

BRUNO BOZON FURLAN

**MODELAGEM ESTATÍSTICA APLICADA À
VALORIZAÇÃO DE AÇÕES**

Trabalho de Formatura apresentado à Escola
Politécnica da Universidade de São Paulo para
obtenção do Diploma de Engenheiro de Produção

São Paulo

2009

BRUNO BOZON FURLAN

**MODELAGEM ESTATÍSTICA APLICADA À
VALORIZAÇÃO DE AÇÕES**

Trabalho de Formatura apresentado à Escola
Politécnica da Universidade de São Paulo para
obtenção do Diploma de Engenheiro de Produção

Orientador: Prof. Dr. José Joaquim do Amaral Ferreira

São Paulo

2009

FICHA CATALOGRÁFICA

Furlan, Bruno Bozon

**Modelagem estatística aplicada à valorização de ações / B.B.
Furlan. -- São Paulo, 2009.**

112 p.

**Trabalho de Formatura - Escola Politécnica da Universidade
de São Paulo. Departamento de Engenharia de Produção.**

**1. Ações 2. Estatística aplicada 3. Regressão linear 4. Séries
temporais I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. De-
partamento de Engenharia de Produção II. t.**

DEDICATÓRIA

À minha família.

AGRADECIMENTOS

Acima de tudo à minha família, por tudo o que me proporcionaram, por terem moldado a pessoa que sou hoje e pelo apoio incondicional em todos os momentos da minha vida.

Ao meu orientador, Prof. Dr. José Joaquim do Amaral Ferreira, pela receptividade, pelas ideias e pelo incentivo.

A todos da Fundamento, em especial ao meu chefe e amigo Guilherme Russo, pela confiança no meu trabalho e pela oportunidade de ganhar experiência profissional da melhor maneira possível: aplicando na prática o que aprendi, aprendendo mais e mais continuamente e vendo os frutos de um trabalho bem feito na forma de resultados consistentes.

A todos os professores, colegas e funcionários da Poli e da Ecole des Mines de Saint-Etienne, por tudo o que a vida acadêmica acrescentou à minha formação pessoal, profissional e intelectual.

E, por fim, aos meus amigos, sempre ao meu lado mesmo quando estamos distantes.

RESUMO

O preço de uma ação raramente reflete com exatidão o resultado dos modelos de análise fundamentalista, variando de acordo com a percepção dos investidores sobre o cenário para a empresa e com a abundância ou escassez, no mercado, de capital disponível para investir. Assim, as flutuações em sua cotação podem ser relacionadas a diversas variáveis, ligadas aos fundamentos da empresa, à economia global e à visão dos investidores sobre o mercado acionário como um todo, sobre um país ou sobre um setor da economia em particular.

Este trabalho tem por objetivo elaborar modelos para detectar sobrevalorizações ou subvalorizações momentâneas das ações da mineradora Vale S.A., antiga Companhia Vale do Rio Doce, cotadas na Bolsa de Valores de São Paulo, em relação a outras variáveis quantitativas relacionadas aos seus preços, tais como cotações de ações de empresas do mesmo setor negociadas em outras bolsas de valores, bem como índices bursáteis, taxas de câmbio e preços de *commodities*, de modo a proporcionar uma ferramenta para detectar oportunidades de operações de giro de curíssimo prazo (intra-diárias) tirando proveito de tais distorções do mercado.

Para isso, são empregadas técnicas de modelagem estatística, como a regressão linear múltipla e ferramentas de análise de séries temporais, com dados referentes ao período entre dezembro de 2008 e maio de 2009. O mês de junho de 2009 foi utilizado como período de validação, de modo a comprovar a eficácia dos modelos.

Palavras-chave: Ações. Estatística aplicada. Regressão linear. Séries temporais.

ABSTRACT

The price of a stock rarely ever reflects precisely the result of models based in fundamental analysis, fluctuating along with the way investors perceive the scenario for the company and with the abundance or scarcity of available investing capital in the market. Hence, the variations in stock quotes can be related to several variables, linked to the company's fundamentals, global economy and investors' view on the stock market as a whole, on a country or on a given economic sector.

The present study aims to develop models to detect temporary over- or undervaluation of the shares issued by Brazilian mining company Vale S.A., formerly known as Companhia Vale do Rio Doce, listed at the Bovespa (São Paulo Stock Exchange), in comparison to other quantitative variables related to their prices, such as quotes for shares of companies on the same sector traded in other stock exchanges, as well as stock exchange indices, exchange rates and commodity prices, so as to offer a tool which could detect opportunities for intraday operations, making profits out of such market distortions.

In order to accomplish this goal, this study employs statistical modeling techniques such as multiple linear regression and time series analysis tools, applied to a set of data from the period between December 2008 and May 2009. The month of June 2009 was used as a validation period, so as to prove the efficacy of the models.

Keywords: Stocks. Applied Statistics. Linear regression. Time series.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Exemplos de correlação	27
Figura 2.2 - ACF de uma série sem autocorrelações significativas.....	36
Figura 2.3 - ACF de uma série com fortes autocorrelações	36
Figura 2.4 – Exemplo de PACF (1)	37
Figura 2.5 - Exemplo de PACF (2).....	37
Figura 2.6 - Diagrama de dispersão com as variações reais do Ibovespa em agosto de 2006 e as previsões correspondentes pelo modelo de Castro Neto.	48
Figura 3.1 - Evolução das cotações das ações ordinárias e preferenciais da Vale	60
Figura 3.2 - Evolução dos índices Ibovespa e S&P 500	60
Figura 3.3 - Evolução das cotações das ações das mineradoras Rio Tinto e BHP Billiton.....	60
Figura 3.4 - Evolução das cotações das ações das mineradoras XStrata e AngloAmerican....	61
Figura 3.5 - Evolução do índice FTSE 100 e das taxas de câmbio do dólar norte-americano, libra esterlina e euro em relação ao real	61
Figura 3.6 - Evolução das cotações dos contratos futuros de commodities: níquel, alumínio, cobre e petróleo.....	62
Figura 3.7 - Evolução dos índices JPMorgan EMBI Brazil (Risco Brasil) e Baltic Dry Index	63
Figura 3.8 - Evolução da VALE3 e Modelo 1.....	68
Figura 3.9 - Resíduos do Modelo 1, em função dos valores estimados pelo modelo.....	68
Figura 3.10 - Resíduos do Modelo 1, pela ordem cronológica dos dados	69
Figura 3.11 - Função de autocorrelação dos resíduos do Modelo 1	69
Figura 3.12 - Função de autocorrelação parcial dos resíduos do Modelo 1	70
Figura 3.13 - Evolução da VALE3 e Modelo 1 com AR(1).....	71
Figura 3.14 - Resíduos do Modelo 1 com AR(1), pela ordem cronológica dos dados.....	71
Figura 3.15 - Função de autocorrelação dos resíduos do Modelo 1 com AR(1)	72
Figura 3.16 - Diagrama de dispersão com as variações reais da VALE3 em junho de 2009 e as previsões correspondentes pelo Modelo 1 com AR(1).....	74
Figura 3.17 - Evolução da VALE3 e Modelo 2	75
Figura 3.18 - Resíduos do Modelo 2, pela ordem cronológica dos dados	76
Figura 3.19 - Resíduos do Modelo 2, em função dos valores estimados pelo modelo.....	76
Figura 3.20 - Função de autocorrelação dos resíduos do Modelo 2	77
Figura 3.21 - Função de autocorrelação parcial dos resíduos do Modelo 2	77
Figura 3.22 - Evolução da VALE3 e Modelo 2 com AR(1).....	78

Figura 3.23 - Resíduos do Modelo 2 com AR(1), pela ordem cronológica dos dados.....	78
Figura 3.24 - Função de autocorrelação dos resíduos do Modelo 2 com AR(1)	79
Figura 3.25 - Diagrama de dispersão com as variações reais da VALE3 em junho de 2009 e as previsões correspondentes pelo Modelo 1 com AR(1)	80
Figura 3.26 - Rendimentos logarítmicos reais da VALE3 e Modelo 3 em função do tempo ..	84
Figura 3.27 - Resíduos do Modelo 3, pela ordem cronológica dos dados	85
Figura 3.28 - Função de autocorrelação dos resíduos do Modelo 3	85
Figura 3.29 - Diagrama de dispersão com as variações reais da VALE3 em junho de 2009 e as previsões correspondentes pelo Modelo 3	87
Figura 3.30 - Evolução das cotações de VALE3 (real e modelos 1+3 e 3)	90

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Análise de Variância	32
Tabela 2.2 - Padrões de autocorrelação e modelos ARMA associados	38
Tabela 2.3 - Resultados do modelo de Castro Neto (2006) para previsão do Ibovespa	46
Tabela 2.4 - Erros do modelo de Castro Neto no período de teste, em valores absolutos e em porcentagem do desvio padrão das variações do Ibovespa	47
Tabela 2.5 - Valores das variáveis do modelo de Castro Neto em 31/07/2006	49
Tabela 3.1 - Horários de abertura da Bovespa e NYSE e de fechamento da LSE	58
Tabela 3.2 - Horários de abertura da Bovespa e NYSE + 20 minutos e fechamento da LSE ..	58
Tabela 3.3 - Coeficientes de correlação entre VALE3 e as outras variáveis	63
Tabela 3.4 - Escala de coeficientes de correlação	64
Tabela 3.5 - Cálculo de VALE3 pelo Modelo 1 com AR(1)	73
Tabela 3.6 - Estudo dos erros do Modelo 1 com AR(1) no período de validação	73
Tabela 3.7 - Cálculo de VALE3 pelo Modelo 2 com AR(1)	79
Tabela 3.8 - Estudo dos erros do Modelo 2 com AR(1) no período de validação	80
Tabela 3.9 - Coeficientes de correlação entre rendimentos diários de VALE3 e das outras variáveis	83
Tabela 3.10 - Cálculo de VALE3 pelo Modelo 3	86
Tabela 3.11 - Estudo dos erros do Modelo 3 no período de validação	86
Tabela 3.12 - Resultados dos modelos 1, 2 e 3 no mês de junho de 2009	88
Tabela 3.13 - Correlações entre os erros dos modelos 1, 2 e 3	89
Tabela 3.14 - Erros dos novos modelos 1+3 e 2+3 no mês de junho	89
Tabela 3.15 - Cotações de VALE3 (real e modelos 1+3 e 3)	90

LISTA DE SIGLAS

ACF: AutoCorrelation Function

ADR: American Depository Receipt

ANBID: Associação Nacional dos Bancos de Investimento

ANCOR: Associação Nacional das Corretoras

ANOVA: ANalysis Of VAriance

AR: Auto-Regressive

ARMA: Auto-Regressive Moving Average

ASX: Australian Securities eXchange

BDI: Baltic Dry Index

BDR: Brazilian Depository Receipt

BM&F: Bolsa de Mercadorias e Futuros

BOVESPA: Bolsa de Valores de São Paulo

CBLC: Companhia Brasileira de Liquidação e Custódia

DCF: Discounted Cash Flow

FIA: Fundo de Investimento em Ações

HEM: Hipótese da Eficiência dos Mercados

IBOVESPA: Índice Bovespa

JSE: Johannesburg Stock Exchange

LME: London Metals Exchange

LSE: London Stock Exchange

MA: Moving Average

NASDAQ: National Association of Securities Dealers Automated Quotations

NYMEX: New York Mercantile Exchange

NYSE: New York Stock Exchange

PACF: Partial AutoCorrelation Function

RWH: Random Walk Hypothesis

S&P: Standard & Poor's

VR: Variance Ratio

WTI: West Texas Intermediate

SUMÁRIO

1. Introdução	15
1.1. A Empresa: Fundamento Asset Management S.A.	15
1.2. O estágio	16
1.3. Contexto do problema	18
1.4. Objeto de estudo	19
1.5. Definição do problema	21
1.6. Objetivo	22
2. Estudo Bibliográfico	27
2.1. Fundamentação teórica	27
2.1.1. Covariância e correlação.....	27
2.1.2. Modelos de regressão	28
2.1.3. Determinação dos coeficientes de regressão	30
2.1.4. Análise de variância.....	31
2.1.5. Seleção de variáveis.....	33
2.1.6. Séries temporais	34
2.2. Conceitos dos mercados financeiros e aplicações	38
2.2.1. Previsibilidade dos preços e a Hipótese de Eficiência dos Mercados	38
2.2.2. Contágio entre mercados	42
2.2.3. Aplicações de regressão e séries temporais aos mercados de ações.....	45
3. Elaboração dos Modelos.....	53
3.1. Seleção das variáveis	53
3.2. Definição das séries de dados	57
3.3. Normalização dos dados	59
3.4. Observação qualitativa e gráfica das variáveis	59
3.5. Correlações	63
3.6. Regressão linear múltipla	65
3.6.1. Modelo 1: VALE3 em função das outras variáveis, sem transformação logarítmica	67
3.6.2. Modelo 2: VALE3 em função das outras variáveis, exceto Ibovespa, sem transformação logarítmica.	75

3.6.3. Modelo 3: VALE3 em função das outras variáveis, exceto Ibovespa, com transformação logarítmica.	82
3.6.4. Discussão dos modelos	88
4. Conclusão.....	93
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	97
ANEXO I – DADOS UTILIZADOS NA CONFECÇÃO DOS MODELOS	100
ANEXO II – SAÍDAS DO SOFTWARE R 2.7.2	107

INTRODUÇÃO

1. Introdução

1.1. A Empresa: Fundamento Asset Management S.A.

O estágio está sendo efetuado na empresa Fundamento Asset Management S.A., gestora de recursos que opera principalmente ações e derivativos (opções de ações e contratos futuros de índice Bovespa) negociados na BM&FBovespa. A gestão é baseada primordialmente nos princípios da análise fundamentalista – baseada nos dados obtidos através de balanços, demonstrações de resultados, notícias, comunicados e conversas com empresas e outros analistas, visando avaliar o valor intrínseco das ações e as perspectivas para seus preços – mas conta também com a utilização frequente de análise técnica, que busca encontrar e explorar padrões e referências nos preços de ações, empregada com o objetivo de identificar os melhores instantes para comprar ou vender uma determinada ação.

