lags		Log Likelihood	SC – 0 lags	
		AIC	SC		AIC	SC
08	2070.1252	-4.0169*	-3.3291	1969.3721	-3.9081	-3.5463
07	2025.9939	-3.9751	-3.4087	1975.3578	-3.9534	-3.6720
06	2000.0481	-3.9669	-3.5117	1971.2185	-3.9737	-3.7627
05	1989.0158	-3.9855	-3.6315	1967.1448	-3.9900	-3.8393
04	1959.1566	-3.9609	-3.6979	1965.1903	-4.0066*	-3.9061
03	1950.8057	-3.9768	-3.7947	1955.4623	-4.0030	-3.9427*
02	1927.6073	-3.9576	-3.8464*	1926.3138	-3.9553	-3.9252
Eletrobrás						
Regimes (M)	Log Likelihood	AIC – 09 lags		Log Likelihood	SC – 0 lags	
		AIC	SC		AIC	SC
08	2052.1069	-3.9670	-3.2381	1952.7311	-3.8738	-3.5121
07	2054.0511	-4.0230	-3.4207	1952.4894	-3.9063	-3.6249
06	2019.2162	-3.9984	-3.5125	1951.4278	-3.9329	-3.7219
05	2005.2782	-4.0131	-3.6335	1944.3990	-3.9431	-3.7924
04	2042.5155	-4.1300*	-3.8465*	1933.2285	-3.9407	-3.8403
03	1953.8723	-3.9810	-3.7836	1922.4069	-3.9349	-3.8746
02	1928.0211	-3.9585	-3.8370	1920.6579	-3.9437*	-3.9135*

Obs.: valores obtidos no programa Ox.

¹² Esta estratégia é tomada devido ao extenso tempo empregado na busca dos modelos e pelo motivo da distribuição do teste do número de estados não ser uma distribuição padrão.

¹³ Os modelos foram estimados através do algoritmo EM na forma do filtro BHLK (Baum-Lindgren-Hamilton-Kim) usado no software MSVAR de Krolzig. Maiores informações podem ser obtidas nas citações do autor.

¹⁴ Maiores detalhes ver Hansen (1992), Garcia e Perron (1991).

¹⁵ Estes critérios também podem ser vistos em Laurini e Portugal (2002 e 2003).

A investigação do número de regimes, baseando-se nos critérios AIC e SC, inicia-se com a escolha do número de defasagens, p , determinado pelos mesmos critérios de seleção. O modelo MSIAH(8)-AR(p) geral foi estimado inicialmente com 10 lags. Os resultados apresentados na Tabelas 4.1.1 evidenciam o fato do critério SC subestimar o número de lags, enquanto o AIC superestima, como é usual na literatura econométrica. Também, percebe-se que o uso dos critérios AIC e SC para determinar o número de regimes, não permitem uma conclusão clara. Ao levar em conta somente o critério AIC, o número de regimes para as séries dos log-retornos das ações do Bradesco, Telemar, Eletrobrás e Vale do Rio Doce seriam 7, 8, 2 e 3 estados, respectivamente. No caso do critério SC seriam 2, 3, 2 e 3 regimes, respectivamente. Dado a indeterminação deste critério, o presente trabalho usa o próximo método para decidir o número de regimes.

Segundo Laurini e Portugal (2002), a estatística BDS, que é um teste robusto na determinação da presença de estrutura ainda remanescentes na média e/ou na variância do processo, se mostra eficaz na verificação da especificação que propõe capturar toda a estrutura existente. Assim, o próximo passo consiste em aplicar o teste BDS aos resíduos dos modelos MSIAH(M)-AR(p). A estratégia agora parte do específico para o geral, ou seja, inicia-se com dois regimes e em seguida verifica-se a necessidade de um regime adicional. Se for necessário, passa-se a testar 3 regimes e assim sucessivamente. Diferentemente do primeiro método, este determina o número de regimes e em seguida busca o número de defasagens através dos critérios AIC e SC, partindo de um lag inicial de 10. Mas, também leva-se em consideração as defasagens determinadas pelo primeiro método.

4.2 Estimação e testes de especificação para retornos das ações do Bradesco

Aplica-se o segundo método descrito acima nos modelos MSIAH(2)-AR(1), MSIAH(2)-AR(0) e ao MSIAH(3)-AR(0), que tiveram lags selecionados pelos critérios AIC, SC e ambos, respectivamente. Também aplica-se aos modelos MSIAH(2)-AR(10) e MSIAH(3)-AR(10), onde as defasagens foram determinadas pelo primeiro método. Dentre estes, o MSIAH(3)-AR(10) é o que obtém melhores resultados nos testes de especificação, como mostram as Tabelas 4.2.1. e 4.2.2.

A Tabela 4.2.1 apresenta os resultados do teste BDS aplicado aos resíduos do modelo MSIAH(3)-AR(10). A estatística BDS não rejeita que os resíduos deste modelo com 3 regimes sejam IID, mostrando que o modelo MSIAH(3)-AR(10) é adequado para captar a estrutura existente na média e variância. Já os testes apresentados na Tabela 4.2.2 mostram que não é possível rejeitar as hipóteses de normalidade, ausência de autocorrelação, homoscedasticidade e ausência de erros do tipo ARCH para os resíduos padronizados, enquanto a Figura 4.2.1 apresenta uma análise dos resíduos do modelo.

Tabela 4.2.1
Teste BDS para os resíduos do modelo MSIAH(3)-AR(10)

Included observations: 961					
Dimension	BDS Statistic	Std. Error	z-Statistic	Normal Prob.	Bootstrap Prob.
2	9.40E-05	0.002025	0.046447	0.9630	0.9020
3	-0.000494	0.003213	-0.153666	0.8779	0.9660
4	0.000538	0.003820	0.140727	0.8881	0.8180
5	0.000792	0.003973	0.199430	0.8419	0.7540
6	0.001377	0.003824	0.360147	0.7187	0.6260

A necessidade de testar a especificação adequada, no que se refere à dependência da variável de estado, aparece ao procurar um modelo mais parcimonioso. O teste torna-se possível via o princípio da Razão de Verossimilhança, onde a estatística do teste equivale a

$2[\text{LogVerossimilhança (modelo irrestrito)} - \text{LogVerossimilhança (modelo restrito)}]$. Esta estatística segue uma distribuição $\chi^2(n)$, onde o número de graus de liberdade, n , corresponde à quantidade de restrições impostas. Testam-se os modelos MSI(3)-AR(10) e MSIH(3)-AR(10) contra MSIAH(3)-AR(10). A estatística do teste do modelo MSI(3)-AR(10) contra MSIAH(3)-AR(10) é $LR = 2[(2128.8834 - 2093.0054)] = 71.756$, enquanto a do modelo MSIH(3)-AR(10) contra MSIAH(3)-AR(10) é $LR = 2[(2128.8834 - 2109.2553)] = 39.2562$. Sob a hipótese de mesmo número de regimes e dos valores críticos de $\chi^2_{0,99}(22) = 40.29$ e $\chi^2_{0,99}(20) = 37.57$, respectivamente, rejeita-se a hipótese nula de que existe algum parâmetro independente dos regimes, a um nível de significância de 1%, para ambos os casos. Pelos testes LR, o modelo adequado e, portanto, estimado para os log-retornos das ações do Bradesco é o MSIAH(3)-AR(10), que obtém uma convergência forte após 89 interações. A matriz de transição e a persistência dos regimes deste modelo podem ser vistas na Tabela 4.2.3.

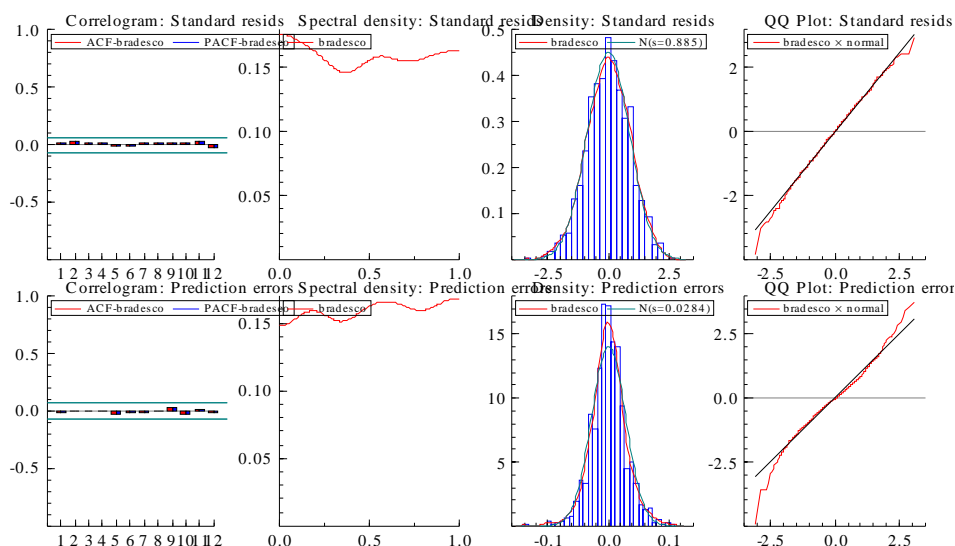
Tabela 4.2.2

Testes de especificação para os resíduos padronizados do modelo MSIAH(3)-AR(10)

Portmanteau (22)	Chi(12) = 28.3932 [0.01] *
Normality test	Chi(2) = 3.7297 [0.16]
Asymp.norm.test	Chi(2) = 3.7011 [0.16]
Hetero test	Chi(20) = 12.2153 [0.91]
Hetero-X test	Chi(65) = 48.3340 [0.94]
Hetero s.test	Chi(20) = 12.2144 [0.91]
Hetero-X s.test	Chi(65) = 48.3314 [0.94]
Arch test (5)	F-statistic = 0.708689 [0.62] Obs*R-squared = 3.55

Figura 4.2.1

Análise dos resíduos do modelo MSIAH(3)-AR(10)



Segundo a matriz de transição para a série de log-retornos das ações do Bradesco, uma vez no regime dois, a probabilidade de se permanecer neste regime é de aproximadamente 81%. Já a probabilidade de uma vez estar no regime um ou três e se manter nele é menor, ou seja, aproximadamente 34%.

Tabela 4.2.3
Matriz de transição e persistências dos regimes

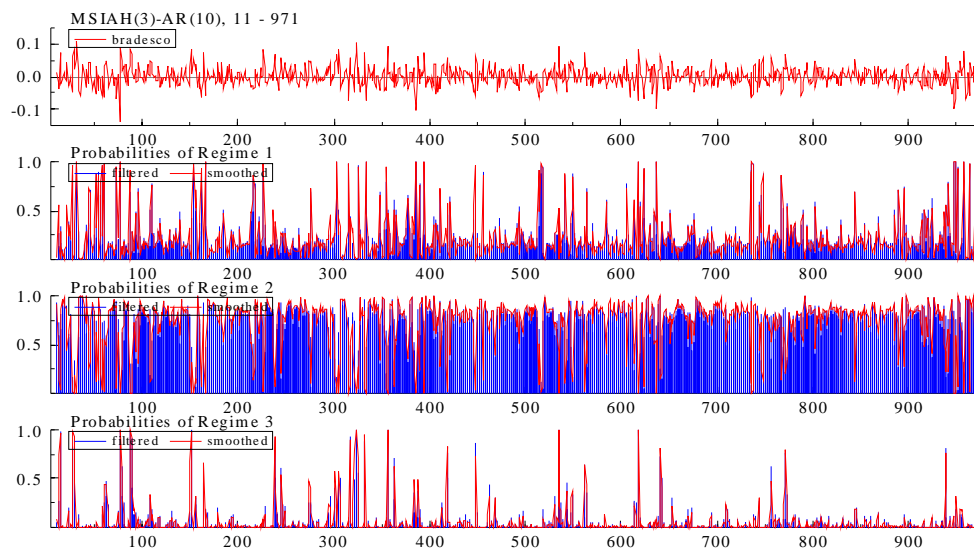
	Regime 1	Regime 2	Regime 3	NObs	Prob.	Duration
Regime 1	0.3433	0.5409	0.1158	213.5	0.2222	1.52
Regime 2	0.1701	0.8081	0.0218	686.9	0.7147	5.21
Regime 3	0.3862	0.2692	0.3445	60.6	0.0631	1.53

Neste modelo de três regimes, nota-se através das volatilidades medidas pelo desvio-padrão e das médias obtidas por $\mu(s_t) = \left(1 - \sum_{j=1}^{10} A_j(s_t)\right)^{-1} \cdot v(s_t)$, um regime de alta volatilidade e retornos em média de 4,6038% (estado 1), um regime de intermediária volatilidade e retornos em média de 0,0407% (estado 2) e um regime de baixa volatilidade e retornos em média de 2,6488% (estado 3).

Outra informação dos modelos de mudança markoviana é a duração média dos regimes. A duração esperada do regime j é dada por $E(D) = \sum_{j=1}^{\infty} jP[D = j] = (1 - p_{jj})^{-1}$. Os resultados, Tabela 4.2.3, mostram que as durações em média das altas, intermediárias e baixas volatilidades dos retornos das ações do Bradesco são de 1.52 (regime 1), 5.21 (regime 2) e 1.53 (regime 3). Percebe-se que o regime 2, de intermediária volatilidade, tem o período de maior persistência, com duração média de aproximadamente 5 dias. Já os períodos de alta volatilidade (regimes 1) e os de baixa volatilidade (regime 3) têm uma baixa persistência, aproximadamente 1.5 dias. A Tabela 4.2.3, também fornece o número de observações dentro dos regimes, associando a cada um dos estados uma probabilidade que é calculada pela divisão do número de observações de cada regime sobre total de observações. Os resultados indicam que existe uma maior probabilidade de valores futuros se encontrarem no segundo regime, isto é, num período de volatilidade intermediária.

Os coeficientes estimados e seus respectivos erros padrão e estatísticas t encontram-se na Tabela A.1. Pelas estatísticas t , percebe-se que nem todos os coeficientes são significativos dentro de cada regime, entretanto nota-se que o terceiro regime obteve a significância de quase todos seus parâmetros.

Figura 4.2.2
Probabilidades filtradas e suavizadas do MSIAH(3)-AR(10)



As representações gráficas das probabilidades filtradas e suavizadas do modelo MSIAH(3)-AR(10) são apresentadas na Figura 4.2.2. De acordo com as probabilidades suavizadas, percebe-se que nos períodos de maior volatilidade existe uma grande probabilidade de se estar no primeiro regime. Inicialmente, os retornos das ações do Bradesco encontram-se oscilando nos regimes de volatilidade intermediária e alta. Isto pode estar ligado às crises financeiras da Rússia, no segundo semestre de 1998, e do Brasil, no início de 1999. Os períodos de maior calma (menor volatilidade) não persistem por muito tempo, fato apresentado na Tabela 4.2.3, que mostra uma duração média de aproximadamente 2 dias, além de não ser muito observado em todo o período de estudo. A predominância dos regimes de alta volatilidade e, principalmente, do regime de volatilidade intermediária, pode estar ligada à crise financeira da Rússia (segundo semestre de 1998), a crise brasileira (início de 1999), ao início das oscilações na Argentina (segundo semestre de 2000) e depois as fortes variações das ações americanas ligadas ao setor de Internet e a eleição presidencial no Brasil (segundo semestre de 2002).

4.3 Estimação e testes de especificação para retornos das ações da Telemar

Aplica-se o segundo método que parte do específico para o geral aos modelos MSIAH(2)-AR(0), MSIAH(3)-AR(7) e MSIAH(3)-AR(0), que tiveram as defasagens selecionadas tanto pelo critério AIC quanto SC (primeiro modelo), AIC (segundo) e SC (terceiro). Também aplica-se aos modelos MSIAH(2)-AR(8) e MSIAH(3)-AR(8), onde os lags são determinados na estratégia que parte do geral para o específico. Dentre estes, o MSIAH(3)-AR(7) é o que obtém melhores resultados nos testes de especificação (Caetano, 2003).

Na busca de um modelo mais parcimonioso, também aplica-se o teste da Razão de Verossimilhança para os modelos MSI(3)-AR(7) e MSIH(3)-AR(7) contra MSIAH(3)-AR(7). A estatística do teste do MSI(3)-AR(7) contra MSIAH(3)-AR(7) é $LR = 2[(1959.5162 - 1871.0220)] = 176.9884$, enquanto a do modelo MSIH(3)-AR(7) contra MSIAH(3)-AR(7) é $LR = 2[(1959.5162 - 1952.5672)] = 13.898$. Sob a hipótese de mesmo número de regimes e de valores críticos de $\chi_{0,99}^2(16) = 32.00$ e $\chi_{0,95}^2(14) = 23.68$, respectivamente, rejeita-se no primeiro teste, a um nível de significância de 1%, a hipótese nula de que existe algum parâmetro independente dos regimes. Entretanto, no segundo teste LR aceita-se a hipótese nula, ou seja, o modelo MSIH(3)-AR(7) é preferível ao modelo geral. Assim, pelos testes LR, o modelo adequado e, portanto, estimado para os log-retornos das ações da Telemar é o MSIH(3)-AR(7), que obtém uma convergência forte após 29 interações.

Tabela 4.3.1
Teste BDS para os resíduos do modelo MSIH(3)-AR(7)

Included observations: 964					
Dimension	BDS Statistic	Std. Error	z-Statistic	Normal Prob.	Bootstrap Prob.
2	0.000681	0.001858	0.366710	0.7138	0.7480
3	0.000170	0.002948	0.057799	0.9539	0.9280
4	0.000701	0.003502	0.200212	0.8413	0.8200
5	0.000364	0.003641	0.099929	0.9204	0.8900
6	-0.000541	0.003502	-0.154591	0.8771	0.9060

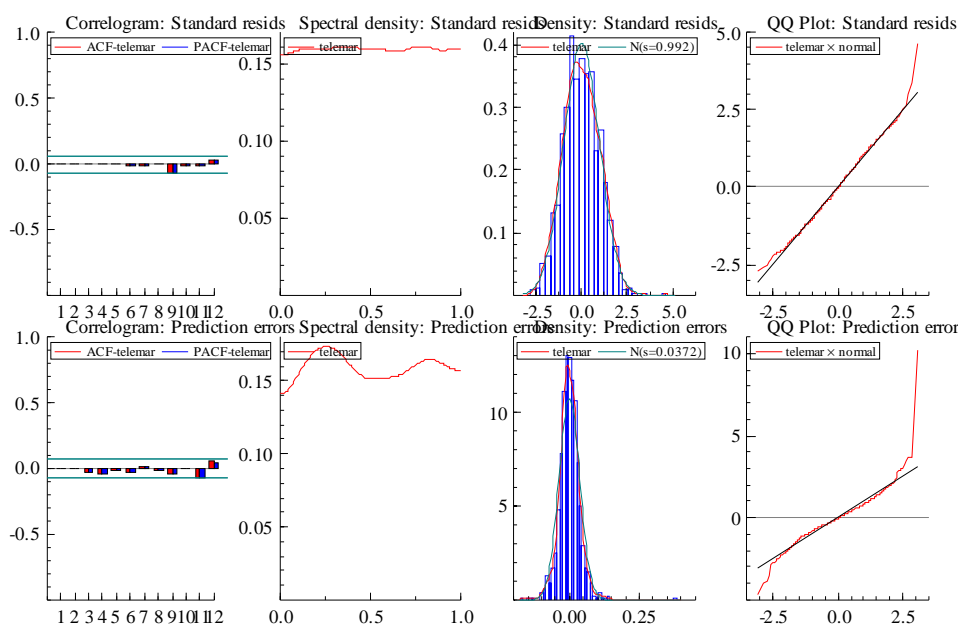
A Tabela 4.3.1 apresenta os resultados do teste BDS aplicado aos resíduos do modelo MSIH(3)-AR(7). A estatística BDS não rejeita que os resíduos deste modelo com 3 regimes sejam IID, mostrando que este modelo é adequado para captar a estrutura existente na média e variância. Os testes apresentados na Tabela 4.3.2 mostram que não é possível rejeitar as hipóteses de normalidade, ausência de autocorrelação e ausência de erros do tipo ARCH para

os resíduos padronizados, enquanto a Figura 4.3.1 apresenta uma análise dos resíduos do modelo.

Tabela 4.3.2
Testes de especificação para os resíduos padronizados do modelo MSIH(3)-AR(7)

Portmanteau (22)	Chi(15) = 18.4478 [0.24]
Normality test	Chi(2) = 4.7850 [0.09]
Asymp.norm.test	Chi(2) = 4.9140 [0.09]
Hetero test	Chi(14) = 20.9114 [0.10]
Hetero-X test	Chi(35) = 87.4514 [0.00] **
Hetero s.test	Chi(14) = 20.9114 [0.10]
Hetero-X s.test	Chi(35) = 87.4519 [0.00] **
Arch test (5)	F-statistic = 1.497334 [0.19]
	Obs*R-squared = 7.48

Figura 4.3.1
Análise dos resíduos do modelo MSIH(3)-AR(7)



A matriz de transição e a persistência dos regimes deste modelo podem ser vistas na Tabela 4.3.3. Segundo a matriz de transição para a série de log-retornos das ações da Telemar, uma vez no regime três, a probabilidade de se permanecer neste regime é de aproximadamente 99%. Já a probabilidade de uma vez estar no regime um ou dois e se manter nele é um pouco menor, ou seja, aproximadamente 97% e 98%, respectivamente.