A origem da Fundamento remonta ao início da década de 2000, quando o economista Guilherme Matheus Russo, após obter a certificação de agente autônomo de investimento¹ pela ANCOR, iniciou junto à corretora Souza Barros a atividade de administração de carteiras de ações e opções para clientes individuais (pessoa física), captados através de contatos pessoais e familiares. A atividade individual logo converteu-se em uma empresa, a GMR Agente Autônomo de Investimento Ltda., através da qual Guilherme passou a contratar funcionários e estagiários para auxiliá-lo em suas tarefas.

Após obter para seus clientes rentabilidades bastante superiores à média do mercado por quatro anos consecutivos, Guilherme iniciou um clube de investimento, o Fundamento I, fundado em dezembro de 2005. Com o bom desempenho do Fundamento I, que proporcionou durante os primeiros anos rendimentos significativamente superiores aos do índice Bovespa, o clube logo atingiu o limite máximo de 150 cotistas previsto pelas normas da Bolsa de Valores de São Paulo, o que levou à fundação, durante o ano de 2007, de dois outros clubes de investimento, batizados Alicerce e Concreto. A empresa, usando o nome fantasia Fundamento Administração de Recursos, também manteve paralelamente a gestão de carteiras individuais.

¹ Agente autônomo de investimento : profissional que atua na distribuição e mediação de títulos, valores mobiliários, quotas de fundos de investimentos e derivativos, sob a responsabilidade de instituições integrantes do sistema de distribuição de valores mobiliários (p. ex. corretoras).

Em 2008, Guilherme Russo e Diogo Nagado (ex-gerente de risco para fundos de investimento do Private Banking do JP Morgan Chase) constituíram a Fundamento Asset Management S.A., com a finalidade de ingressar no mercado de fundos de investimento. Devido a restrições legais, a empresa de agente autônomo teve sua propriedade transferida para Newton Russo e seu nome alterado para Escolha Ideal Agente Autônomo de Investimento Ltda., continuando responsável pelas carteiras individuais, bem como pela distribuição das cotas dos fundos que vierem a ser geridos pela Fundamento Asset Management. Os clubes de investimento já citados passaram a ter oficialmente uma gestão profissionalizada da Fundamento, remunerada por uma taxa de gestão.

No final de março de 2009, entrou em operação o Fundamento Plus FIA, fundo de investimentos enquadrado pela ANBID na categoria “ações livre com alavancagem”. “Ações livre” significa que a única restrição fundamental na composição da carteira do fundo é a de possuir no mínimo 67% do seu patrimônio aplicado em ações, sem que haja obrigação de seguir a composição (ou objetivo de acompanhar o comportamento) de um determinado índice; “com alavancagem” indica que a exposição a renda variável pode superar 100% do patrimônio, ou seja, que existe a possibilidade teórica de perda superior ao patrimônio líquido do fundo. A remuneração da Fundamento, no papel de gestora, consiste principalmente de uma taxa de performance semestral correspondente a 25% da valorização das cotas do fundo que exceder o Ibovespa, principal índice de referência do mercado acionário brasileiro.

Atualmente, a Fundamento e a Escolha Ideal são, juntas, responsáveis pela gestão de cerca de R\$ 40 milhões entre clubes de investimento, fundo de investimento e carteiras de clientes individuais, operando regularmente junto a quatro corretoras (Interfloat, Bradesco, Gradual e Souza Barros).

1.2. O estágio

Por se tratar de uma empresa de pequeno porte, é comum na Fundamento que haja acúmulo de funções. Por exemplo, enquanto em uma gestora de grande porte a negociação de ações e opções é feita por profissionais (*traders*) independentes da equipe de gestão, que toma as decisões principais quanto às estratégias de investimento e repassa ordens para que os

traders as executem, na Fundamento as mesmas pessoas que participam das decisões estratégicas também compram e vendem ações diretamente.

O estágio está sendo realizado na equipe de gestão, com participação na negociação (*trading*), na análise (fundamentalista e técnica) e na tomada de decisão estratégica. Entre as funções desempenhadas estão:

- Acompanhamento de cotações de ações, índices, *commodities* e moedas, entre outros, em tempo real, através da plataforma Bloomberg Professional;
- Acompanhamento de notícias, análises e comentários, nos planos microeconômico (empresas) e macroeconômico (mercados nacionais e internacionais), em tempo real através da Bloomberg Professional e de sites especializados;
- Elaboração de resumos diários para análise fundamentalista a partir da leitura e síntese de relatórios recebidos por e-mail contendo dados e opiniões de analistas *sell side*² de grandes instituições financeiras (JP Morgan, Morgan Stanley, Merrill Lynch, Credit Suisse, Deutsche Bank, Santander, Itaú, Bradesco e outras);
- Análise técnica de ações, índices e pares *long/short*, frequentemente para tomada de decisão rápida durante o pregão e execução imediata de ordens de compra e venda;
- Negociação de ações e opções, através do software CMA;
- Controle de fluxo de caixa dos clubes e fundo em tempo real, através de planilhas – compartilhadas entre os terminais de negociação – que calculam o caixa disponível para os dias seguintes em função das operações executadas no pregão em curso;

² Analistas *sell side*: profissionais contratados por instituições financeiras para elaborar relatórios contendo suas análises de mercado, a serem divulgados aos clientes dessas instituições e ao público em geral. Frequentemente são especialistas em um determinado setor econômico, fornecendo análises bastante detalhadas de seus objetos de estudo.

- Participação em reuniões periódicas (em média duas a três vezes por semana) da equipe de gestão, a fim de discutir a composição das carteiras dos clubes e fundo e as estratégias de posicionamento e de operações de giro para os dias seguintes;
- Auxílio na redação de relatórios mensais para os cotistas, contendo dados sobre a estratégia dos clubes de investimento, seu desempenho no mês e perspectivas para os meses seguintes, comentários sucintos sobre os acontecimentos e dados econômicos divulgados nos mercados nacionais e internacionais e análises pontuais de empresas cujas ações tenham pesos elevados nas carteiras geridas pela Fundamento.

1.3. Contexto do problema

O Fundamento Plus FIA, produto para o qual será aplicado o resultado deste trabalho, é um fundo de investimento enquadrado na categoria “ações livre com alavancagem”, conforme explanado anteriormente. Na prática, seu regulamento permite que sejam utilizadas em sua gestão estratégias que extrapolam largamente a simples alocação percentual de recursos em uma carteira de ações. Entre as operações que podem ser efetuadas estão também a compra e venda de opções (inclusive venda a descoberto, ou seja, emitir uma opção de compra de uma determinada ação sem possuir em carteira o ativo correspondente, obrigando-se a comprá-lo para entrega ao detentor da opção, ou a recomprar a própria opção, caso o preço da ação seja maior do que o preço de exercício da opção no dia do vencimento), compra e venda de contratos futuros do Ibovespa (o equivalente a “comprar” ou “vender” a variação da cotação do índice: diariamente, o detentor de posição vendida paga ao detentor de posição comprada uma quantia correspondente à variação positiva do Ibovespa, ou recebe dele quantia equivalente à variação negativa do índice), operações no mercado a termo (compra ou venda de ações para liquidação em um prazo determinado e prorrogável, permitindo comprar ações sem desembolsar imediatamente seu valor, apenas depositando uma quantia – ou outras ações – como garantia) e vendas “a descoberto” (vender ações sem possuí-las, entregando ao comprador ações alugadas, para lucrar com a queda de suas cotações recomprando-as a preços mais baixos). Esta última modalidade de negociação possibilita uma estratégia muito utilizada por fundos do tipo multimercado e também pelo Fundamento Plus FIA: a arbitragem *long/short*, que consiste em comprar uma ação e vender outra a descoberto com o objetivo de lucrar com a valorização relativa entre as duas.

Por ter liberdade para operar tanto na ponta da compra quanto na da venda e por pagar taxas de corretagem bastante baixas, o fundo utiliza intensamente operações de giro de curto prazo – inclusive comprando e vendendo ações no mesmo dia com grande frequência. Uma parcela significativa da alta rentabilidade obtida pelo Fundamento Plus FIA em seus primeiros seis meses (mais de 120%, comparável à alta de 44% do Ibovespa no mesmo período) proveio de operações de giro.

O problema a ser abordado por este Trabalho de Formatura envolve a criação de uma ferramenta para detecção de oportunidades para operações de giro de curtíssimo prazo (intradíárias) com ações de elevada liquidez, ou seja, grande volume de negociação. Em nossa análise, utilizaremos especificamente as ações ordinárias e preferenciais da mineradora Vale S.A., antiga Companhia Vale do Rio Doce, negociadas na Bovespa sob os códigos VALE3 e VALE5, respectivamente.

1.4. Objeto de estudo

A BM&FBovespa (Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo) é a segunda maior bolsa de valores do continente americano e a terceira maior do mundo. Sua criação resultou da fusão, em 8 de maio de 2008, da Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa) com a Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F). Seus mercados abrangem a negociação de títulos e valores mobiliários de renda variável e renda fixa (ações, BDRs, cotas de determinados fundos de investimento, debêntures, recibos de ações, direitos de subscrição), além de derivativos agropecuários (açúcar cristal, boi gordo, café, etanol, milho e soja) e financeiros, como ouro, índices de ações, índices de inflação, taxas de câmbio e taxas de juro. Desde julho de 2009, todas as operações na BM&FBovespa são realizadas por meio de plataformas eletrônicas de negociação, tendo deixado de existir os antigos pregões de viva voz.

Conforme já explicitado, trabalharemos especificamente com o mercado de ações. O desempenho das ações cotadas na Bovespa é intrinsecamente relacionado a um grande número de variáveis, que determinam o preço que o mercado – entendido aqui como o conjunto dos investidores e *traders* que atuam na Bolsa – está disposto a pagar por elas.

Como é de conhecimento geral, cada ação representa uma parcela mínima do capital de uma empresa, de modo que cada acionista é detentor de uma participação social e tem direito a receber uma parte dos lucros auferidos pela companhia (um mínimo de 25% é obrigatoriamente distribuído), através do pagamento de dividendos. Outras formas de rendimentos também podem ser proporcionadas aos acionistas, tais como os juros sobre capital próprio, as bonificações em ações ou em dinheiro e os direitos de subscrição. No caso das ações ordinárias, seus detentores têm também direito a voto nas assembleias, o que pode levar o mercado a pagar um preço mais alto (com “prêmio”) por elas do que pelas ações preferenciais de uma mesma empresa.

Assim sendo, o *preço justo* de uma ação pode ser visto como o valor real da empresa, que pode ser estimado em termos da esperança dos ganhos futuros que as atividades da companhia devem proporcionar aos seus investidores. Uma técnica largamente empregada pelos analistas fundamentalistas para tal estimativa é o chamado método dos fluxos de caixa descontados (DCF – *Discounted Cash Flow*), modelo que consiste em somar os fluxos de caixa esperados para os períodos (anos, por exemplo) futuros, até uma data indefinida – teoricamente seria por toda a perpetuidade, pois as empresas não têm data definida para acabar – descontados por uma taxa anual, conhecida como custo de capital, justificada pelo fato de que uma quantia em dinheiro a receber em uma data futura (t) não equivale a ter a mesma quantia hoje (t_0). A taxa de desconto é uma composição de dois fatores: a *taxa sem risco*, que equivale à taxa de juros à qual seria possível aplicar o dinheiro entre t_0 e t , e o *prêmio de risco*, que reflete a remuneração extra que um investidor exigiria em troca dos riscos de que os fluxos de caixa futuros não se materializem.