Tabela 4.3.3
Matriz de transição e persistência dos regimes

	Regime 1	Regime 2	Regime 3	NObs	Prob.	Duration
Regime 1	0.9738	0.02615	3.369e-009	346.7	0.3855	38.23
Regime 2	0.01641	0.9836	7.816e-011	544.1	0.6145	60.95
Regime 3	0.01348	5.314e-010	0.9865	73.2	0.0000	74.19

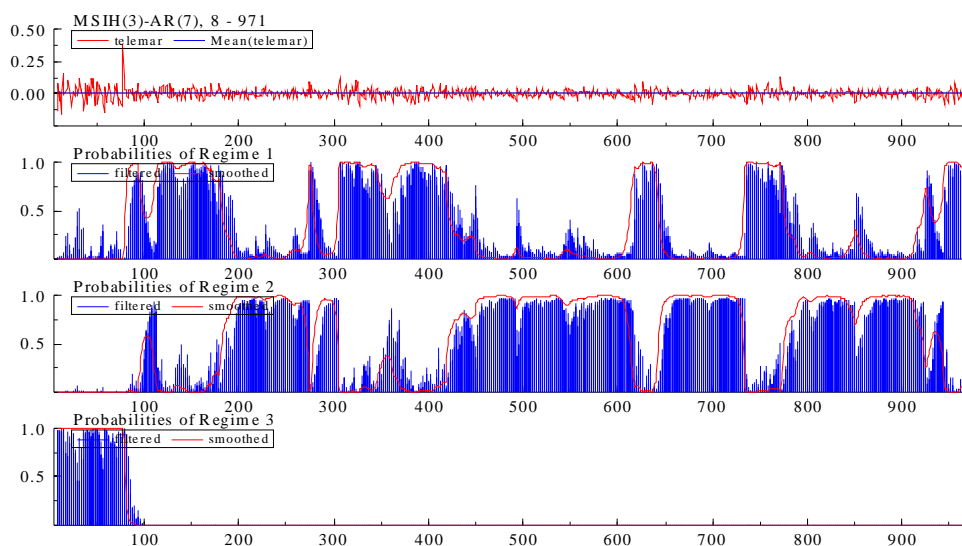
Neste modelo de três regimes, nota-se através das volatilidades medidas pelo desvio-padrão e das médias, um regime de volatilidade intermediária e retornos em média de

0,2597% (estado 1), um regime de baixa volatilidade e retornos em média de -0,0742% (estado 2) e um regime de alta volatilidade e retornos em média de 0,3989% (estado 3).

Outra informação dos modelos markovianos é a duração média dos regimes. Os resultados apresentados na Tabela 4.3.3 revelam que a duração média da alta, intermediária e baixa volatilidade dos retornos das ações da Telemar são de 74.19 (regime 3), 38.23 (regime 1) e 60.95 (regime 2), respectivamente. Observa-se que o regime 3, de alta volatilidade, tem o período de maior persistência, com duração média de aproximadamente 74 dias. Já os períodos de volatilidade intermediária (regimes 1) e os de baixa volatilidade (regime 2) têm uma menor persistência, aproximadamente 38 e 61 dias, respectivamente. A Tabela 4.3.3, também mostra o número de observações pertencentes aos três regimes, associando a cada um dos estados uma probabilidade. Os resultados indicam uma maior probabilidade dos valores futuros se encontrarem no segundo regime (menor volatilidade).

Os coeficientes estimados e seus respectivos erros padrão e estatísticas t encontram-se na Tabela A.2. Pelas estatísticas t , percebe-se que a maior parte dos coeficientes não são significativos. Já a Figura 4.3.2 mostra as representações gráficas das probabilidades filtradas e suavizadas do modelo MSIH(3)-AR(7). De acordo com as probabilidades suavizadas, observa-se que nos períodos de maior volatilidade existe uma grande probabilidade de se estar no terceiro regime.

Figura 4.3.2
Probabilidades filtradas e suavizadas do modelo MSIH(3)-AR(7)



Os retornos das ações da Telemar, inicialmente se encontram no regime de maior volatilidade, possivelmente em função das crises financeiras da Rússia, no segundo semestre de 1998, e do Brasil, no início de 1999. Após este período, nota-se a partir de 20/10/1999 um período de menores variações das ações da Telemar, que depois decresce, passando assim para um regime de menor volatilidade. A partir daí, os retornos oscilam entre os regimes de baixa e intermediária volatilidade, terminando o período de estudo no regime de volatilidade intermediária. Apesar da predominância do regime de volatilidade intermediária, o modelo mostra que não há um período de oscilação tão forte quanto a que ocorreu no início. Ou seja, as crises financeiras ocorridas a partir do segundo semestre de 2000 causadas pelas oscilações na Argentina, pelas fortes variações das ações americanas ligadas ao setor de Internet e no início do segundo semestre de 2002 pela futura eleição presidencial no Brasil não tiveram um

impacto significativo nas oscilações das ações da Telemar como pode ter tido as proporcionadas pelas crises da Rússia e do Brasil.

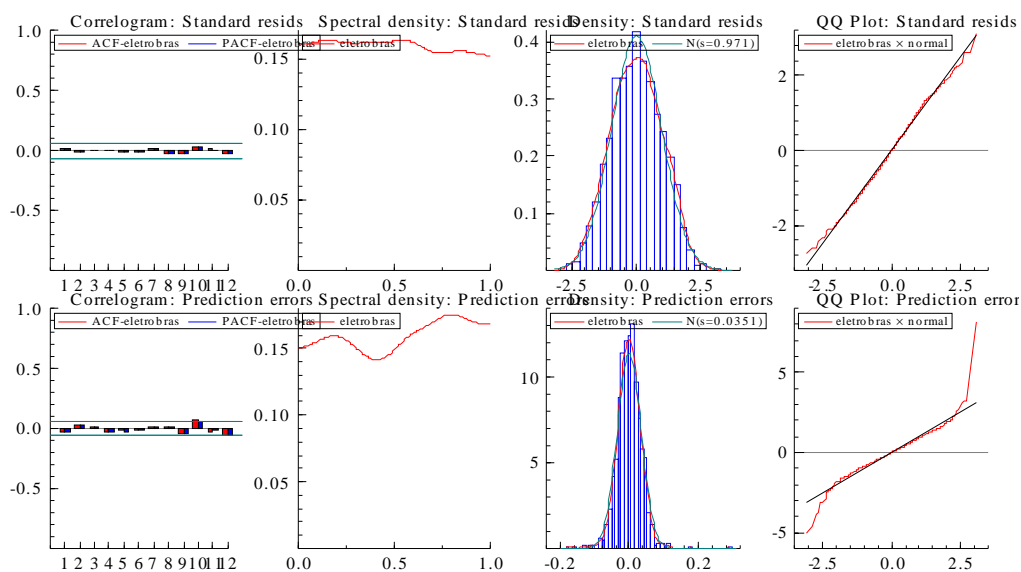
4.4 Estimação e testes de especificação para retornos das ações da Eletrobrás

Aplica-se a estratégia que parte do específico para o geral nos modelos MSIAH(2)-AR(5), MSIAH(3)-AR(5), MSIAH(2)-AR(0) e MSIAH(3)-AR(1), que tiveram as defasagens selecionadas pelos critérios AIC, AIC, SC e SC, respectivamente. Também, aplica-se aos modelos MSIAH(2)-AR(9), MSIAH(3)-AR(0) e MSIAH(3)-AR(9), onde os lags são determinados pela estratégia que parte do geral para o específico. Dentre estes, o MSIAH(3)-AR(5) é o que obtém melhores resultados nos testes de especificação (Caetano, 2003).

Tabela 4.4.1
Teste BDS para os resíduos do modelo MSIH(3)-AR(5)

Included observations: 966					
Dimension	BDS Statistic	Std. Error	z-Statistic	Normal Prob.	Bootstrap Prob.
2	-0.001252	0.001819	-0.688293	0.4913	0.5220
3	-0.003479	0.002875	-1.210210	0.2262	0.2800
4	-0.003128	0.003403	-0.919228	0.3580	0.4040
5	-0.001607	0.003525	-0.456063	0.6483	0.7260
6	-0.001283	0.003378	-0.379782	0.7041	0.7960

Figura 4.4.1
Análise dos resíduos do modelo MSIH(3)-AR(5)



Na tentativa de obter um modelo mais parcimonioso, aplica-se o teste da Razão de Verossimilhança dos modelos MSI(3)-AR(5) e MSIH(3)-AR(5) contra MSIAH(3)-AR(5). A estatística do MSI(3)-AR(5) contra MSIAH(3)-AR(5) é $LR = 2[(1944.4739 - 1918.9723)] = 51.0032$, enquanto a do MSIH(3)-AR(5) contra MSIAH(3)-AR(5) é $LR = 2[(1944.4739 - 1943.5382)] = 1.8714$. Sob a hipótese de mesmo número de regimes e valores críticos de $\chi^2_{0.99}(12) = 26.22$ e $\chi^2_{0.95}(10) = 18.31$, respectivamente, rejeita-se no primeiro teste LR, a um nível de significância de 1%, a hipótese nula de que existe algum parâmetro independente dos regimes. Entretanto, no segundo aceita-se a hipótese nula, ou seja, o modelo MSIH(3)-AR(5) é preferível ao modelo geral. Assim, pelos testes LR, o modelo adequado e, portanto,

estimado para os log-retornos das ações da Eletrobrás é o MSIH(3)-AR(5), que obtém uma convergência forte após 67 interações. A Tabela 4.4.1 mostra os resultados do teste BDS aplicado aos resíduos do modelo MSIH(3)-AR(5). A estatística BDS não rejeita que os resíduos deste modelo com 3 regimes sejam IID. Os testes apresentados na Tabela 4.4.2 mostram que não é possível rejeitar as hipóteses de normalidade, ausência de autocorrelação, homoscedasticidade e ausência de erros do tipo ARCH, enquanto a Figura 4.4.2 apresenta uma análise dos resíduos do modelo.

A matriz de transição e a persistência dos regimes deste modelo podem ser vistas na Tabela 4.4.3. Segundo a matriz de transição para a série de log-retornos das ações da Eletrobrás, uma vez no regime dois, a probabilidade de se permanecer neste regime é de aproximadamente 99%. Já a probabilidade de uma vez estar no regime um ou no três e de se manter neles é pouco menor, ou seja, aproximadamente 98% e 70%, respectivamente.

Tabela 4.4.2
Testes de especificação para os resíduos padronizados do modelo MSIH(3)-AR(5)

Portmanteau (22)	Chi(17) = 17.5880 [0.42]
Normality test	Chi(2) = 7.8534 [0.02] *
Asymp.norm.test	Chi(2) = 7.3615 [0.03] *
Hetero test	Chi(10) = 6.3581 [0.78]
Hetero-X test	Chi(20) = 14.6534 [0.80]
Hetero s.test	Chi(10) = 6.3581 [0.78]
Hetero-X s.test	Chi(20) = 14.6533 [0.80]
Arch test (5)	F-statistic = 1.337513 [0.25]
	Obs*R-squared = 6.68

Neste modelo de três regimes, nota-se através das volatilidades medidas pelo desvio-padrão e das médias, um regime de intermediária volatilidade e retornos em média de 0,0999% (estado 1), um regime de baixa volatilidade e retornos em média de -0,0454% (estado 2) e um regime de alta volatilidade e retornos em média de -0,5089% (estado 3).

Uma das informações dos modelos é a duração média dos regimes. Os resultados apresentados na Tabela 4.4.3 mostram que a duração média da alta, intermediária e baixa volatilidade dos retornos das ações da Eletrobrás no mercado acionário brasileiro são de 3.33 (regime 3), 96.16 (regime 1) e 56.15 (regime 2), respectivamente. Percebe-se que o regime 1, de volatilidade intermediária, tem o período de maior persistência, com uma duração média de aproximadamente 96 dias. Já os períodos de alta volatilidade (regimes 3) e os de baixa volatilidade (regime 2) têm um período de menor persistência, aproximadamente 3 e 56 dias, respectivamente. A Tabela 4.4.3, também revela o número de observações dentro dos regimes, associando a cada um uma probabilidade. Os resultados indicam uma maior probabilidade dos valores futuros se encontrarem no segundo regime (baixa volatilidade).

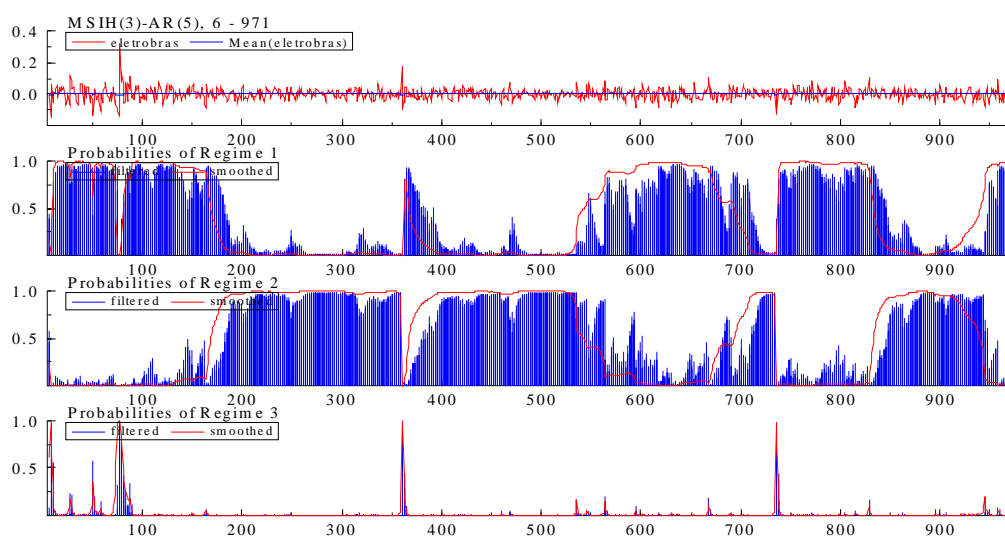
Tabela 4.4.3
Matriz de transição e persistência dos regimes

	Regime 1	Regime 2	Regime 3	Nobs	Prob.	Duration
Regime 1	0.9822	0.0111	0.0067	429.5	0.4565	56.15
Regime 2	0.0033	0.9896	0.0071	513.3	0.5210	96.16
Regime 3	0.2854	0.0154	0.6993	23.2	0.0225	3.33

Os coeficientes estimados e seus respectivos erros padrão e estatísticas t encontram-se na Tabela A.3. Pelas estatísticas t percebe-se que a maior parte dos coeficientes não são significativos. Já a Figura 4.4.2 mostra as representações gráficas das probabilidades filtradas e suavizadas do modelo MSIH(3)-AR(5). De acordo com as probabilidades suavizadas, percebe-se que nos períodos de maior volatilidade existe uma grande probabilidade de se estar

no terceiro regime. Os retornos das ações da Eletrobrás iniciam no regime de maior volatilidade, permanecem por pouco tempo e então, passam para o regime de volatilidade intermediária. O modelo considera, se for o caso, que as crises financeiras da Rússia, no segundo semestre de 1998, e do Brasil, no início de 1999 tiveram um impacto forte, mas de pouca persistência sobre as oscilações dos retornos das ações da Eletrobrás. Um período de maior calma somente foi visto a partir 01/06/1999, persistindo por um significativo tempo. A partir daí, os retornos oscilam entre os regimes de baixa e intermediária volatilidade, sendo interrompido em 09/03/2000 e 11/09/2001. No período final da série, observa-se ainda um período de volatilidade intermediária. Apesar da predominância dos regimes de baixa e intermediária volatilidade, o modelo mostra que não há um período de fortes oscilações, e sim, de impactos significativos, mas de pouca persistência e ocorrência.

Figura 4.4.2
Probabilidades filtradas e suavizadas do modelo MSIH(3)-AR(5)



4.5 Estimação e testes de especificação para retornos das ações da Vale do Rio Doce

Aplica-se a estratégia que parte do específico para o geral nos modelos MSIAH(2)-AR(0), MSIAH(3)-AR(6) e MSIAH(3)-AR(2) que tiveram as defasagens selecionadas tanto pelos critérios AIC e SC (primeiro modelo), AIC (segundo) e SC (terceiro). Também, aplica-se aos modelos MSIAH(2)-AR(6), MSIAH(2)-AR(1) e MSIAH(3)-AR(1), onde os lags são determinados pela estratégia que parte do geral para o específico. Dentre estes, o MSIAH(3)-AR(2) é o que obtém melhores resultados nos testes de especificação, como mostram as Tabelas 4.5.1 e 4.5.2. Os resultados do teste BDS aplicado aos resíduos do modelo MSIAH(3)-AR(2) são apresentados na Tabela 4.5.1. A estatística BDS não rejeita que os resíduos deste modelo com 3 regimes sejam IID, mostrando que o modelo MSIAH(3)-AR(2) é adequado para captar toda a estrutura existente na média e variância.

Os testes apresentados na Tabela 4.5.2 mostram que não é possível rejeitar as hipóteses da normalidade, ausência de autocorrelação, homoscedasticidade e ausência de erros do tipo ARCH, enquanto a Figura 4.5.1 apresenta uma análise dos resíduos do modelo.

Na busca de um modelo mais parcimonioso, aplica-se o teste da Razão de Verossimilhança para os modelos MSI(3)-AR(2) e MSIH(3)-AR(2) contra MSIAH(3)-AR(2). A estatística do MSI(3)-AR(2) contra MSIAH(3)-AR(2) é $LR = 2[(2238.7686 - 2116.9984)] = 243.5404$, enquanto a do MSIH(3)-AR(2) contra MSIAH(3)-AR(2) é $LR = 2[(2238.7686 -$

2218.9602)] = 39.6168. Sob a hipótese de mesmo número de regimes e valores críticos de $\chi^2_{0.99}(6) = 16.81$ e $\chi^2_{0.99}(4) = 13.28$, respectivamente, rejeita-se, em ambos os testes LR, a hipótese nula de que existe algum parâmetro independente dos regimes, a um nível de significância de 1%. Assim, pelos testes LR, o modelo adequado e, portanto, estimado para os log-retornos das ações da Vale do Rio Doce é o MSIAH(3)-AR(2), que obtém uma convergência forte após 96 interações.

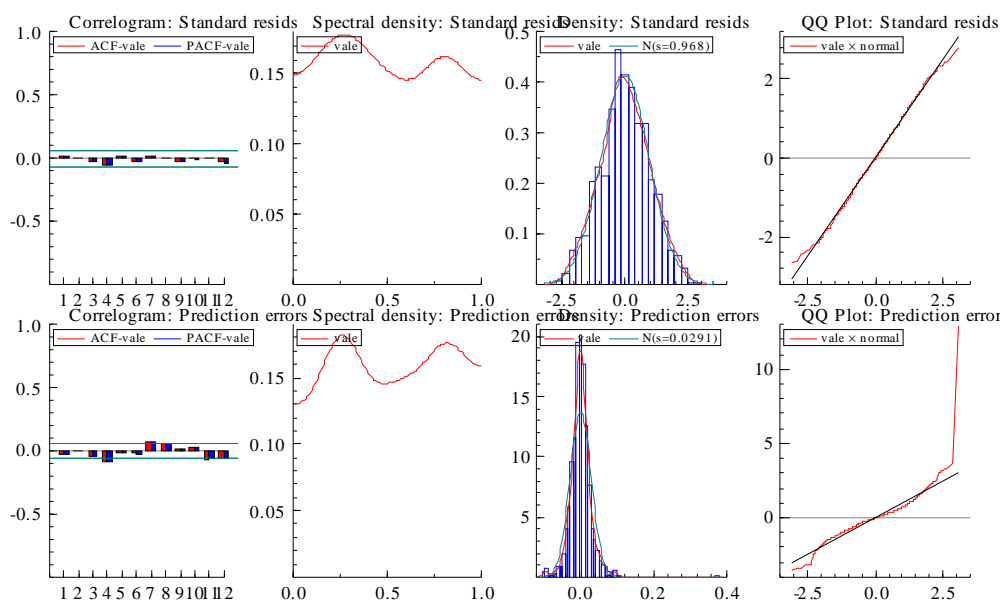
Tabela 4.5.1
Teste BDS para os resíduos do modelo MSIAH(3)-AR(2)

Included observations: 969					
Dimension	BDS Statistic	Std. Error	z-Statistic	Normal Prob.	Bootstrap Prob.
2	-0.001588	0.001971	-0.805709	0.4204	0.4380
3	-0.004416	0.003116	-1.417124	0.1564	0.1480
4	-0.005432	0.003690	-1.472002	0.1410	0.1480
5	-0.004688	0.003824	-1.225768	0.2203	0.2460
6	-0.003287	0.003667	-0.896426	0.3700	0.4300

Tabela 4.5.2
Testes de especificação para os resíduos padronizados do modelo MSIAH(3)-AR(2)

Portmanteau (23)	Chi(21) = 14.3871 [0.85]
Normality test	Chi(2) = 3.0304 [0.22]
Asymp.norm.test	Chi(2) = 3.2262 [0.20]
Hetero test	Chi(4) = 1.1437 [0.89]
Hetero-X test	Chi(5) = 2.8469 [0.72]
Hetero s.test	Chi(4) = 1.1436 [0.89]
Hetero-X s.test	Chi(5) = 2.8472 [0.72]
Arch test (5)	F-statistic = 1.076602 [0.37]
	Obs*R-squared = 5.39

Figura 4.5.1
Análise dos resíduos do modelo MSIAH(3)-AR(2)



A matriz de transição e a persistência dos regimes deste modelo podem ser vistas na Tabela 4.5.3. Segundo a matriz de transição para a série de log-retornos das ações da Vale do Rio Doce, uma vez no regime dois, a probabilidade de se permanecer neste regime é de aproximadamente 95%. Já a probabilidade de uma vez estar no regime um ou no três e se manter neles, é menor, ou seja, aproximadamente 86% e 7%, respectivamente.