No entanto, a percepção do mercado quanto ao valor de uma ação dificilmente reflete com exatidão o resultado de uma avaliação fundamentalista em termos de DCF, por duas razões primordiais. A primeira é que essa avaliação nunca é precisa, podendo resultar em *preços justos* significativamente diferentes conforme o analista que a elabora e as premissas tomadas para estimar os fluxos esperados, as incertezas e as taxas de desconto (como exemplo, no final de maio de 2009, as ações ordinárias da MMX Mineração e Metálicos S.A., negociadas na Bovespa sob o código MMXM3, eram avaliadas em R\$ 2,00 pelo analista Jorge Beristain, do Deutsche Bank, e em R\$ 14,10 por Raphael Biderman, do Bradesco; nos

meses seguintes, Beristain subiu seu preço justo para R\$ 6,00 e posteriormente para R\$ 11,00). A segunda, que os defensores da análise fundamentalista consideram uma imperfeição do mercado e acreditam que provoca apenas distorções passageiras nos preços das ações, é que os investidores nem sempre estão dispostos a pagar aquilo que os modelos dizem que uma ação vale. De fato, mesmo considerando um modelo do tipo DCF, os fluxos esperados e o prêmio de risco podem variar fortemente de acordo com as condições econômicas, com a percepção de que o cenário para a empresa pode vir a melhorar ou piorar nos próximos meses ou anos e com a abundância ou escassez de capital disponível para investir, que influencia no chamado apetite dos investidores por risco.

Consequentemente, as flutuações no preço de uma ação podem ser relacionadas a diversas variáveis, algumas qualitativas e a maioria quantitativas, ligadas aos fundamentos da empresa, à economia global e à visão dos investidores sobre o mercado acionário como um todo, sobre um país ou sobre um setor da economia em particular. Este é o objeto deste trabalho, no qual buscaremos relacionar, com o auxílio de ferramentas de análise estatística, o desempenho das ações da mineradora Vale S.A. com outras variáveis quantitativas.

1.5. Definição do problema

Entre as estratégias utilizadas pelo Fundamento Plus FIA para obter retorno estão as operações de arbitragem. Bem que, formalmente, o termo “arbitragem” no contexto de mercados financeiros se refira especificamente a operações de compra e venda motivadas pela diferença de preços de um mesmo ativo em diferentes mercados (o que constitui, por definição, estratégia sem riscos) neste trabalho empregamos a palavra em um sentido mais amplo: qualquer operação que vise auferir lucro com a correção de distorções temporárias entre os preços de ativos que, embora diferentes entre si, possuam fundamentos e/ou características intrínsecas que devem fazer com que seus preços variem de forma semelhante. Trata-se de um consciente abuso de linguagem, já que o conceito descrito engloba operações que não são livres de risco, dentre as quais aquelas que serão motivadas pelo produto deste trabalho.

As operações de arbitragem com ações, no sentido amplo, podem ser divididas em dois grupos: as motivadas por análise fundamentalista, nas quais se detectam e exploram

distorções nas precificações de ativos diferentes em relação aos seus valores teóricos, os quais são altamente correlacionados (caso, por exemplo, dos *long/short* entre empresas controladoras e suas controladas, como, no mercado atual, Bradespar x Vale ou Metalúrgica Gerdau x Gerdau S.A.), e as originadas na análise técnica, ou seja, em gráficos e/ou modelos quantitativos que utilizam dados e padrões históricos de comportamento de ativos para detectar oportunidades de compra e venda.

A motivação para o presente trabalho partiu especificamente da observação de uma técnica utilizada anteriormente pela equipe de negociação de ações da Fundamento, consistindo em observar, momentos antes da abertura dos negócios na Bovespa, as cotações das ações das mineradoras Rio Tinto, AngloAmerican, XStrata e BHP Billiton negociadas na London Stock Exchange e, a partir de suas variações em relação ao dia anterior, prever qual deveria ser a variação da cotação dos papéis da Vale na abertura, com base (empírica) nas altas correlações entre as diversas ações do setor. Quando era constatada uma grande divergência entre a valorização prevista e a valorização efetiva das VALE3 e VALE5, os *traders* da empresa buscavam aproveitar essas distorções, apostando na convergência – chamada corriqueiramente de “ajuste” – entre as ações do setor.

O procedimento de se estimar as valorizações das VALE3 e VALE5 a partir das correlações com outras variáveis trouxe algum resultado positivo para os clubes de investimento geridos pela Fundamento, mas dentro da própria empresa foi sentida a necessidade de se explorar melhor essas correlações, pois várias vezes viu-se que as previsões não haviam sido suficientemente precisas. Havia apenas um modelo linear bastante simples:

$$\Delta VALE3 = a_1 * \Delta Rio + a_2 * \Delta Anglo + a_3 * \Delta XStrata + a_4 * \Delta BHP \quad (1)$$

onde os coeficientes a_1, \dots, a_4 eram determinados por critérios subjetivos, como os volumes diários negociados, por exemplo.

A partir dessa necessidade é que foi definido o objetivo deste trabalho, descrito a seguir.

1.6. Objetivo

O objetivo do presente trabalho é elaborar um modelo que permita detectar sobrevalorizações ou subvalorizações momentâneas das ações da mineradora Vale S.A., negociadas na Bovespa (códigos VALE3 e VALE5), em relação aos preços de ativos com comportamento historicamente e intrinsecamente semelhante, tais como ações de outras empresas do setor de mineração cotadas em outras bolsas de valores do mundo, bem como atrasos (lags) nas cotações dessas ações em relação a variáveis historicamente relacionadas aos seus preços, de modo a proporcionar uma ferramenta para alimentar decisões de compra e venda e obter lucros tirando proveito de tais distorções do mercado.

Para isso, serão empregadas técnicas que fazem parte do arsenal proporcionado pelas disciplinas do curso de Engenharia de Produção, em particular as da área de Estatística, como a regressão linear múltipla e ferramentas de análise de séries temporais.

ESTUDO BIBLIOGRÁFICO

2. Estudo Bibliográfico

A seguir, apresentaremos a teoria empregada na elaboração dos modelos objeto deste trabalho, proporcionando uma visão geral sobre a base matemática e estatística subjacente e sobre alguns conceitos ligados aos mercados de capitais e, em particular, aos mercados de ações. Citaremos também alguns trabalhos, desenvolvidos nos últimos anos, que aplicaram aos mercados acionários conceitos semelhantes.

2.1. Fundamentação teórica

2.1.1. Covariância e correlação³

Para se elaborar modelos que relacionem duas ou mais variáveis, é necessária, antes de mais nada, uma mensuração do grau de correlação entre elas, ou seja, da intensidade da sua tendência de variação conjunta. Duas variáveis podem apresentar correlação linear positiva, negativa ou nula, ou ainda correlação não linear, como ilustram os diagramas de dispersão (gráficos nos quais pontos no plano cartesiano XY representam simultaneamente os valores de duas variáveis medidas em cada elemento do conjunto de dados) abaixo:

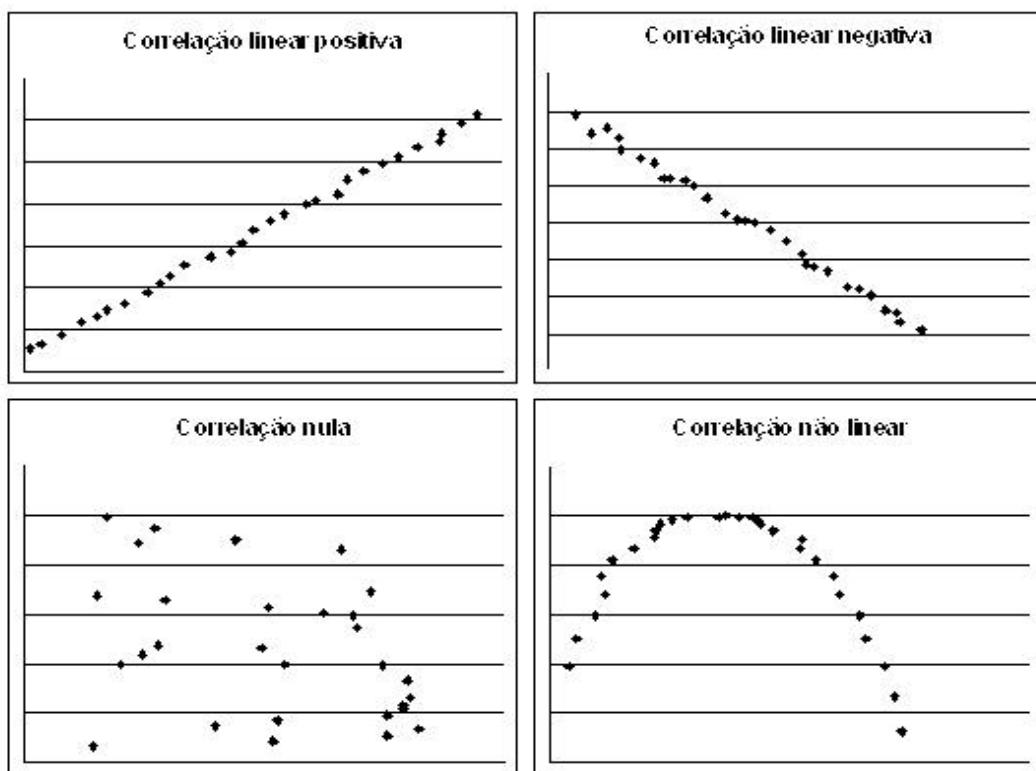


Figura 2.1 - Exemplos de correlação

³ Adaptado de Costa Neto e Cymbalista (2005).

Para uma mensuração adequada do atributo correlação, utiliza-se comumente o coeficiente de correlação linear, ou coeficiente de Pearson, dado por:

$$r = \frac{S_{XY}}{\sqrt{S_{XX} * S_{YY}}} \quad (2)$$

onde S_{XY} representa a covariância entre as variáveis X e Y, dada por:

$$S_{xy} = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n - 1} \quad (3)$$

onde cada x_i representa uma observação da variável aleatória x e \bar{x} representa a média da distribuição de probabilidade de x , estimada pela média dos x_i observados. Percebe-se que S_{XY} representa efetivamente uma medida do grau de correlação entre as variáveis, pois cada parcela do somatório será positiva quando x_i e y_i estiverem ambos acima ou ambos abaixo de suas médias \bar{x} e \bar{y} e negativa no caso contrário, sendo de magnitude tanto maior quanto for maior a diferença de x_i e y_i em relação às suas médias. No caso particular em que $y = x$, S_{XX} representa a variância, parâmetro indicativo da dispersão, ou variabilidade, da variável x .

A definição do coeficiente de correlação nada mais é do que uma forma de normalizar a covariância entre duas variáveis, anulando o efeito das dispersões individuais de x e y , que são afetadas pelas unidades adotadas. Divide-se a covariância pelos respectivos desvios-padrão e obtém-se, assim, um indicador adimensional cujo valor varia entre -1 (correlação linear negativa perfeita) e +1 (correlação linear positiva perfeita):

$$r = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 \sum (y_i - \bar{y})^2}} \quad (4)$$

2.1.2. Modelos de regressão⁴

⁴ Itens 2.1.2 a 2.1.5 traduzidos e adaptados de Carraro (2005).

A modelagem das relações entre diversas variáveis que apresentam variação conjunta, tal como será elaborada para aplicação às cotações de ações, dá-se através do uso das técnicas de regressão.

Segundo Carraro (2005), o objetivo geral das técnicas de regressão é descrever as relações entre diversas variáveis com um objetivo de previsão, a partir de observações de tais variáveis. Em particular, o caso que interessa ao presente trabalho é o de prever, ou explicar, o comportamento de uma variável Y , dita variável resposta (a variação na cotação de uma ação, por exemplo), em função de outras variáveis X_1, \dots, X_p , chamadas de preditores, variáveis explicativas ou variáveis preditivas. Para isso, parte-se sistematicamente de um conjunto de dados que consiste em um determinado número, n , de realizações do vetor (Y, X_1, \dots, X_p) .

Nos tipos de modelos que iremos utilizar, uma limitação é que a variável resposta Y seja quantitativa e possa ser tratada como contínua. Nos casos em que Y seja discreta ou qualitativa, seu estudo é feito através de outras técnicas, como por exemplo a análise discriminante – utilizada para classificação dos elementos de uma amostra ou população, portanto com resposta discreta correspondente ao grupo no qual se classifica cada um dos elementos – e os modelos lineares generalizados com resposta binária, ligada ao acontecimento ou não de um determinado evento em função de um conjunto de variáveis preditivas quantitativas (caso da regressão logística).