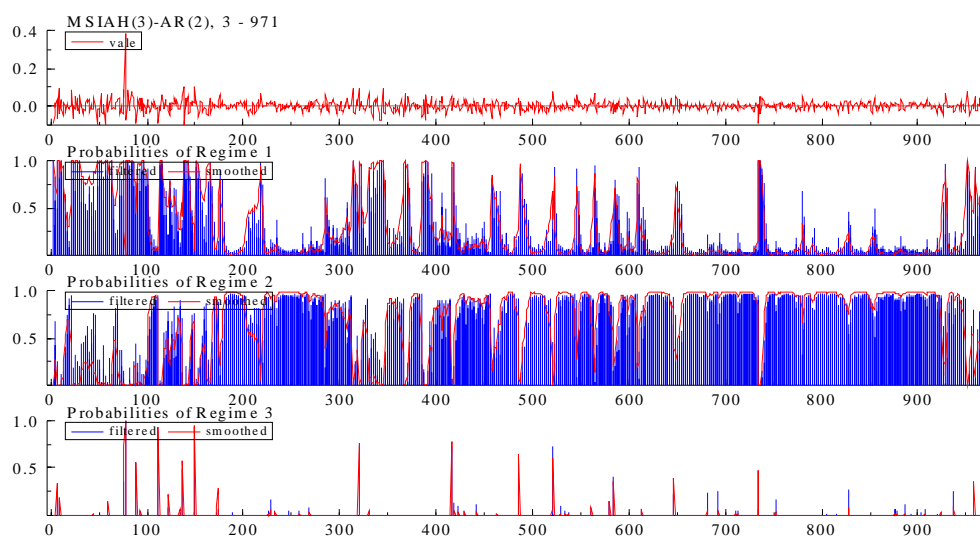
Tabela 4.5.3
Matriz de transição e persistência dos regimes

	Regime 1	Regime 2	Regime 3	nObs	Prob.	Duration
Regime 1	0.8636	0.1228	0.01357	275.7	0.2799	7.33
Regime 2	0.03803	0.9514	0.01053	681.6	0.7080	20.59
Regime 3	0.9341	2.194e-007	0.06587	11.7	0.0121	1.07

Neste modelo de três regimes, nota-se através das volatilidades medidas pelo desvio-padrão e das médias, um regime de alta volatilidade e retornos em média de 0,2122% (estado 1), um regime de volatilidade intermediária e retornos em média de 0,0766% (estado 2) e um regime de baixa volatilidade e retornos em média de 0,6394% (estado 3).

Outra informação dos modelos de mudança markoviana é a duração média dos regimes. Os resultados apresentados na Tabela 4.5.3 revelam que a duração média da alta, da intermediária e da baixa volatilidade dos retornos das ações da Vale do Rio Doce são 7.33 (regime 1), 20.59 (regime 2) e 1.07 (regime 3), respectivamente. Percebe-se que o regime 2, de volatilidade intermediária, tem o período de maior persistência, com duração média de aproximadamente 21 dias. Já os períodos de alta volatilidade (regimes 1) e os de baixa volatilidade (regime 3) têm um período de menor persistência, aproximadamente 7 dias e 1 dia, respectivamente. A Tabela 4.5.3, também mostra o número de observações pertencentes aos regimes, associando a cada um estado uma probabilidade. Os resultados indicam uma maior probabilidade dos valores futuros se encontrarem no segundo regime (volatilidade intermediária).

Figura 4.5.2
Probabilidade filtradas e suavizadas do modelo MSIAH(3)-AR(2)



Os coeficientes estimados e seus respectivos erros padrão e estatísticas t encontram-se na Tabela A.4. Pelas estatísticas t , percebe-se que a maior parte dos coeficientes são significativos. Já a Figura 4.5.2 mostra as representações gráficas das probabilidades filtradas

e suavizadas do modelo MSIAH(3)-AR(2). De acordo com as probabilidades suavizadas, percebe-se que nos períodos de maior volatilidade existe uma grande probabilidade de se estar no primeiro regime.

Os retornos das ações da Vale do Rio Doce iniciam, na maior parte, no regime de maior volatilidade, mas muda para o regime de volatilidade intermediária, em alguns pontos. Isto pode estar ligado às crises financeiras da Rússia, no segundo semestre de 1998, e do Brasil, no início de 1999. Após este período, nota-se a partir de 14/01/1999 alguns dias em que há uma maior probabilidade dos retornos das ações da Vale do Rio Doce estarem em um dia de baixa volatilidade. Também, percebe-se que não existe um período no qual esta baixa volatilidade se mantém, fato apresentado na Tabela 4.5.3, que mostra uma durabilidade média de apenas um dia de uma vez estando no regime 3 permaneça nele. A partir daí, os retornos oscilam entre os regimes de intermediária e alta volatilidade, terminando o período de estudo num regime de volatilidade intermediária. A predominância dos regimes de alta volatilidade e, principalmente, do regime de volatilidade intermediária pode estar relacionada às crises financeiras no segundo semestre de 1998 (crise da Rússia), no início de 1999 (crise brasileira), no segundo semestre de 2000 (com as oscilações na Argentina e depois pelas fortes variações das ações americanas ligadas ao setor de Internet) e no início do semestre de 2002 (com a futura eleição presidencial no Brasil).

5. Análise do Desempenho das Estratégias de Investimentos

Esta seção visa analisar o desempenho das estratégias aplicadas nas ações do Bradesco, Telemar, Vale do Rio Doce e Eletrobrás. Isto é, avalia-se se as rentabilidades oferecidas pela regra de mercado imposta estiveram acima da rentabilidade do CDI. Além disto, compara-se esses desempenhos com os proporcionados pela estratégia *buy and hold*.

Nos últimos anos, as análises de risco têm se revelado uma área de grande interesse acadêmico. Diversos modelos aplicados na estimação da volatilidade condicional ou não condicional de séries de retornos em diferentes mercados financeiros podem ser observados na literatura. A volatilidade revela se a oscilação no preço de um ativo, em específico, varia pouco ou muito, o que a destaca como uma medida de incerteza das variações de preços. Portanto, períodos em que a volatilidade dos preços é alta são aqueles que proporcionam maior incerteza. No entanto, estes são os que possibilitam maiores lucros ou, também, maiores perdas, pois o risco aumenta muito. Técnicas econométricas têm sido constantemente usadas na formulação de estratégias de operação no mercado financeiro como uma tentativa de reduzir as incertezas ou auxiliar nas decisões de investimento¹⁶. Utiliza-se aqui uma dessas técnicas na tentativa de formular uma regra de mercado para ações do mercado financeiro brasileiro. Mais especificamente, para as ações do Bradesco, Telemar, Eletrobrás e Vale do Rio Doce, que representam ativos de diferentes setores. Esses ativos são considerados no presente trabalho como ações de risco, enquanto o Certificado de Depósito Interbancário (CDI) é considerado como uma ação livre de risco.

A seguir, apresenta o procedimento da regra de mercado aplicada aos log-retornos das ações citadas acima, observando conseqüentemente seus respectivos desempenhos.

5.1 Estratégia de Investimento Usando Modelos Markov

A partir da estimação do modelo de mudança de regime e das probabilidades filtradas abstraídas dele, torna-se possível construir diferentes estratégias de investimentos. Simplificando, suponha que existam 2 ativos avaliáveis para investir, onde seus retornos são determinados por: $R_{it} = \ln(p_{i,t+1}) - \ln(p_{i,t})$ onde p_{it} é o preço da ação i no tempo t , $i = 1, 2$ e

¹⁶ Maiores informações ver Kaufman (1998).

$t = 1, 2, \dots, n$. Suponha ainda, que dentre estes dois ativos, um é considerado ativo livre de risco e o outro, um ativo de risco.

Primeiramente, baseando-se nos modelos de mudança de regime markoviano, procura-se a forma adequada que capta o comportamento da volatilidade do retorno do ativo de risco. Encontrada essa forma, seguindo alguns critérios, define-se os regimes segundo a significância da volatilidade, como por exemplo, regime 1 é o estado cuja dinâmica possui uma volatilidade baixa, enquanto a dinâmica do regime 2 possui uma alta volatilidade, isso no caso de um modelo de dois regimes.

A convergência satisfatória do modelo permite obter as probabilidades dos retornos em um determinado estado, no tempo t , ou seja, o modelo informa através das probabilidades filtradas e suavizadas qual a probabilidade dos retornos se encontrarem no regime de alta volatilidade.

Uma possível estratégia seria investir no ativo de risco em $t+1$, quando o modelo informasse através da probabilidade filtrada que, na data t , o retorno se encontra no regime de baixa volatilidade; caso o modelo indicasse o regime de alta volatilidade, aplica-se no ativo livre de risco.

Após a aplicação da regra acima por um tempo determinado, compara-se o desempenho no intervalo com o da estratégia *buy and hold*, aplicada no mesmo período. Para verificar o desempenho da estratégia de mercado, utiliza-se a série de retornos do ativo de risco. Com as primeiras observações, estima-se o modelo de mudança de regime. Em seguida, determina-se um valor no qual se muda de regime. Ou seja, define-se a probabilidade limite no qual a probabilidade filtrada deve ultrapassar, indicando conseqüentemente em qual regime o retorno se encontra. A partir dessa informação, toma-se a decisão de comprar/permanecer no ativo de risco ou em CDI. A probabilidade limite é denotada por P^* .

Percebe-se que a escolha da probabilidade limite é essencial para o sucesso da estratégia. No entanto, *a priori*, não existe nenhum critério particular para se escolher um valor P^* qualquer. Assim, opta-se por uma probabilidade que maximize o índice de Sharpe. Esse método também é aplicado por Eftekhari (1997) e Almeida e Pereira (1999 e 2000).

Os passos para definir os valores dos índices de Sharpe são: após definir o regime e uma probabilidade limite¹⁷, observa-se se o valor da probabilidade filtrada no tempo t é superior a esta probabilidade P^* . Se isto se confirmar, toma-se a decisão de comprar ou permanecer no ativo de risco. Caso contrário, posiciona-se em CDI. Após um determinado período de tempo, calcula-se o valor do índice de Sharpe para a probabilidade limite. Esse procedimento é seguido até computar todos os valores dos índices relacionados aos possíveis valores das probabilidades limites. Após esse passo, observa-se o valor máximo do índice de Sharpe. Este último é considerado o valor ideal para a probabilidade limite aplicada na estratégia. O modelo é sempre estimado acrescentando-se a observação $t+1$ e retirando-se a primeira observação da amostra anterior, mantendo-se, assim, o número de observações nas estimativas.

O índice de Sharpe, utilizado para analisar o desempenho da estratégia, é um índice que ajusta retorno ao risco. Sua definição pode ser dada por

$$I_{Sharpe} = \frac{E(R_i) - r_f}{\sigma(R_i)}, \quad (5.1.1)$$

¹⁷ Os diversos valores para os índices de Sharpe são calculados utilizando uma seqüência para os valores das probabilidades entre 0,01 e 0,99.

onde $E(R_i)$ é a média dos retornos do ativo objeto, r_f é média dos retornos livre de risco e $\sigma(R_i)$ o desvio-padrão do retorno do ativo objeto. Esse índice, criado em 1966 por William Sharpe, é um dos mais utilizados na avaliação de fundos de investimento, pois mede o grau de risco de um fundo em relação à sua rentabilidade. Quanto maior o índice de Sharpe, desde que positivo, melhor é a classificação do fundo.

5.2 Aplicação dos Modelos de Mudança de Regime numa Estratégia de Investimento

Aplica-se nesta seção a estratégia apresentada acima, usando as probabilidades associadas a cada estado obtidas endogenamente na estimação dos modelos. Os modelos MS(M)-VAR(p) para os retornos das ações do Bradesco, Telemar, Eletrobrás e Vale do Rio Doce estimados na seção 4, apresentaram 3 estados para uma modelagem que compreende o período 22/09/1998 a 27/08/2002. A racionalidade econômica é a de que o mercado financeiro pode encontrar-se em 3 diferentes regimes: um de alta, um intermediário e um de baixa volatilidade.

A escolha do regime utilizado na estratégia é essencial para se ter um bom desempenho da mesma. Os regimes estimados são apresentados na Tabela 5.2.1 com suas respectivas médias e desvios-padrão (volatilidade). Através das médias de cada um dos regimes, pode-se ver que nem sempre o estado de maior volatilidade é o que possui maior retorno. Este é o caso da Eletrobrás e da Vale do Rio Doce, que obtiveram maiores retornos no regime intermediário e de baixa volatilidade, respectivamente. Outro fato interessante apresentado na tabela é que as médias e riscos dos retornos das ações do Bradesco superam quase todos os demais resultados estimados. Não superam apenas a média do segundo regime e o risco do segundo e terceiro regimes dos retornos das ações da Vale do Rio Doce.

Tabela 5.2.1
Média e risco dos retornos das ações

	Bradesco		Telemar		Eletrobrás		Vale do Rio Doce	
	Média %	Risco	Média %	Risco	Média %	Risco	Média %	Risco
Regime 1	4,603854	0,028024	0,25974	0,039671	0,099964	0,037413	0,212202	0,038902
Regime 2	0,040675	0,020143	-0,07421	0,02294	-0,04544	0,025157	0,076599	0,017343
Regime 3	2,648766	0,016044	0,398887	0,082864	-0,50891	0,11191	0,639441	0,0028974

Obs.: o risco é medido pelo desvio-padrão dentro de cada regime.

A escolha do regime pode ser influenciada pela aversão ao risco do investidor. Se o investidor for mais propenso ao risco, sua escolha poderia ser os regimes 1, 3, 3 e 1 para os retornos das ações do Bradesco, Telemar, Eletrobrás e Vale do Rio Doce, respectivamente; enquanto que, se ele for mais avesso ao risco, sua escolha poderia ser os regimes 3, 2, 2 e 3, respectivamente. Como a escolha não pode ser generalizada, o presente trabalho determina que os regimes sejam escolhidos, baseando-se na volatilidade e na média dos retornos dentro de cada um. Assim, opta-se nas estratégias de investimento pelos estados 3, 1, 1 e 3, ou seja, os regimes de baixa, intermediária, intermediária e de baixa volatilidades, respectivamente. Também, aplica-se a estratégia aos outros regimes, observando seus respectivos desempenhos. Uma vez determinado o regime, passa-se à escolha da probabilidade limite.

A Tabela 5.2.2 apresenta as estimativas das probabilidades limite para as diversas escolhas dos regimes. Observa-se que os índices de Sharpe para as estratégias cuja opção de escolha foram os regimes 3, 1, 1 e 3, tiveram um valor positivo em quase todos os casos. Exclui, apenas, a estratégia de se investir durante 90 dias nas ações do Bradesco¹⁸. Outro resultado interessante é que as estratégias superaram as *buy and hold*, em todos os casos.

¹⁸ Índice de Sharpe igual a zero significa que nenhuma das probabilidades filtradas estimadas ultrapassou a probabilidade limite. Isto significa que o melhor é ficar posicionado em CDI.

Quando opta-se pelos outros regimes, nota-se que o primeiro regime (alta volatilidade) obteve um maior índice no caso do Bradesco; já o regime 1 continua sendo o melhor para a Telemar e a Eletrobrás; e no caso da Vale do Rio Doce, os regimes 1 e 2 oscilam, dependendo dos dias de investimento. Os resultados para o Bradesco e para a Vale do Rio Doce mostram que o risco maior foi compensado com um maior retorno.

Tabela 5.2.2
Análise do desempenho das estratégias medida pelo Índice de Sharpe dentro da amostra

Bradesco	Regime 1 (A)	Regime 2 (I)	Regime 3 (B)
Estratégia 90 dias	0,022664 (0,32)*	0,008517 (0,98)*	-6,5E-06 (0,82)*
Estratégia 60 dias	0,041983 (0,48)*	-0,00908 (0,98)*	0,004959 (0,09)*
Estratégia 31 dias	0,130742 (0,10)*	0,008816 (0,01)*	0,002332 (0,09)*
<i>Buy and Hold 90 dias</i>		-0,17809	
<i>Buy and Hold 60 dias</i>		-0,19786	
<i>Buy and Hold 31 dias</i>		-0,19516	
Telemar	Regime 1 (I)	Regime 2 (B)	Regime 3 (A)
Estratégia 90 dias	0,055073 (0,63)*	0,004276 (0,94)*	0,0000 (0,99)*
Estratégia 60 dias	0,082631 (0,63)*	0,005864 (0,96)*	0,0000 (0,99)*
Estratégia 31 dias	0,139544 (0,63)*	-1,3E-05 (0,99)*	0,0000 (0,99)*
<i>Buy and Hold 90 dias</i>		-0,09153	
<i>Buy and Hold 60 dias</i>		-0,14351	
<i>Buy and Hold 31 dias</i>		-0,10747	
Eletrobrás	Regime 1 (I)	Regime 2 (B)	Regime 3 (A)
Estratégia 90 dias	0,022769 (0,95)*	-6,5E-06 (0,99)*	0,0000 (0,99)*
Estratégia 60 dias	0,034183 (0,95)*	1,88E-05 (0,99)*	0,0000 (0,99)*
Estratégia 31 dias	0,066107 (0,95)*	0,051493 (0,09)*	0,0000 (0,99)*
<i>Buy and Hold 90 dias</i>		-0,2296	
<i>Buy and Hold 60 dias</i>		-0,22109	
<i>Buy and Hold 31 dias</i>		-0,21442	
Vale do Rio Doce	Regime 1 (A)	Regime 2 (I)	Regime 3 (B)
Estratégia 90 dias	0,040033 (0,04)*	0,060215 (0,76)*	0,016944 (0,03)*
Estratégia 60 dias	0,062909 (0,08)*	0,016446 (0,42)*	0,019885 (0,09)*
Estratégia 31 dias	0,067295 (0,08)*	0,14303 (0,43)*	0,061468 (0,09)*
<i>Buy and Hold 90 dias</i>		0,00907299	
<i>Buy and Hold 60 dias</i>		-0,04572146	
<i>Buy and Hold 31 dias</i>		0,03712879	

Obs.: * probabilidade limite; (A), (B) e (I) implicam volatilidade alta, baixa e intermediária, respectivamente.

A Tabela 5.2.3 apresenta os desempenhos das estratégias para fora da amostra, ou seja, para os investimentos nas ações ou no CDI dia a dia. Observa-se que as escolhas dos regimes 3 e 1, no caso do Bradesco e da Telemar, respectivamente, obtiveram índices de Sharpe positivos. Essas estratégias de comprar e vender segundo os regimes continuam superiores às estratégias *buy and hold*. Já no caso da Eletrobrás, apesar da estratégia ser superior à

estratégia *buy and hold*, não seria uma boa opção investir neste ativo no período analisado. Entretanto, esse investimento teve um desempenho semelhante ao do CDI. Quanto ao caso da Vale do Rio Doce, sua análise não deve ser considerada como as outras, devido a problemas ocorridos na estimação. Esses, por sua vez, impossibilitaram estimar as probabilidades passo a passo, o que levou à alternativa de utilizar as probabilidades suavizadas como uma *proxy*. No entanto, deve-se destacar que essas probabilidades podem ser totalmente diferentes, não mostrando o bom desempenho que se observa, pois sua estimação leva em conta o conhecimento de toda a amostra.

Tabela 5.2.3

Análise do desempenho das estratégias medida pelo índice de Sharpe fora da amostra

Bradesco	Regime 1 (A)	Regime 2 (I)	Regime 3 (B)
Estratégia 90 dias	0,023927	-0,01411	0,007712
Estratégia 60 dias	0,043539	-0,02123	0,045298
Estratégia 31 dias	-0,16117	-0,24448	0,027731
<i>Buy and Hold</i> 90 dias		0,031101	
<i>Buy and Hold</i> 60 dias		-0,06831	
<i>Buy and Hold</i> 31 dias		-0,24376	
Telemar	Regime 1 (I)	Regime 2 (B)	Regime 3 (A)
Estratégia 90 dias	0,045086	0,001554	0,0000
Estratégia 60 dias	0,067554	0,003196	0,0000
Estratégia 31 dias	0,002031	-1,1E-06	0,0000
<i>Buy and Hold</i> 90 dias		0,013794	
<i>Buy and Hold</i> 60 dias		-0,02516	
<i>Buy and Hold</i> 31 dias		-0,18047	
Eletrobrás	Regime 1 (I)	Regime 2 (B)	Regime 3 (A)
Estratégia 90 dias	8,68E-05	8,68E-05	8,68E-05
Estratégia 60 dias	5,56E-05	5,56E-05	5,56E-05
Estratégia 31 dias	-1,1E-06	-0,36658	-1,1E-06
<i>Buy and Hold</i> 90 dias		-0,00066	
<i>Buy and Hold</i> 60 dias		-0,07966	
<i>Buy and Hold</i> 31 dias		-0,28802	
Vale do Rio Doce	Regime 1 (A)	Regime 2 (I)	Regime 3 (B)
Estratégia 90 dias	0,073885	0,001741	0,072231
Estratégia 60 dias	0,106894	0,063554	0,03856
Estratégia 31 dias	0,133914	0,133914	0,08013
<i>Buy and Hold</i> 90 dias		0,073381	
<i>Buy and Hold</i> 60 dias		0,106233	
<i>Buy and Hold</i> 31 dias		0,133873	

Obs.: (A), (B) e (I) implicam volatilidade alta, baixa e intermediária, respectivamente.