Nas situações nas quais aplicaremos as técnicas de regressão, o produto final será uma relação do tipo:

$$y \approx f(x_1, \dots, x_p) \quad (5)$$

A forma da função f pode, em alguns casos, não ser previamente determinada, sendo estabelecida apenas após a análise dos dados coletados; nesse caso, trata-se de uma regressão não-paramétrica. Caso contrário, é uma regressão paramétrica, categoria da qual a regressão linear é um caso particular, no qual f tem a forma:

$$f(x_1, \dots, x_p) = a_0 + a_1 x_1 + \dots + a_p x_p \quad (6)$$

Uma última distinção importante deve ser feita a respeito do mecanismo de obtenção dos dados: se os níveis (valores) das variáveis explicativas forem fixados pelo experimentador

que recolherá os dados, tem-se um modelo de variáveis controladas, com dados obtidos através de métodos de delineamento de experiências. Nesse caso, supondo-se um planejamento adequado de recolhimento de dados, a observação do efeito das variáveis explicativas sobre a variável resposta permite determinar uma relação de causa e efeito entre elas. Se, ao contrário, as variáveis explicativas não forem pré-determinadas e sim observadas ao mesmo tempo em que a variável resposta, tem-se uma situação de variáveis não controladas. A ausência de controle das variáveis faz com que não seja possível demonstrar experimentalmente nenhuma relação de causa e efeito, já que é sistematicamente possível que outras variáveis não observadas possam influenciar simultaneamente o comportamento das variáveis explicativas e da resposta.

Em termos mais formais, nos métodos de delineamento de experiências trabalha-se com variáveis explicativas determinísticas, enquanto que no segundo caso as variáveis explicativas podem ser consideradas como realizações de variáveis aleatórias.

No presente trabalho, utilizaremos essencialmente o modelo de regressão linear múltipla (ou seja, com vários preditores), tendo como resposta as variações da cotação de uma determinada ação e como variáveis explicativas outras cotações e índices que serão tratados como variáveis aleatórias.

2.1.3. Determinação dos coeficientes de regressão

Conforme citado, o resultado de um modelo de regressão linear múltipla é uma equação que relaciona a variável resposta y aos preditores x_1, \dots, x_p , através de uma função de regressão, cf. equação (6).

Os termos a_0, \dots, a_p são chamados de coeficientes de regressão e sua determinação é feita de maneira a minimizar os erros (ou resíduos) do modelo, isto é, as diferenças entre os valores y observados na prática e os valores $\hat{y} = a_0 + a_1 x_1 + \dots + a_p x_p$ previstos pela equação de regressão. Para isso emprega-se usualmente o chamado Método dos Mínimos Quadrados, que consiste em minimizar a soma dos erros quadráticos, definidos como o quadrado da diferença entre cada um dos valores observados de y e seu respectivo valor previsto \hat{y} :

$$S = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - (a_0 + a_1 x_{1i} + \dots + a_p x_{pi}))^2 \quad (7)$$

Para condensar as fórmulas, utiliza-se frequentemente a notação matricial, denotando Y o vetor ($n \times 1$) das observações da variável resposta, X a matriz ($n \times p$) das observações dos preditores e A o vetor ($p \times 1$) dos coeficientes de regressão que se deseja obter:

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix}; \quad X = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1p} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & \dots & x_{np} \end{bmatrix}; \quad A = \begin{bmatrix} a_1 \\ \dots \\ a_p \end{bmatrix} \quad (8)$$

Para se estimar a matriz A , deve-se encontrar \hat{A} que minimize a soma dos erros quadráticos:

$$\sum_{i=1}^n \left(y_i - \sum_j (x_j)_i a_j \right)^2 = (Y - XA)'(Y - XA) \quad (9)$$

Demonstra-se através da álgebra matricial que o mínimo da soma acima, em função da matriz \hat{A} , dá-se quando $X'X\hat{A} = X'Y$, de onde se conclui, isolando \hat{A} , que:

$$\hat{A} = (X'X)^{-1} X'Y \quad (10)$$

O cálculo da matriz dos coeficientes de regressão é comumente feito por *softwares* de análise estatística utilizando-se a fórmula acima.

2.1.4. Análise de variância

Para medir o grau de aderência do conjunto de dados estudados a um modelo de regressão, emprega-se comumente a técnica da análise de variância, que permite calcular a porção da variância da variável resposta que é *explicada* pelas variáveis preditivas através do modelo. A tabela da análise de variância tem a seguinte forma:

<i>Fonte</i>	<i>DF</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>
<i>Modelo</i>	p	SSR	$\frac{SSR}{p}$
<i>Erro</i>	$n - p - 1$	SSE	$\frac{SSE}{n - p - 1}$
<i>Total</i>	$n - 1$	SST	

Tabela 2.1 - Análise de Variância

Na tabela, constam o número de graus de liberdade (DF – Degrees of Freedom), a soma dos desvios quadráticos (SS – Sum of Squares) e os desvios quadráticos médios (MS – Mean Square) explicados pelo modelo de regressão (“Modelo”), não explicados pelo modelo (“Erro”) e os desvios totais.

O desvio quadrático total, SST, representa a soma dos quadrados das diferenças das observações y_i em relação à sua média, \bar{y} :

$$SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (11)$$

O desvio quadrático explicado pela regressão, SSR, representa a soma dos quadrados das diferenças em relação à média, substituindo as observações y_i pelas previsões obtidas através do modelo de regressão:

$$SSR = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \quad (12)$$

A diferença entre as duas, SSE, representa a soma dos quadrados dos erros, ou resíduos, correspondentes às diferenças entre as observações y_i e os respectivos valores previstos pelo modelo, ou seja:

$$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (13)$$

O número de graus de liberdade, DF, indica o número de variáveis que permitem analisar as somas dos desvios quadráticos correspondentes.

Os desvios quadráticos médios (MSR e MSE) destinam-se a estimar as variâncias correspondentes aos desvios SSR e SSE, sendo obtidos através da divisão das somas dos quadrados pelo número de graus de liberdade correspondente.

A partir das somas dos quadrados define-se também o coeficiente de determinação (R^2), que mede aproximadamente a proporção da variabilidade total que é explicada pela regressão, podendo ser considerado uma espécie de indicador de importância do modelo:

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} \quad (14)$$

Já o quociente entre os quadrados médios (MSR e MSE), comumente denotado F , mede a significatividade do modelo. Demonstra-se que esse parâmetro segue a chamada distribuição F de Fisher-Snedecor, com p e $n - p - 1$ graus de liberdade; utilizando essa propriedade, pode-se executar um teste de hipóteses para verificar se o modelo é significativo, i.e., se é possível rejeitar, a um dado nível de significância, a hipótese inicial H_0 de que os coeficientes de regressão a_1, \dots, a_p são nulos. Para isso, basta comparar o valor de F calculado com o valor tabelado da distribuição de Fisher-Snedecor.

2.1.5. Seleção de variáveis

Quando se dispõe de um grande número de variáveis explicativas para a elaboração de um modelo de regressão, surge o problema de selecionar quais dentre elas serão retidas para o modelo final. Para essa tarefa, há duas metodologias principais, chamadas *forward selection* e *backward elimination*.

No *backward elimination*, inicia-se com uma regressão contendo todos os preditores disponíveis. Para cada uma dessas variáveis x_i , calcula-se um teste de F de Snedecor parcial, comparando os modelos “com x_i ” e “sem x_i ”; quando o teste mostra que uma das variáveis não é significativa, ela é eliminada da regressão. Repete-se o procedimento até que nenhuma das variáveis que permanecem no modelo possa ser eliminada.

O *forward selection* também segue o princípio do teste de F, mas no sentido oposto: parte-se de um modelo de regressão com apenas uma variável x_1 , para em seguida testar as demais variáveis x_i (iniciando normalmente pela de maior correlação com a resposta), comparando via F os modelos “com x_i ” e “sem x_i ”, o que aponta a pertinência de se incluir x_i na regressão. Quando se constata que todas as variáveis que não estão no modelo não são passíveis de inclusão, por não passarem no teste de F, define-se o modelo final.

Há ainda um método mais avançado, o *stepwise*, que equivale grosso modo a aplicar o *backward elimination* a cada passo do *forward selection*. Parte-se de apenas uma variável explicativa e, a cada novo preditor incluído, os anteriores são testados e, se considerados dispensáveis pelo teste de F, eliminados.

2.1.6. Séries temporais⁵

Uma série temporal pode ser definida como qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo. Devido à sua ocorrência constante em inúmeros campos do conhecimento humano, desde a Física até os mercados financeiros, várias técnicas de análises de séries temporais foram desenvolvidas com vistas a aplicações práticas, sendo amplamente utilizadas em diversas áreas. Os modelos utilizados para descrever séries temporais são processos estocásticos, ou seja, regidos por leis probabilísticas.

Morettin (2005) define formalmente um processo estocástico da seguinte forma: seja T um conjunto arbitrário. Um processo estocástico é uma família $Z = \{Z(t), t \in T\}$, tal que, para cada $t \in T$, $Z(t)$ é uma variável aleatória”. Em outras palavras, é um processo que liga uma variável aleatória a cada valor da variável t , comumente associada ao tempo.

Um conceito importante para que se analise uma série temporal é o de estacionariedade. A noção de que uma série é estacionária implica que ela se desenvolve ao longo do tempo ao redor de uma média constante e uma variância estável. A maioria das séries econômicas não é estacionária, pois em geral apresenta tendências, sendo o caso mais simples e frequente aquele em que a série flutua ao redor de uma reta, com inclinação positiva

⁵ Adaptado de Morettin (2005) e Roustant (2007)

ou negativa. Além das tendências, há também séries que apresentam sazonalidade, ou seja, movimentos periódicos (ciclos), caso de muitas variáveis econômicas que apresentam valores consistentemente ligados aos meses do ano.

Para se obter uma série estacionária a partir de uma série não estacionária, há transformações que filtram tanto a tendência quanto a sazonalidade. Roustant (2007) destaca, como filtro de tendência, o operador diferenciação (∇): $y_t \xrightarrow{\nabla} y_t - y_{t-1}$, considerando-se que as tendências têm frequentemente uma forma próxima à de uma reta ascendente ou descendente, dando a ideia de “derivar” a série para eliminá-las. Já a sazonalidade pode ser filtrada por diferenciação sazonal (∇_s), ou seja, $y_t \xrightarrow{\nabla_s} y_t - y_{t-s}$.

Para elaborar modelos capazes de explicar, e não apenas observar, os processos estocásticos, supondo-os estacionários, pode-se associar a eles duas características essenciais: a função de autocorrelação (ACF) e a função de autocorrelação parcial (PACF).

Autocorrelações são valores numéricos que indicam como uma série temporal se relaciona com ela mesma durante o tempo. A autocorrelação $r(h)$ equivale à correlação de uma série X_t com ela mesma, observada em instantes diferidos por um número de períodos h , ou seja, $r(h) = \text{corr}(X_t, X_{t+h})$. O número de períodos é comumente chamado de *lag*. Por exemplo, uma autocorrelação de *lag* 1 é uma medida de como os valores sucessivos (de um período de intervalo) de uma série estão correlacionados; uma autocorrelação de *lag* 2 mede como os valores de uma série estão relacionados com os valores de dois períodos anteriores.

Assim como qualquer coeficiente de correlação, a autocorrelação varia entre -1 (autocorrelação negativa perfeita) e +1 (autocorrelação positiva perfeita); uma autocorrelação próxima de 0 simplesmente diz que os dados não estão autocorrelacionados.