A superioridade das estratégias, usando os modelos $MS(M)$ - $AR(p)$ em relação às estratégias *buy and hold*, corroboram os resultados já apresentados por Almeida e Pereira (1999 e 2000) e a idéia de que este é um campo de grande interesse em finanças. Resultado importante, principalmente, para o mercado financeiro brasileiro, que sofre constantes crises financeiras, como as observadas nos últimos anos. Além da utilidade para aqueles indivíduos que dispõem de poucas informações de mercado.

A Tabela 5.2.4 apresenta os retornos das estratégias de investimento usando os modelos *markov*, sem considerar custos de transação e corretagem. Os resultados das somas dos retornos e das médias diárias dos mesmos, refere-se às estratégias onde opta-se pelos regimes 3, 1, 1 e 3 para as ações do Bradesco, Telemar, Eletrobrás e Vale do Rio Doce, respectivamente. Esses, por sua vez, mostram uma superioridade em relação ao referencial CDI, exceto no caso da Eletrobrás, que se aproxima do mesmo.

Tabela 5.2.4
Retornos das estratégias para fora da amostra

Retornos	$\sum_{i=1}^{31} R_i$	$\sum_{i=1}^{60} R_i$	$\sum_{i=1}^{90} R_i$
Bradesco	0,045304975 (0,001461451)*	0,120848818 (0,002014147)*	0,086156235 (0,000957291)*
Telemar	0,022080624 (0,000712278)*	0,159776527 (0,002662942)*	0,184208716 (0,002046764)*
Eletrobrás	0,020244027 (0,000653033)*	0,041717896 (0,000695298)*	0,066150084 (0,000735001)*
Vale do Rio Doce	0,092656593 (0,002988922)*	0,109064192 (0,001817737)*	0,255426779 (0,002838075)*

Obs.: * média diária dos retornos

Um fato interessante seria observar os custos de transação e de corretagem aplicados na estratégia, mas antes é bom esclarecer alguns detalhes. O certificado de Depósito Interbancário (CDI) é uma modalidade negociada entre bancos. Portanto, se o investimento for feito por pessoa física ou jurídica que não seja banco, o investimento não pode ser realizado diretamente em CDI, podendo, porém, ser utilizado um CDB indexado ao CDI. Se a hipótese de um banco aplicando em CDI é válida, então não existem custos significativos, apenas as taxas de registro da CETIP que são irrisórias¹⁹. Caso contrário, supondo-se uma pessoa física ou jurídica que não o banco, não isenta de impostos e contribuições, deve-se considerar a CPMF gerada pelo débito na conta corrente quando do investimento, o IOF, que no caso é de um dia de aplicação, o imposto de renda (IR) e ainda a corretagem. O ganho líquido obtido pelo investidor no mercado a vista é tributado à alíquota de 20% de imposto de renda, como ganho de renda variável. O ganho de renda variável é calculado da seguinte maneira: preço de venda menos o preço de compra e os custos de transação (corretagem, taxa ANA e emolumentos)²⁰.

Tabela 5.2.5
Tabela de corretagem

De R\$	Até R\$	%	Mais fixo de R\$
0,01	135,07	0,0	2,70
135,08	498,62	2,0	0,00
498,63	1514,69	1,5	2,49
1.514,70	3.029,38	1,0	10,06
Acima de 3.029,39		0,5	25,21

Em cada operação realizada, a corretagem pode seguir a Tabela 5.2.5 de custos apresentada pelo UNIBANCO²¹, que também é utilizada por outras corretoras. Para verificar em que faixa da tabela a transação se encontra, multiplica-se a quantidade comprada ou vendida pelo preço da ação negociada. Para saber o valor aproximado da corretagem no momento em que se coloca uma ordem, utiliza-se seu preço limite. Mas cabe lembrar que a base de cálculo real é o preço em que o negócio foi fechado e não o seu preço limite. Sobre o volume financeiro incide mais 0,035% referente a emolumentos, cobrados pela Bovespa e

¹⁹ Isto ocorre porque as instituições financeiras não sofrem tributação nas suas transações.

²⁰ Pode também ser compensado o prejuízo obtido em outros mercados (ex.: opções) no mesmo período, exceto operações iniciadas e encerradas no mesmo dia (*day-trade*), que somente poderão ser compensadas com ganhos em operações da mesma espécie (*day-trade*).

²¹ A tabela de custos apresentada pelo UNIBANCO foi obtida no endereço http://www.unibancocorretora.com.br/fisica/acao/p_tabela.htm na data 04/04/2003.

CBLC, além do Aviso de Negociação com Ações (ANA), cobrado por pregão em que tenham ocorrido negócios por ordem do investidor, independentemente do número de transações em seu nome (esse aviso no momento, está isento de custo por tempo indeterminado).

Pelo visto, uma estratégia de investimento como a proposta pelo presente trabalho seria ineficaz para uma pessoa física ou jurídica não isenta de impostos e contribuições. Veja um exemplo hipotético: suponha um investimento de R\$100.000,00. O valor atualizado bruto após um dia, considerando-se um CDI anualizado de 26,21% a.a. para o dia do investimento, seria R\$100.092,41. A tributação do IOF para esta operação segue a tabela regressiva do IOF, que de um dia é de 96% do rendimento da operação, o que incorreria em R\$88,71. O IRRF sobre o investimento seria 20% sobre o rendimento bruto menos o IOF (92,41-88,71), ou seja, sobre R\$3,70, apurando a retenção de 0,74, com valor líquido final de R\$2,96. Atenção para a CPMF que seria de R\$380,00 debitada na conta corrente. Fora os custos como corretagens etc. Dada a possível inviabilidade da estratégia para uma pessoa física ou jurídica, passa-se a analisar o desempenho apenas para um investidor que está isento de alguns impostos e contribuições, como um banco. Assim, ao aplicar R\$1.000.000,00 em uma das estratégias de investimento usando os modelos *Markov*, pode-se ver, na Tabela 5.2.6, que no final do investimento as rentabilidades das aplicações são ambas positivas. Essas, por sua vez, foram calculadas continuamente, ou seja, a cada dia aplica-se todo o montante gerado pelo investimento do dia anterior, sem retirar os custos.

Tabela 5.2.6
Rentabilidade das estratégias

	31 dias	60 dias	90 dias
Bradesco	1045304,98	1120848,82	1086156,23
Telemar	1022080,62	1159776,53	1184208,72
Eletrobrás	1020244,03	1041717,90	1066150,08
Vale do Rio Doce	1092656,59	1109064,19	1255426,78

Os resultados mostram que os ganhos referentes às aplicações nas ações da Vale do Rio Doce são quase sempre superiores às outras. Mas, cabe lembrar que o desempenho desta estratégia é no mínimo duvidoso, dado o uso de uma *proxy* das probabilidades filtradas. Se excluirmos esta estratégia, nota-se que para um investimento de 31 dias seria preferível a estratégia do Bradesco e para 60 dias e 90 dias a estratégia da Telemar.

6. Conclusão

Um ambiente de incertezas gera indecisão de quando é o melhor momento de comprar ou vender uma ação. Sendo assim, o objetivo relevante do trabalho foi tentar reduzir esta indecisão, buscando para isto a probabilidade de estar em um determinado estado da natureza. Observa-se que as características das séries financeiras do Bradesco (BBDC4), Telemar (TNLP4), Eletrobrás (ELET6) e Vale do Rio Doce (VALE5), dão evidências de que o modelo gerador dos dados não pode ser considerado estável, pois os modelos lineares não são capazes de gerar dados que tenham tais características apresentadas. Além disto, nota-se a não rejeição da hipótese de eficiência fraca de mercado, mostrando a impossibilidade do poder de previsão nos períodos considerados. Ou seja, a não rejeição da hipótese de passeio aleatório para as séries financeiras inviabiliza a possibilidade de arbitragem e a obtenção de ganhos excessivos nas compras e vendas das ações da Telemar, Bradesco, Vale do Rio Doce e Eletrobrás. Maiores estudos sobre eficiência de mercado podem ser aplicados de forma a confirmar tal hipótese. Contudo, a contínua aceitação da mesma não anula o presente trabalho, mas sim reforça a utilização da estratégia estudada. Se não é possível prever o retorno no período seguinte, é importante ao menos saber em qual regime de volatilidade os preços poderão se encontrar. Melhor ainda, se for possível usar essas probabilidades para decidir qual é o

momento mais apropriado para comprar e/ou vender uma ação. Isso pode ajudar a reduzir o problema da perda de previsão.

Embora tenha resultados que confirmam a hipótese de eficiência fraca de mercado, as estratégias de investimentos sugeridas superaram a estratégia *buy and hold*, pois seus desempenhos para fora da amostra foram melhores. Isso significa, no caso das ações da Telemar, Eletrobrás e Bradesco, que é preferível utilizar a regra de mercado baseada nos modelos de mudança markoviana decidindo quando é o melhor momento de comprar e/ou vender uma das ações do que comprar a ação e permanecer com esta até o final do período de análise. No caso da Eletrobrás seria indiferente aplicar em CDI. Os resultados positivos não implicam que as estratégias sempre terão um bom desempenho, isto foi visto quando se considera uma pessoa física ou jurídica não isenta de impostos e contribuições. Também, deve-se considerar que os bons resultados foram obtidos com custos nulos.

O presente estudo sofre de algumas deficiências observadas no decorrer do trabalho. Nota-se a ausência de um teste de raiz unitária com quebras múltiplas, que poderia ajudar no problema de se ter mais de uma quebra estrutural na série. Esse não é um problema sério, pois observa-se na literatura financeira que as séries de retornos tem sido estacionárias. Um estudo mais amplo sobre eficiência de mercado seria interessante, como também verificar ganhos obtidos pelas previsões do modelo. Existe, também, o problema na determinação da especificação adequada dos modelos de mudança markoviana, quanto ao número de regimes dos modelos. Embora há alguns procedimentos na literatura, como os de Hansen (1992) e Garcia e Perron (1991), sua aplicação exigiria uma demorada simulação.

Os resultados apresentados mostram que esta é uma área interessante em finanças e que merece atenção. Sendo assim, futuras pesquisas podem seguir diversos objetivos, tais como: analisar o desempenho de dados com maior frequência; verificar se o desempenho obtido para 31, 60 e 90 dias se confirma para os próximos 31, 60 e 90 dias; e analisar carteiras superiores às de dois ativos e carteira que são compostas por somente ativos de risco etc. Sempre tentando, à medida do possível, minimizar os problemas citados.

Referências

- ALMEIDA, N. & VALLS PEREIRA, P. (1999). Mudança de Regime em Volatilidade: os modelos SWGARCH. **XXI Encontro Brasileiro De Econometria**. Belém.
- ALMEIDA, N. & VALLS PEREIRA, P. (2000). "Switching Regimes Models for Financial Time Series: an empirical study for trading rules". **Annals of the XXII Brazilian Econometric Meeting**, vol 1, p.49-68. Brazilian Econometric Society: Campinas: São Paulo.
- BESSADA, O. (1998). **O Mercado Futuro e de Opções**. 4 ed. Rio de Janeiro: Record.
- BROCK, W., DECHERT, W E SHEINKMAN, J. (1987). A Test for Independence Based on the Correlation Dimension. Working paper não publicado, University of Wincosin at Madison, University of Houston e University of Chicago.
- CAETANO, S. M. (2003). Análise do Desempenho das Estratégias de Investimento em Ativos do Mercado Financeiro Brasileiro. Dissertação de mestrado, UFRGS-RS. (não publicado).
- CAMPBELL, J. Y., LO, A. W. E MACKINLEY, A. G. (1997). **The Econometrics of Financial Markets**. Princeton University Press.

- COCHRANE, J. H. (1988). How Big Is the Random Walk in GNP?, **Journal of Political Economy**, 96, 893-920.
- EFTEKHARI, B. (1997) **The Markov Regime Switching as a Trading Tool**. Cambridge Discussion papers in accounting and finance. Cambridge.
- FRANSES, P. H. (1998). **Time Series Models for Business and Economic Forecasting, Cambridge**: Cambridge University Press.
- GARCIA, R. E PERRON, P. (1991). An Analysis of the Real Interest Rate under Regime Shift. **Université of Montreal Working Paper**.
- GARCIA, R. E PERRON, P. (1996). An Analysis of Real Interest Rate under Regime Shift. **Review of Economics and Statistics**, 78, 111-125.
- GOLDFELD, S. M. & QUANDT, R. E. (1973). A Markov Model for Switching Regression, **Journal of Econometrics**, 1, 3-16.
- HAMILTON, J. D. (1989). A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle. **Econometrica**, 57: 357-384.
- HAMILTON, J. D. (1990). Analysis of Time Series Subject to Changes in Regime. **Journal of Econometrics** 45:39-70.
- HAMILTON, J. D. (1994). **Time Series Analysis**. Princeton University Press.
- HAMILTON, J. D. & SUSMEL, R. (1994). Autoregressive Conditional Heteroskedasticity and Changes in Regime. **Journal of Econometrics**, 64: 307-333.
- HANSEN, B. E. (1992). The Likelihood Ratio Test under Non-Standard Conditions: Testing the Markov Switching Model of GNP. **Journal of Applied Econometrics**, 7, S61-S82.
- HULL, J. C. (1998). **Opções, Futuros e Outros Derivativos**. 3 ed. Bolsa de Mercadorias & Futuros – BM&F.
- KAUFMAN, P. J. (1998). **Trading Systems and Methods**. John Wiley & Sons, Inc.
- KIM, CHANG-JIN E NELSON, C. R. (1998). Business Cycle Turning Points, a New Coincident Index and Tests of Duration Dependence Based on a Dynamic Factor Model with Regime Switching. Forthcoming, **Review of Economics and Economics Statistics** 80, 188-201.
- KIM, CHANG-JIN E NELSON, C. R. (1999). **State Space Models With Regime Switching: Classical and Gibbs-Sampling Approaches with Applications**. MIT Press.
- KROLZIG, H.-M. (1997). **Markov Switching Vector Autoregressions: Modeling, Statistical Inference and Application to Business Cycle Analysis**. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems. Springer.
- KROLZIG, H.-M. (1998). Econometric Modelling of Markov-Switching Vector Autoregressions using MSVAR for Ox. Discussion Paper, Department of Economics, University of Oxford.
- LAURINI, M. P. E PORTUGAL, M. S. (2002). Markov Switching Based Nonlinear Tests for Market Efficiency Using the R\$/US\$ Exchange Rate. **Anais do XXIV Encontro Brasileiro de Econometria**, SBE, Nova Friburgo, vol. II, p. 127-146.
- LAURINI, M. P. E PORTUGAL, M. S. (2003). Modelos para a Persistência na Volatilidade da Taxa de Câmbio R\$/US\$ - Análise Comparativa entre GARCH e Mudança

- Markoviana. Texto para Discussão, n. 04/2003, Programa de Pós-Graduação em Economia, UFRGS, 37 p.
- LO, A., & MACKINLAY, A. C. (1988). Stock Market Prices Do Not Follow Random Walks: Evidence from a Simple Specification Test, **Review of Financial Studies**, 1, 41-66.
- LO, A., & MACKINLAY, A. C. (1989). The Size and Power of the Variance Ratio Test in Finite Samples: A Monte Carlo Investigation, **Journal of Econometrics**, 40, 203-238.
- MARKOWITZ, H. M. (1952). Portfolio Selection. **The Journal of Finance**, Chicago: American Finance Association, v. VII, n. 1, p. 77-91.
- MARKOWITZ, H. M. (1959). **Portfolio Selection**. New York: John Wiley & Sons.
- OHARA, H. (1996). **Unit Root Test Against a Trend Stationary Alternative with Multiple Trend Breaks**. Institute of Social Science, University of Tokio. Discussion Paper Series n. F-57, 32 p.
- PERRON, P. (1989). The Great Crash, the Oil Shock and the Unit Root Hypothesis. **Econometrica**, 57, 1361-1401.
- PERRON, P. (1994). Trend, Unit Root and Structural Change in Macroeconomic Time Series. In: RAO, B. B. **Cointegration for the Applied Economist**. Basingstoke: Macmillan Press.
- PERRON, P. (1997). Further Evidence on Breaking Trend Functions in Macroeconomic Variables. **Journal of Econometrics**, 33, 311-340.
- SHARPE W. (1964). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk, **Journal of Finance**, 19, 425-442.
- SIMS, C. A. (1980). Macroeconomics and Reality. **Econometrica**, 48, 1-48.
- VALLS PEREIRA, P. L.; HOTTA, L. K.; SOUZA, L. A. R. & ALMEIDA, N. M. C. G. (1999). Alternative Models to Extract Asset Volatility: A Comparative Study. **Brazilian Review of Econometrics** 19:1, 57-109.
- ZIEGELMANN, F. A. E VALLS PEREIRA, P. L. (1997). Modelos de Volatilidade Estocástica com Deformação Temporal: um estudo empírico para o índice bovespa. **Pesquisa Planejamento Econômico**, v. 27, n. 2, agosto.

Apêndice

Tabela A.1 - Coeficientes estimados do modelo MSIAH(3)-AR(10)

	Coef	StdError	t-val
Constante (Regime 1)	-0.0086	0.0032	-2.7143
bradesco_1	0.3532	0.0919	3.8425
bradesco_2	0.1772	0.1026	1.7266
bradesco_3	0.4574	0.1048	4.3622
bradesco_4	0.2359	0.1215	1.9415
bradesco_5	-0.1646	0.1554	-1.0593
bradesco_6	0.0914	0.1190	0.7678
bradesco_7	0.2881	0.1592	1.8103
bradesco_8	0.1422	0.1154	1.2328
bradesco_9	-0.1258	0.0869	-1.4482
bradesco_10	-0.2682	0.0922	-2.9075
Standard error (Regime 1)		0.028024	
Constante (Regime 2)	0.0006	0.0011	0.5591
bradesco_1	0.0378	0.0436	0.8657
bradesco_2	-0.1279	0.0381	-3.3604
bradesco_3	-0.1528	0.0409	-3.7377
bradesco_4	-0.0875	0.0358	-2.4460
bradesco_5	-0.0620	0.0369	-1.6795
bradesco_6	-0.0201	0.0332	-0.6046
bradesco_7	-0.1150	0.0342	-3.3598
bradesco_8	0.0307	0.0361	0.8516
bradesco_9	-0.0437	0.0357	-1.2226
bradesco_10	0.0654	0.0355	1.8398
Standard error (Regime 2)		0.020143	
Constante (Regime 3)	0.0365	0.0052	7.0257
bradesco_1	-0.0511	0.0746	-0.6852
bradesco_2	-0.2155	0.0930	-2.3177
bradesco_3	-0.2619	0.1281	-2.0442
bradesco_4	-0.3296	0.1118	-2.9488
bradesco_5	0.4330	0.1177	3.6774
bradesco_6	0.1048	0.1123	0.9329
bradesco_7	0.0317	0.1306	0.2428
bradesco_8	-0.6963	0.1339	-5.2015
bradesco_9	-0.2701	0.1095	-2.4669
bradesco_10	0.8770	0.1249	7.0192
Standard error (Regime 3)		0.016044	

Tabela A.2 - Coeficientes estimados do modelo MSIH(3)-AR(7)

	Coef	StdError	t-val
Constante (Regime 1)	0.0028	0.0023	1.2399
Constante (Regime 2)	-0.0008	0.0011	-0.7075
Constante (Regime 3)	0.0043	0.0097	0.4470
Telemar_1	0.0562	0.0332	1.6952
Telemar_2	-0.0795	0.0326	-2.4355
Telemar_3	0.0166	0.0315	0.5253
Telemar_4	-0.0408	0.0319	-1.2785
Telemar_5	-0.0423	0.0310	-1.3665
Telemar_6	0.0024	0.0312	0.0778
Telemar_7	0.0094	0.0304	0.3088
Standard error (Regime 1)		0.039671	
Standard error (Regime 2)		0.022940	
Standard error (Regime 3)		0.082864	

Tabela A.3 - Coeficientes estimados do modelo MSIH(3)-AR(5)

	Coef	StdError	t-val
Constante (Regime 1)	0.0011	0.0020	0.5382
Constante (Regime 2)	-0.0005	0.0012	-0.4098
Constante (Regime 3)	-0.0056	0.0266	-0.2118
Eletrobrás _1	0.0619	0.0328	1.8859
Eletrobrás _2	0.0088	0.0330	0.2654
Eletrobrás _3	-0.0197	0.0314	-0.6265
Eletrobrás _4	-0.0401	0.0314	-1.2774
Eletrobrás _5	-0.1113	0.0299	-3.7166
Standard error (Regime 1)		0.037413	
Standard error (Regime 2)		0.025157	
Standard error (Regime 3)		0.11191	

Tabela A.4 - Coeficientes estimados do modelo MSIAH(3)-AR(2)

	Coef	StdError	t-val
Constante (Regime 1)	0.0024	0.0027	0.8760
vale_1	-0.1247	0.0558	-2.2357
vale_2	-0.0063	0.0555	-0.1138
Standard error (Regime 1)		0.038902	
Constante (Regime 2)	0.0008	0.0008	0.9710
vale_1	0.0746	0.0452	1.6509
vale_2	-0.1190	0.0465	-2.5561
Standard error (Regime 2)		0.017343	
Constante (Regime 3)	-0.0300	0.0023	-12.9484
vale_1	2.3351	0.0456	51.2500
vale_2	3.3565	0.0295	113.7651
Standard error (Regime 3)		0.0028974	