O diagrama de autocorrelações, ou autocorrelograma, de uma série ilustra a função de autocorrelação, que contém a magnitude de suas autocorrelações para *lags* dados. Os exemplos abaixo ilustram uma série sem autocorrelações significativas e outra sistematicamente autocorrelacionada:

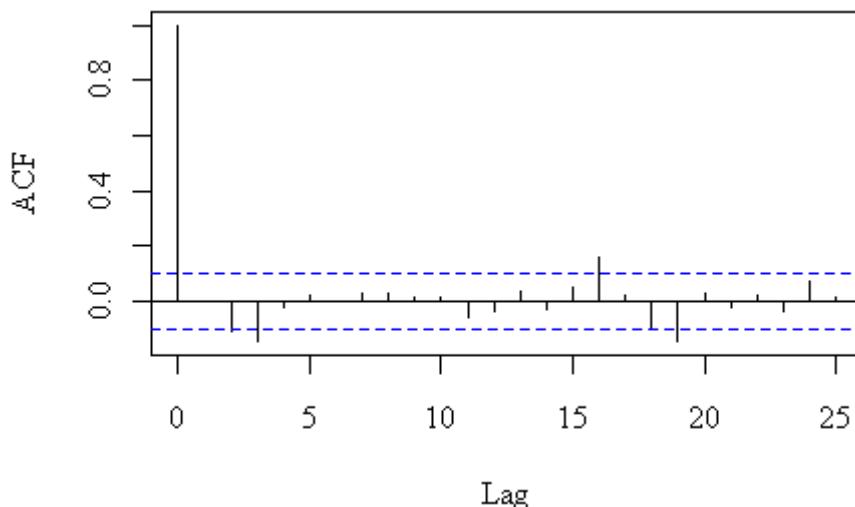


Figura 2.2 - ACF de uma série sem autocorrelações significativas

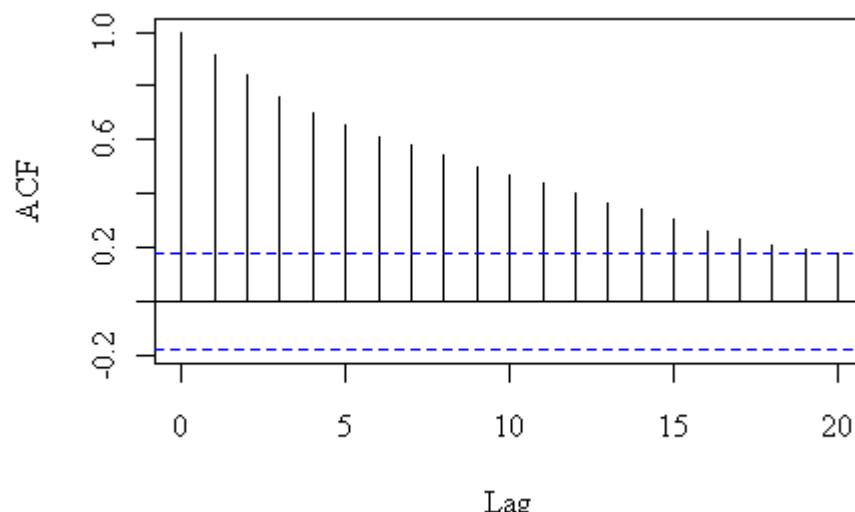


Figura 2.3 - ACF de uma série com fortes autocorrelações

As autocorrelações parciais de uma série X_t com *lag* h medem as correlações entre observações da série que estão separadas por h períodos, *após remover o efeito das defasagens intermediárias*. Quando há autocorrelações significativas em *lag* 1, por exemplo, grande parte da correlação entre X_t e X_{t-h} é devida às correlações entre X_t e X_{t-1} , entre X_{t-1} e X_{t-2} e assim por diante; a autocorrelação parcial remove a influência destes termos.

A função de autocorrelação parcial (PACF) pode ser analisada de maneira semelhante à ACF. Os gráficos abaixo mostram as autocorrelações parciais das mesmas séries cujas ACFs foram plotadas nas Figuras 2.2 e 2.3, respectivamente:

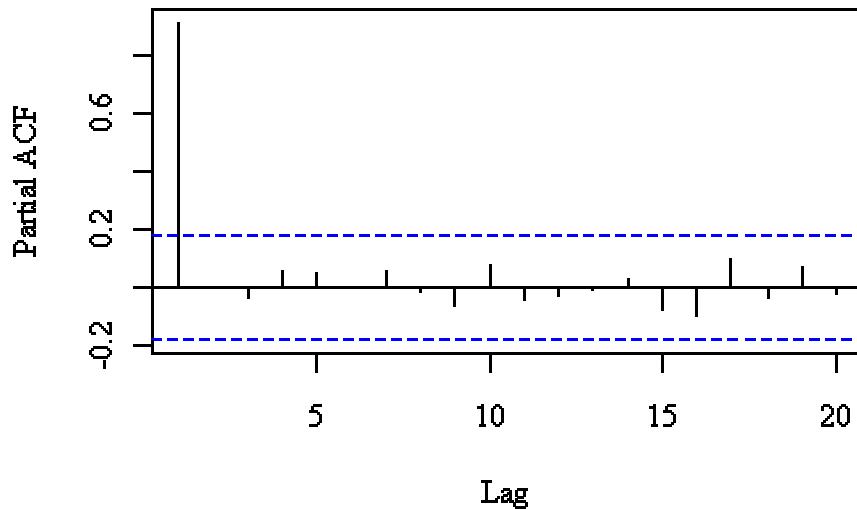


Figura 2.4 – Exemplo de PACF (1)

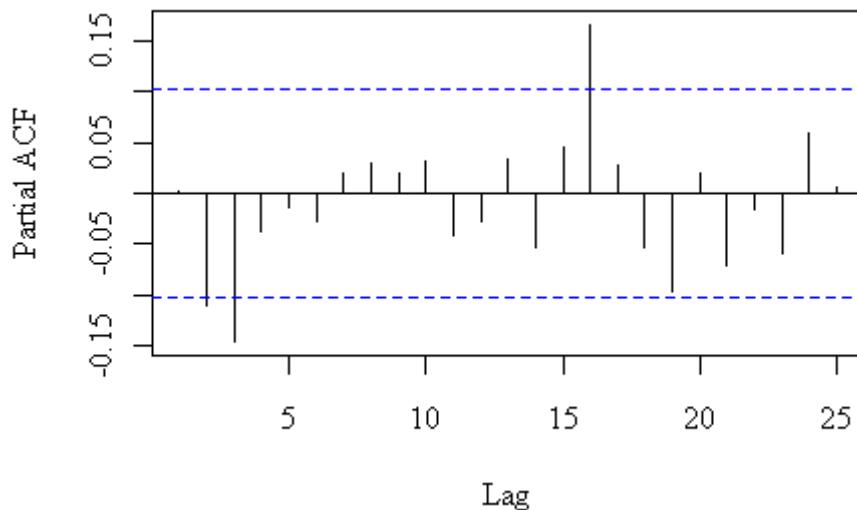


Figura 2.5 - Exemplo de PACF (2)

Nota-se que a segunda série, apesar de possuir autocorrelações bastante significativas (cf. Figura 2.3), não apresenta grandes autocorrelações parciais (Figura 2.5), pois tem praticamente todas as autocorrelações são explicadas pela ACF.

Os padrões de autocorrelação e autocorrelação parcial são a base dos modelos autorregressivos (AR) e dos modelos de média móvel (MA) utilizados para descrição e previsão de uma série temporal.

Um modelo autorregressivo (AR) assemelha-se a uma regressão linear de uma série sobre ela própria: $X_t = \mathbf{f}_1 X_{t-1} + \dots + \mathbf{f}_p X_{t-p} + Z_t$, onde (Z_t) é ruído branco, ou seja, as

variáveis aleatórias Z_t têm a mesma distribuição e não possuem qualquer correlação entre si. Já os modelos de média móvel (MA) são da forma $X_t = Z_t + q_1 Z_{t-1} + \dots + q_q Z_{t-q}$, onde Z_t é ruído branco, o que equivale a dizer que X_t é expresso como uma média móvel de Z_t com os pesos $1, q_1, \dots, q_q$.

Uma metodologia consagrada e largamente utilizada para a construção de modelos ARMA (que combinam autorregressão e médias móveis) é proposta por Box e Jenkins, consistindo nos seguintes passos:

- Especificação: toma-se uma classe geral de modelos para análise;
- Identificação: com base nas autocorrelações e autocorrelações parciais, define-se o modelo a ser utilizado;
- Estimação: calcula-se os parâmetros do modelo identificado;
- Verificação: efetua-se a validação do modelo ajustado, através da análise de seus resíduos.

O estudo dos padrões formados pela ACF e PACF permite identificar quais parâmetros AR ou MA devem incluídos em um modelo de previsão, conforme a tabela a seguir:

Modelo	Padrão ACF	Padrão PACF
AR(p)	Declina exponencialmente com padrão de onda senoidal	Picos significativos através das defasagens p
MA(q)	Picos significativos através das defasagens q	Declina exponencialmente
ARMA(p,q)	Declina exponencialmente	Declina exponencialmente

Tabela 2.2 - Padrões de autocorrelação e modelos ARMA associados

2.2. Conceitos dos mercados financeiros e aplicações

2.2.1. Previsibilidade dos preços e a Hipótese de Eficiência dos Mercados⁶

Os gestores de investimentos, ao serem procurados por um investidor, iniciam seu trabalho tentando entender se têm pela frente um indivíduo afeito ao risco, avesso ao mesmo,

⁶ Adaptado de Bruni (1998), Nakamura e Mendonça (2003) Chang, Lima e Tabak (2003) e Costa (2007).

ou ainda o que se pode chamar de racional: aquele que aceitará o risco como inevitável para conseguir algum retorno diferente do facilmente disponível que, muitas vezes, está próximo do zero, mas em compensação apresenta risco “quase zero”.

O gestor vai operar enfrentando o mercado, embora convencido do seu bom funcionamento, buscando uma das raras oportunidades que às vezes ocorrem, pois sabe o quanto é difícil conseguir retornos elevados em pouco tempo.

Após desviar-se do seu padrão de trabalho, retorna à análise dos fatos passados, estabelecendo correlações com o presente para tomar suas decisões, pois acredita na eficiência dos mercados, sendo o sua maior tarefa a busca e processamento de boas informações.

Alguns estudiosos dos mercados, ao constatarem resultados totalmente desligados de eventos passados, buscam encontrar algum ingrediente que eventualmente tenha sido esquecido na análise.

Há o registro de estudo feito por Taggart nos Estados Unidos e por Marsh no Reino Unido, citando gestores que decidem comprar ações após um movimento anormal de preços. Operam no mercado dentro de ciclos de alta e de baixa, que eles mesmos estabelecem. Com esse procedimento, ignoram a Hipótese da Eficiência dos Mercados (HEM), que não admite retornos anormais obtidos através de decisões baseadas em preços passados.

Roberts (1967) e Fama (1970), formulando as formas de eficiência dos mercados, separaram as informações em três níveis:

- As passadas (séries históricas dos preços);
- As públicas, incluindo preços passados e todas as outras informações disponíveis ao mercado em geral;
- Todo o conjunto de informações (passadas e presentes, públicas e privadas).

A Hipótese da Eficiência dos Mercados, ou HEM, é a premissa de que os preços dos ativos em um determinado momento refletem sistematicamente as informações disponíveis. Ela apresenta três formas, ligadas aos três níveis de informações apresentados, que descreveremos a seguir.

Logicamente, as três formas de eficiência seguem um critério de dominância entre elas. A forma semiforte exige que tenha sido atingido o nível de forma fraca; a forma forte exige o mesmo em relação às formas semiforte e fraca.

Forma Fraca: Todas as informações baseadas em eventos passados foram incorporadas pelo mercado e estão completamente refletidas nos preços, o que impede que se consiga resultados anormais com base em informações de cotações passadas de ativos.

Forma Semiforte: Os preços incorporam amplamente as informações disponíveis ao mercado, tanto as passadas quanto as presentes, como balanços, relatórios e análises. Nenhum investidor consegue resultados extraordinários baseados em informações públicas, pois os preços variam rapidamente em função dessas informações.

Damodaran (2001) considera que o impacto de uma informação relevante faz com que o mercado reaja de três maneiras diferentes:

- a) imediatamente e no mesmo sentido da informação, positivo ou negativo;
- b) gradualmente, à medida em que vai se confirmando o conteúdo da informação;
- c) instantaneamente, como em a), só que no sentido contrário.

Forma Forte: Os preços incorporam instantaneamente todas as informações existentes, o que impede os investidores e *traders* de usar qualquer informação para auferir lucros acima da média do mercado.

A forma forte da HEM implica a inexistência de informações privadas relevantes. Aceitá-la significa reconhecer que mesmo a obtenção de uma informação antes de sua divulgação pública não ajuda a obter lucros, o que não só parece um contrassenso como também já foi desprovado por estudos efetuados nos mercados do Brasil e de outros países. Os estudos da forma forte são feitos com investidores institucionais abastecidos habitualmente de informações privadas, como os fundos de pensão, sendo concluído que, na média, tais investidores conseguem retornos superiores aos dos índices bursáteis.

A maioria dos estudos da HEM fixa-se nas formas fraca e semiforte, rejeitando a forma forte de eficiência. Um deles, aplicado ao mercado acionário brasileiro, é o ensaio de

Nakamura e Mendonça (2003), “A Hipótese de Eficiência de Mercado: Evidência da Forma Fraca na Bolsa de Valores de São Paulo”, no qual os autores analisaram as correlações seriais entre mudanças sucessivas no logaritmo das cotações (rendimentos logarítmicos) de índices e preços de ações, tomando os índices Ibovespa, IBX e FGV-100 e as ações Petrobras ON, Vale PNA, Gerdau PN, Cia. Siderúrgica Nacional ON, Souza Cruz ON e Bradesco PN, no período de 2 de janeiro de 1996 a 3 de outubro de 2002. Consideraram as séries: intervalo diário, intervalo de dois dias, intervalo de quatro dias e intervalo de sete dias.

Concluíram pela não evidência de dependência linear substancial entre as mudanças nas cotações dentro dos intervalos. As correlações seriais medidas apresentaram resultados próximos de zero, sustentando a afirmação de que não há tendência na composição dos preços e cotações históricas.

Finalizam registrando que se pode afirmar que a Hipótese de Eficiência dos Mercados foi comprovada sob a forma fraca na Bolsa de Valores de São Paulo, com a análise dos coeficientes lineares estudados.

Chang, Lima e Tabak (2003) também testaram a forma fraca da HEM para mercados de ações da América Latina (Brasil, Argentina, Chile e México) e Ásia (Índia, Indonésia, Japão, Malásia, Filipinas, Coreia do Sul, Taiwan e Tailândia), além dos Estados Unidos. Utilizando testes com o Variance Ratio (VR), ou seja,

$$VR(q) = \frac{\mathbf{s}_q^2}{q\mathbf{s}^2} \quad (15)$$

onde \mathbf{s}_q^2 e \mathbf{s}^2 representam as variâncias das séries de valores com incrementos de q períodos e de 1 período, respectivamente.

Testando se os VRs desses mercados são suficientemente próximos de 1, os autores buscaram afirmar ou negar a existência de autocorrelações significativas nos retornos, analisando se poderiam considerar como válida a chamada RWH (Random Walk Hypothesis), ou hipótese do passeio aleatório, segundo a qual a evolução dos preços dos ativos se dá através de processos estocásticos totalmente imprevisíveis, sem que uma direção seja mais provável do que outra.

No entanto, para vários dos mercados – notadamente os emergentes asiáticos – os testes apontaram para a rejeição da RWH, concluindo os autores que pode haver oportunidades para explorar dependências seriais nos índices bursáteis.

Ressaltamos que essa conclusão aponta para uma rejeição da própria HEM, inclusive em sua forma fraca, indicando que pode ser possível obter ganhos através de informações disponíveis ao mercado, inclusive cotações passadas e presentes.

2.2.2. Contágio entre mercados⁷

Lobão (2007), em sua tese de doutoramento, analisa em detalhes o chamado fenômeno de contágio entre mercados. Ressalta que a tendência de integração dos mercados financeiros a nível mundial, comumente chamada de globalização, potencializa a ocorrência de contágio, já que o advento de novas tecnologias e a liberalização dos mercados financeiros tem causado um aumento notável nos fluxos internacionais de capitais, o que, por sua vez, leva a um aumento da interdependência entre as economias e da possibilidade de transmissão internacional de choques.

Várias definições do que representa o conceito de contágio são apresentadas, a seguir:

- Aumento significativo da probabilidade de ocorrência de uma crise financeira num país, dado que há uma crise em outro país;
- Propagação da volatilidade das cotações de ativos financeiros de um país em crise para os mercados financeiros de outros países;
- Aumento significativo na correlação entre as cotações dos ativos financeiros entre vários mercados, dada a ocorrência de um choque econômico em um mercado ou conjunto de mercados;
- Situação em que os movimentos dos preços são “explicados” largamente por fatores não-fundamentais;

⁷ Adaptado de Lobão (2007).

- Ocorrência de variações extremas nas cotações em diversos mercados simultaneamente, pelo fato de se considerar que os investidores reagem de forma “não proporcional” a eventos entendidos como extremamente positivos ou extremamente negativos;
- Transmissão internacional de choques.

Esta última é a definição mais genérica, e também aquela que mais nos interessa para o desenvolvimento deste trabalho. Lobão ressalta que ela difere das outras por assumir que o contágio pode ocorrer tanto em períodos de crise como em períodos de atividade normal. Neste contexto não há uma associação imediata apenas a choques com efeitos negativos, mas também à transmissão de efeitos positivos.

As teorias sobre o fenômeno de contágio indicam três canais de transmissão: o canal comercial, o canal financeiro e o contágio puro. No contágio fundamental (canais comercial e financeiro), são considerados os efeitos que decorrem da interdependência normal entre as economias, de natureza real ou financeira, que implica que os choques, sejam eles de natureza global ou regional, possam ser transmitidos entre países. Já o contágio dito puro ocorre quando os canais fundamentais não conseguem explicar a totalidade da transmissão, que não está relacionada com alterações observadas nos fundamentos macroeconômicos ou outros, mas sim com alterações no comportamento dos agentes.

O contágio puro se dá frequentemente pelo chamado “efeito manada”, ou *herding*, entre os investidores internacionais. Quando os investidores encontram motivo para imitar uns aos outros nas suas decisões de compra e venda, contribuem para que os choques econômicos se propaguem entre os diversos mercados. Seja por não dispor de informações particulares para avaliar adequadamente os instrumentos financeiros que operam, seja por incentivos do próprio mercado para que deixem de usar as suas próprias informações e meios de avaliação, colocando em xeque suas próprias capacidades por constatar que o mercado em geral não está seguindo a direção esperada e, portanto, a estratégia utilizada deve ser modificada, é comum que a maioria assuma comportamentos de investimento uniformes.

Três principais correntes buscam explicar o comportamento de *herding*: as cascatas de informação, os problemas de agência e a ineficiência informacional.

A teoria das cascatas de informação pondera que a tarefa de escolher as melhores alternativas de investimento pode ser bastante custosa, pelo que é plausível supor que, se os indivíduos forem capazes de comunicar entre si e observar as ações uns dos outros, eles podem confiar nas informações obtidas a partir dessa observação. É essa informação derivada do processamento dos dados obtidos pela observação dos restantes agentes que dá origem às chamadas cascatas de informação. É importante notar que esse processo se baseia em decisões inteiramente racionais dos agentes de mercado, que na defesa dos seus interesses acabam por ignorar a sua própria informação e imitar o comportamento dos concorrentes que observa.

A hipótese dos problemas de agência considera que os riscos de reputação dos gestores de investimentos e analistas de mercado e a avaliação do desempenho destes agentes em termos relativos (ou seja, o afã de enfrentar a concorrência e vencê-la, sintetizado pela expressão *beat the market*: vencer o mercado) conduzem à ocorrência de comportamentos de imitação. Cada gestor tem incentivos para pautar-se pelas decisões dos restantes, de maneira a mostrar aos clientes que possui capacidades superiores. A remuneração de desempenho através de taxas de performance (cf. Introdução, item 1.1) é também uma causa dessa situação.

Já os modelos que consideram as ineficiências informacionais como causa do *herding* centram-se no estudo dos padrões de obtenção de informação por parte dos investidores. Assim, há *herding* quando os investidores escolhem obter informações sobre os mesmos ativos a partir das mesmas fontes de informação, ou quando os investidores só processam uma determinada informação se muitos outros também o fizerem.

No contexto do contágio internacional, os comportamentos de *herding* provenientes de ineficiência informacional permitem explicar o fato de alguns mercados internacionais receberem mais atenção por parte da maioria dos investidores, enquanto que outros de características similares são praticamente ignorados.

Aplicando diversos testes, tais como testes de correlação, de raiz unitária e de cointegração, testes de causalidade de Granger e os baseados no cálculo de modelos de vetores autoregressivos, Lobão conclui pela existência sistemática de contágios entre diversos mercados internacionais, tanto nos períodos de crise ao longo da década de 1990 e nas crises

da Ásia, da Rússia e de 11 de setembro de 2001, quanto em períodos de tranquilidade nos mercados.

2.2.3. Aplicações de regressão e séries temporais aos mercados de ações

Honório (2008) analisou o comportamento das ações preferenciais da Petrobras – Petróleo Brasileiro S.A., do Banco Bradesco S.A. e da Companhia Vale do Rio Doce, negociadas na Bovespa sob os códigos PETR4, BBDC4 e VALE5, respectivamente, sob a perspectiva de um investidor internacional (americano), justificada pela atratividade do mercado acionário brasileiro frente aos agentes estrangeiros.

Relacionando a evolução das cotações dos ativos citados a alguns índices de ações, preços de *commodities*, moedas e taxas de juros, através de análise de correlações, regressão linear múltipla e séries temporais, concluiu pela influência sistemática de tais variáveis na valorização das ações brasileiras.

Já Castro Neto (2006), em seu Trabalho de Formatura, elaborou um modelo para previsão do Ibovespa através das correlações entre séries brutas de dados, obtendo uma equação de regressão em que as variáveis preditivas são cotações de *commodities* e índices. Tal modelo, quando testado com dados relativos a um período posterior ao de coleta dos dados, obteve os seguintes resultados:

Data	Ibovespa Real	Ibovespa Modelo	Erro
1/8/2006	36.839,31	37.405,77	-566
2/8/2006	37.288,40	37.240,29	48
3/8/2006	37.451,19	37.502,08	-51
4/8/2006	37.847,88	37.445,22	403
8/8/2006	37.600,44	37.948,50	-348
9/8/2006	37.255,12	37.176,47	79
10/8/2006	37.353,76	37.207,37	146
11/8/2006	36.944,43	37.316,55	-372
14/8/2006	36.556,88	36.797,35	-240
15/8/2006	37.295,93	36.958,34	338
16/8/2006	37.677,81	37.502,24	176
17/8/2006	37.558,89	37.246,36	313
18/8/2006	37.551,71	37.153,91	398
21/8/2006	37.160,60	37.234,50	-74
22/8/2006	36.677,51	36.603,42	74
23/8/2006	35.512,10	36.670,35	-1158
24/8/2006	35.797,26	35.652,16	145
25/8/2006	35.957,52	36.852,45	-895
29/8/2006	36.303,67	35.824,43	479
30/8/2006	36.313,43	36.725,16	-412
31/8/2006	36.232,22	35.671,71	561

Tabela 2.3 - Resultados do modelo de Castro Neto (2006) para previsão do Ibovespa

Os resultados podem ser satisfatórios, considerando unicamente o objetivo de mostrar quais variáveis influenciam as flutuações do Ibovespa, ou mesmo de analisar a evolução do índice em intervalos de semanas, mas pode-se mostrar que a precisão não é suficiente para descrever suas variações diárias. Os erros relativos para as cotações diárias vão de 48 a 1158 pontos do índice, cujo valor estava entre 35000 e 38000 no período. Isso significa erros de 0,12% até 3,3% na variação diária. Levando-se em conta que a média dos valores absolutos das flutuações diárias no período foi de 0,9%, os erros representam de 13% até mais de 300% dessa média.

A tabela a seguir mostra os erros absolutos do modelo de Castro Neto para as variações diárias do Ibovespa:

Data	Ibovespa Real	Ibovespa Modelo	Variação Real	Variação Modelo	Erro Absoluto	Erro % DP
1/8/2006	36.839	37.406				
2/8/2006	37.288	37.240	449	-166	615	142,0%
3/8/2006	37.451	37.502	163	262	99	22,9%
4/8/2006	37.848	37.445	397	-57	454	104,8%
8/8/2006	37.600	37.949	-248	504	752	173,7%
9/8/2006	37.255	37.176	-345	-773	428	98,8%
10/8/2006	37.354	37.207	99	31	68	15,7%
11/8/2006	36.944	37.317	-410	110	520	120,1%
14/8/2006	36.557	36.797	-387	-520	133	30,7%
15/8/2006	37.296	36.958	739	161	578	133,5%
16/8/2006	37.678	37.502	382	544	162	37,4%
17/8/2006	37.559	37.246	-119	-256	137	31,6%
18/8/2006	37.552	37.154	-7	-92	85	19,6%
21/8/2006	37.161	37.235	-391	81	472	109,0%
22/8/2006	36.678	36.603	-483	-632	149	34,4%
23/8/2006	35.512	36.670	-1.166	67	1233	284,8%
24/8/2006	35.797	35.652	285	-1.018	1303	300,9%
25/8/2006	35.958	36.852	161	1.200	1039	240,0%
29/8/2006	36.304	35.824	346	-1.028	1374	317,3%
30/8/2006	36.313	36.725	9	901	892	206,0%
31/8/2006	36.232	35.672	-81	-1.053	972	224,5%
Desv. Pad.			433	622	Média	132,4%

Tabela 2.4 - Erros do modelo de Castro Neto no período de teste, em valores absolutos e em porcentagem do desvio padrão das variações do Ibovespa

Como se pode ver, o erro médio do modelo chega a ser superior ao desvio padrão das variações. O diagrama de dispersão mostra a relação entre as variações reais e as variações previstas pelo modelo:

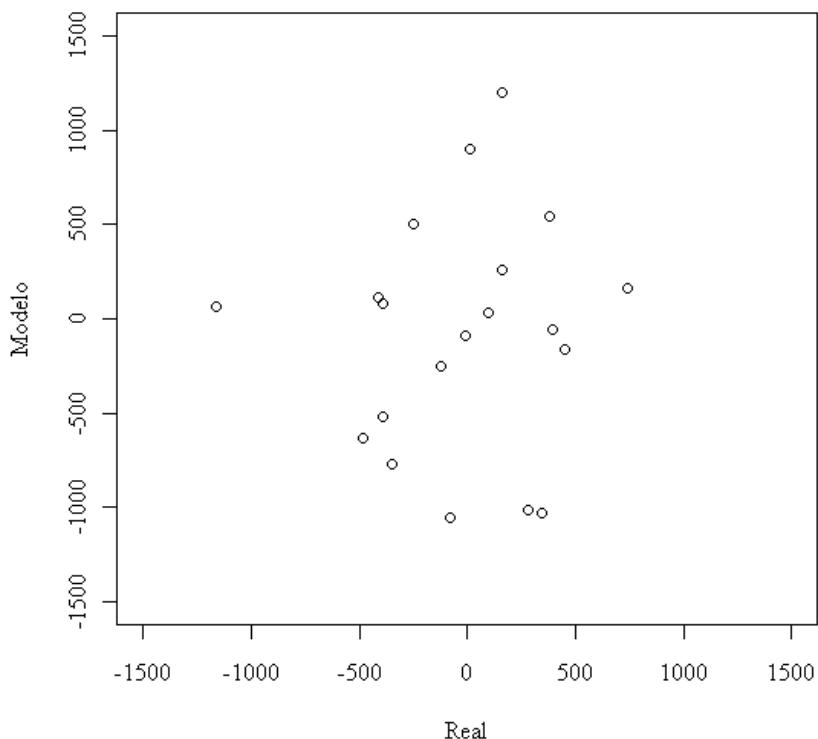


Figura 2.6 - Diagrama de dispersão com as variações reais do Ibovespa em agosto de 2006 e as previsões correspondentes pelo modelo de Castro Neto.

Fica evidente no diagrama acima que os pontos não formam nada parecido com uma reta ascendente. Calculando-se a correlação correspondente, obtivemos o valor de 0,076. Isso mostra que o modelo de Castro Neto, apesar de válido, não deve ser usado para prever as flutuações do Ibovespa em intervalos tão curtos quanto 1 dia, sendo de difícil aplicação prática nesse sentido.

Castro Neto apresenta sua equação de regressão como sendo:

$$Y = -6130 + 1,8X_1 + 0,605X_2 - 25,2X_3 - 3,37X_4 + 48,5X_5 + 0,078X_6 + 696X_7 + 0,764X_8$$

onde Y representa o Ibovespa, X_1 o índice TSX da bolsa de valores do Canadá, X_2 o índice IPC da bolsa de valores do México, X_3 o Risco Brasil, X_4 a cotação de um contrato futuro de café, X_5 a cotação de um contrato futuro de ouro, X_6 a cotação de um contrato futuro de açúcar, X_7 a taxa de juros futuro para janeiro de 2008 e X_8 o resíduo da observação anterior (modelo AR).

Não são utilizadas as variações diárias dos índices, nem valores normalizados, mas sim as cotações e índices brutos. Pode-se ver abaixo a influência de cada uma das variáveis na modelagem do Ibovespa de 31/07/2006, último dia do período de coleta dos dados:

Variável	Coeficiente a_i	Valor X_i	Peso $a_i * X_i$	% Ibovespa $(a_i * X_i) / Y$
TSX	1,8	11831	21296	55,7%
IPC	0,605	21781	13178	34,5%
Risco Br	-25,2	225	-5670	-14,8%
Café	-3,37	1265	-4263	-11,1%
Ouro	48,5	141,85	6880	18,0%
Açúcar	0,078	35870	2798	7,3%
JAN08	696	14,58	10148	26,5%
Ibovespa			38236	

Tabela 2.5 - Valores das variáveis do modelo de Castro Neto em 31/07/2006

Temos uma soma de variáveis aleatórias de ordem de grandeza pouco inferior à do Ibovespa, com pesos que respondem por frações de seu valor absoluto. As influências das variações diárias das variáveis preditoras na variável resposta dependem da magnitude dessas variações, ou seja, da volatilidade de cada uma das ditas variáveis. Isso ilustra uma possibilidade de testar uma metodologia diferente: no lugar de trabalhar com as séries brutas de cotações e índices, podemos fazê-lo com suas variações diárias. A equação obtida através da regressão sobre as variações poderá, posteriormente, ser convertida em valores para o Ibovespa simplesmente somando as variações estimadas à cotação real do dia anterior, obtendo-se assim uma precisão potencialmente maior.

É com base nesse princípio que desenvolveremos, a seguir, um modelo de previsão para as ações da Vale, testando primeiramente uma metodologia semelhante à de Castro Neto e em seguida comparando seus resultados com os de uma regressão sobre as variações.

ELABORAÇÃO DOS MODELOS

3. Elaboração dos Modelos

3.1. Seleção das variáveis

Para descrever a valorização das ações da Vale S.A. em função de outras variáveis do mercado financeiro, selecionamos aquelas que julgamos potencialmente úteis e exploráveis para a construção de modelos de regressão, por suas relações com os fatores que influenciam a demanda pelas ditas ações, determinando as mudanças em seu preço.

Entre essas variáveis, há aquelas que são ligadas diretamente aos fundamentos da empresa, consequentemente influenciando na expectativa dos investidores sobre os lucros futuros da Vale e seus fluxos esperados de dividendos, o que constitui a essência verdadeira do investimento em renda variável e define o *preço justo* de uma ação. É o caso, principalmente, dos preços de *commodities* como o níquel e o alumínio e do Baltic Dry Index, índice de preços de fretes marítimos que tem ligação direta com a demanda por minério de ferro (principal produto da Vale) e, em decorrência disso, com as receitas que a empresa pode vir a obter no período atual e nos próximos.

Outras variáveis refletem o sentimento dos investidores internacionais em relação à economia global e sua disposição de investir, sendo ligadas à demanda por ações, nacionais e estrangeiras, de modo geral. São os índices bursáteis como o Ibovespa, o S&P 500 e o FTSE 100, além de outras variáveis que de certa forma medem o aquecimento da economia, como a cotação do barril de petróleo.

Há ainda variáveis ligadas à visão dos investidores estrangeiros sobre o mercado acionário brasileiro em particular. Além do já citado Ibovespa, temos a cotação do real frente ao dólar norte-americano e a outras moedas (cuja relação com os preços de ações brasileiras pode ser vista na forma de influências nos dois sentidos, pois além de refletir a força da economia nacional, ela também é consequência, em boa parte, da demanda por ações brasileiras, que leva à entrada ou saída de grandes volumes de capital estrangeiro e, por conseguinte, à demanda por reais ou oferta de reais por outras moedas). O “Risco Brasil”, medida de percepção de risco da economia, também se encaixa nesta categoria.

Por fim, selecionamos também cotações de outras ações do setor de mineração, negociadas na bolsa de valores de Londres, onde apresentam maior liquidez. Elas dão uma dimensão da visão dos investidores internacionais sobre o setor da economia ao qual pertence a Vale.

A seguir, uma descrição individual de cada uma das variáveis testadas. Os códigos que as identificam (IBOV, SPX, RIO LN, etc.) correspondem aos seus identificadores no sistema Bloomberg Professional, de onde foi extraída a maior parte dos dados utilizados.

- VALE3 (Vale ON): Cotação das ações ordinárias de emissão da Vale S.A., negociadas na Bovespa. Representa atualmente cerca de 3% a 4% da carteira teórica do Ibovespa (3º quadrimestre de 2009). Divulgada em tempo real, com histórico minuto a minuto.
- VALES5 (Vale PNA): Cotação das ações preferenciais classe A de emissão da Vale S.A., negociadas na Bovespa. Representa atualmente em torno de 12% do Ibovespa (3º quadrimestre de 2009). Divulgada em tempo real, com histórico minuto a minuto.
- IBOV (Ibovespa): Índice Bovespa, considerado o mais importante indicador do desempenho médio das cotações do mercado de ações brasileiro. As 60 a 70 ações que entram em sua composição, que é revisada a cada quatro meses, respondem juntas por mais de 80% do número de negócios e do volume financeiro no mercado à vista da Bovespa e aproximadamente 70% do total da capitalização bursátil (valor de mercado negociado em Bolsa) de todas as empresas com ações negociáveis na Bovespa. Calculado pela própria Bovespa a cada 30 segundos, com histórico minuto a minuto.
- SPX (S&P 500): Um dos dois índices mais importantes do mercado acionário norte-americano, junto com o DJIA (Dow Jones Industrial Average), é também o ativo subjacente dos contratos futuros mais negociados no mundo. É composto por 500 ações negociadas nas duas principais Bolsas de Valores dos Estados Unidos, a NYSE (New York Stock Exchange) e a NASDAQ (National Association of Securities Dealers Automated Quotations). Sua composição é definida pela Standard & Poor's, empresa que publica análises e pesquisas sobre bolsas de valores e títulos. Calculado em tempo real, com histórico minuto a minuto.

- RIO LN (Rio Tinto): Cotação das ações da mineradora australiana Rio Tinto negociadas na bolsa de valores de Londres (London Stock Exchange). Também são negociadas na NYSE (código RTP) e ASX – Australian Stock Exchange (código RIO), mas com menor liquidez. Divulgada em tempo real, com histórico minuto a minuto.
- BLT LN (BHP Billiton): Cotação das ações da mineradora anglo-australiana BHP Billiton negociadas na bolsa de valores de Londres (London Stock Exchange). Também são negociadas na NYSE, ASX e JSE (África do Sul), com menor liquidez. Divulgada em tempo real, com histórico minuto a minuto.
- XTA LN (XStrata): Cotação das ações da mineradora suíça XStrata negociadas na bolsa de valores de Londres (London Stock Exchange). Divulgada em tempo real, com histórico minuto a minuto.
- AAL LN (Anglo American): Cotação das ações da mineradora anglo-sul-africana Anglo American negociadas na bolsa de valores de Londres (London Stock Exchange). Divulgada em tempo real, com histórico minuto a minuto.
- UKX (FTSE 100): Índice representativo da bolsa de valores de Londres (LSE – London Stock Exchange), composto por 100 ações, dentre as quais as quatro mineradoras já citadas. É considerado um dos índices de ações mais significativos dos mercados mundiais. Mantido pelo FTSE Group, união do tradicional jornal Financial Times com a LSE, tem sua composição revisada trimestralmente. Calculado em tempo real, com histórico minuto a minuto.
- USD (Dólar): Cotação do real em relação ao dólar norte-americano (em R\$/US\$). Divulgada em tempo real, com histórico minuto a minuto.
- GBP (Libra): Cotação da libra esterlina (*pound sterling*), moeda do Reino Unido, em relação ao dólar norte-americano (£/US\$). Divulgada em tempo real, com histórico minuto a minuto.

- EUR (Euro): Cotação do euro em relação ao dólar norte-americano (€US\$). Divulgada em tempo real, com histórico minuto a minuto.
- LMNIDS03 (Níquel): Cotação do contrato futuro de níquel, com vencimento de 3 meses, na LME (London Metals Exchange), em dólares norte-americanos por tonelada (US\$/t). Divulgada em tempo real.
- LMAHDS03 (Alumínio): Cotação do contrato futuro de alumínio puro, com vencimento de 3 meses, na LME (London Metals Exchange), em dólares norte-americanos por tonelada (US\$/t). Divulgada em tempo real.
- CLA (Petróleo): Referência mundial de preço do petróleo, corresponde à cotação do contrato futuro de petróleo bruto (*WTI Crude Oil*) de vencimento mais próximo, na NYMEX (New York Mercantile Exchange), maior mercado mundial de futuros de *commodities*, em dólares norte-americanos por barril (US\$/bbl). Um barril equivale a aproximadamente 159 litros. Divulgada em tempo real.
- JCMBBR (Risco Brasil): J.P. Morgan Corporate Emerging Market Bond Index Brazil, indicador que mede o grau de risco de insolvência do Brasil, também chamado de Risco Brasil. É tido pela maioria dos analistas de mercado como o melhor indicador do risco-país, sendo o mais utilizado mundialmente para descrever a percepção de risco dos títulos brasileiros pelos investidores internacionais. Sua cotação representa o valor teórico, em pontos de base (*basis points*: 1 bp = 0,01%) ao ano, do prêmio de risco de um título brasileiro em relação aos títulos do tesouro dos Estados Unidos. Calculado diariamente.
- BDIY (Baltic Dry Index): Índice representativo de uma média de preços de fretes marítimos de *commodities* sólidas, das quais as principais são o minério de ferro, carvão e grãos. Calculado diariamente pela inglesa Baltic Exchange, esse índice é frequentemente utilizado como indicador de demanda por materiais básicos, dado que a oferta de transporte marítimo é extremamente inelástica, o que faz com que os preços dos fretes sejam determinados essencialmente pela demanda por transporte. Indiretamente, o BDI serve como indicador de crescimento econômico futuro, já que mede a demanda por materiais importantes para o desenvolvimento da economia. No caso específico de empresas que exploram

commodities sólidas, categoria no qual se encaixa a Vale, o índice tem uma relação mais concreta com os seus volumes de vendas e, consequentemente, com suas receitas, devendo assim influir nas expectativas sobre o resultado da empresa. Calculado diariamente.

3.2. Definição das séries de dados

Escolhidas as variáveis que serão analisadas, definiremos agora quais os instantes em que serão tomadas as observações que comporão as séries temporais utilizadas para a confecção dos modelos.

Em virtude de o ano de 2008 ter representado um grande choque para os mercados financeiros em todo o mundo, com a crise de crédito cujo sintoma mais marcante foi a quebra do banco de investimento norte-americano Lehman Brothers, em setembro, tomaremos apenas um período mais recente, após a passagem dos maiores efeitos da crise. Consideraremos, após análise dos reflexos da crise nas cotações, nos volumes negociados e nas volatilidades das bolsas de valores mundiais, que a estabilização das bolsas pós-colapso se deu após o mês de novembro, motivo pelo qual estudaremos o período a partir de dezembro de 2008. Utilizaremos nos cálculos um período de seis meses, até maio de 2009, de modo a dispor dos dados de junho de 2009 para validação e comparação dos modelos.

Quanto aos instantes do dia escolhidos para a análise das séries de periodicidade diária, é preciso deixar claro que não podem ser usados os últimos valores diários de cada variável (correspondentes às cotações de fechamento), pois as bolsas de valores de São Paulo, Nova York e Londres e as bolsas de mercadorias e futuros não têm os mesmos horários de abertura e fechamento. Usar as cotações de fechamento indiscriminadamente conduziria a erros graves, pois equivaleria a “misturar” os efeitos dos acontecimentos de um dia e do dia seguinte. Como exemplo, o fechamento da London Stock Exchange se dá por volta das 12h30, 13h30 ou 14h30 de Brasília, conforme os horários de verão, e o fechamento da Bovespa ocorre às 17h00 ou 18h00. Tomar as cotações de fechamento de uma ação cotada na Bovespa e de outra cotada na LSE como se fossem referentes ao mesmo instante seria desprezar os efeitos dos eventos ocorridos entre, por exemplo, as 12h30 e as 17h00. Tal simplificação poderia impactar gravemente a eficácia dos modelos e é desnecessária, bastando que se utilize para análise das séries diárias instantes do dia em que as ações, commodities, moedas e índices utilizados estejam todos em negociação.

Podemos tomar três instantes-chave ao longo do dia, que correspondem a momentos nos quais se inicia ou termina a negociação simultânea dos ativos estudados: a abertura das ações da Vale na Bovespa (A), a abertura da Bolsa de Valores de Nova York – NYSE (B) e o fechamento da Bolsa de Valores de Londres – LSE (C). Os intervalos I_{ABC} nos quais as três bolsas de valores negociam ao mesmo tempo são aqueles que começam no instante A ou B – o que vier depois, dependendo dos horários de verão – e terminam no instante C. Para o período estudado, temos assim a seguinte tabela (na qual os instantes A são “arredondados” para dez minutos após a abertura oficial, pois o horário exato do primeiro negócio do dia para cada ação da Bovespa pode variar alguns minutos em função do leilão de abertura):

	A	B	C	I_{ABC}
01/12/2008 a 13/02/2009	11:10	12:30	14:30	2:00
16/02/2009 a 06/03/2009	11:10	11:30	13:30	2:00
09/03/2009 a 30/03/2009	11:10	10:30	13:30	2:20
31/03/2009 a 30/06/2009	10:10	10:30	12:30	2:00

Tabela 3.1 - Horários de abertura da Bovespa e NYSE e de fechamento da LSE

Nota-se que os instantes B são sistematicamente posteriores aos instantes A, exceto no período de 09/03 a 30/03, em que a NYSE abriu antes da Bovespa, e que o intervalo I_{ABC} entre a abertura das duas bolsas do continente americano e o fechamento da LSE é sempre igual ou superior a duas horas, deixando margem de manobra para que possamos trabalhar com cotações simultâneas.

Eventualmente, pode haver algumas pequenas distorções no momento exato da abertura da Bovespa ou da NYSE (instantes A/B), corrigidas nos instantes seguintes, bem como uma demora de alguns minutos para que os mercados internacionais se ajustem aos dados da abertura da NYSE. Para levar em conta esses fatores, em vez de A e B tomaremos os instantes A_2 e B_2 , definidos como A + 20 minutos e B + 20 minutos:

	A_2	B_2	C	I_{A2B2C}
01/12/2008 a 13/02/2009	11:30	12:50	14:30	1:40
16/02/2009 a 06/03/2009	11:30	11:50	13:30	1:40
09/03/2009 a 30/03/2009	11:30	10:50	13:30	2:00
31/03/2009 a 30/06/2009	10:30	10:50	12:30	1:40

Tabela 3.2 - Horários de abertura da Bovespa e NYSE + 20 minutos e fechamento da LSE

Assim, para as séries de periodicidade $dt = 1$ dia, serão usados os horários marcados em negrito na Tabela 3.2, obtendo-se homogeneidade entre as diversas variáveis estudadas. Os dados retidos para a confecção dos modelos, referentes aos horários escolhidos, encontram-se no Anexo I.

3.3. Normalização dos dados

A título de evitar que haja um viés provocado pelas flutuações cambiais, ou seja, uma influência sistemática da variável taxa de câmbio, todas as variáveis que representam cotações em outras moedas que não sejam o real serão convertidas para seus valores em reais, pelas cotações das moedas em tempo real (variáveis BRL, GBP e EUR).

Uma outra transformação mostra-se útil a fim de tornar mais intuitiva a compreensão, pela leitura das equações finais dos modelos a serem desenvolvidos, da influência de cada uma das variáveis preditivas na variável resposta. Trata-se da normalização das séries, a qual utilizaremos de modo a trabalhar sistematicamente com séries de igual ordem de grandeza:

$$X'(t) = \frac{X(t)}{X(t_0)} \quad (15)$$

O instante t_0 corresponde à data de início do período de coleta dos dados. Assim, temos $X'(t_0) = 1$ para todas as variáveis, o que evitará que a equação de regressão tenha coeficientes numericamente muito pequenos em alguns termos (como o Ibovespa, que tem valores da ordem de dezenas de milhares) e muito maiores em outros, sem refletir o “peso” real das respectivas variáveis. O impacto de tal transformação no significado das equações finais e nas etapas para sua obtenção é nulo, pois a normalização não afeta as correlações entre as variáveis.

3.4. Observação qualitativa e gráfica das variáveis

Observemos graficamente o comportamento de cada uma das variáveis no tempo em comparação à variável resposta do modelo (ações ordinárias da Vale), apenas convertendo-as em R\$ e normalizando-as através da divisão por seus valores iniciais. Em cada um dos gráficos, a linha vermelha representa a evolução da cotação das VALE3, para facilitar a comparação visual:

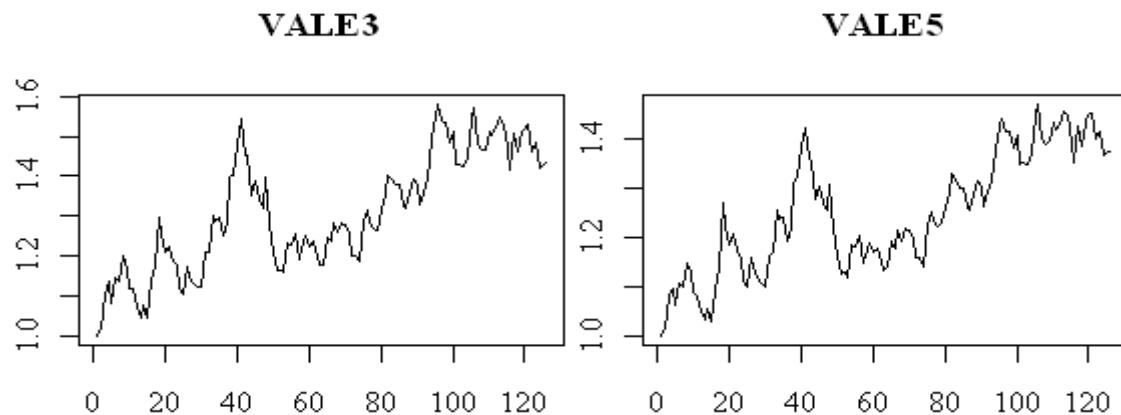


Figura 3.1 - Evolução das cotações das ações ordinárias e preferenciais da Vale

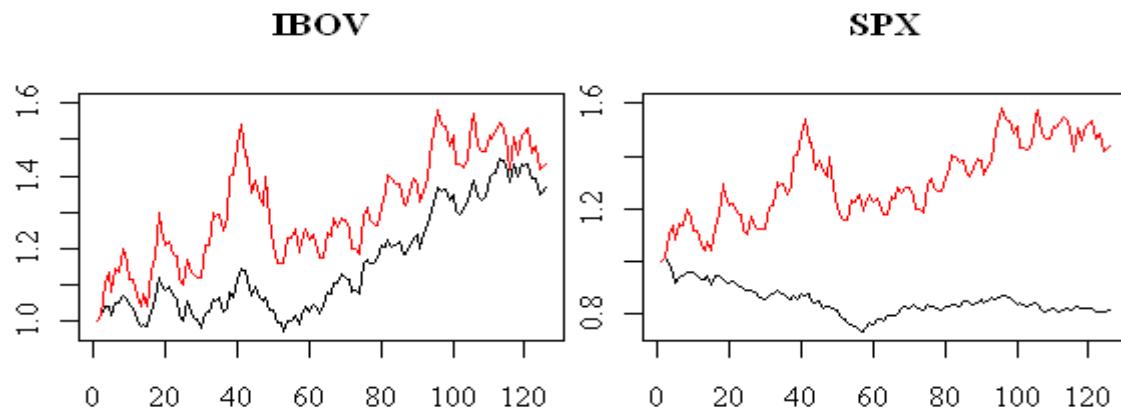


Figura 3.2 - Evolução dos índices Ibovespa e S&P 500

Percebe-se facilmente aqui que o S&P500, expresso em reais, não acompanhou a tendência das VALE3. Porém, isso não significa necessariamente que o índice norte-americano não seja uma boa variável preditiva para as ações da Vale, mas sim evidencia a diferença entre estudarmos as séries temporais brutas (cotações) e as séries com diferenciação ou transformação logarítmica (rendimentos diários), conforme veremos mais adiante.

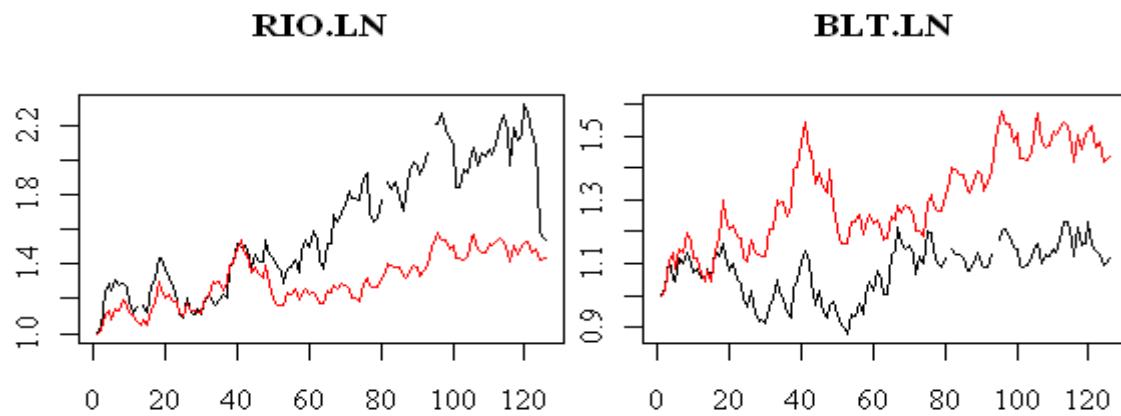


Figura 3.3 - Evolução das cotações das ações das mineradoras Rio Tinto e BHP Billiton

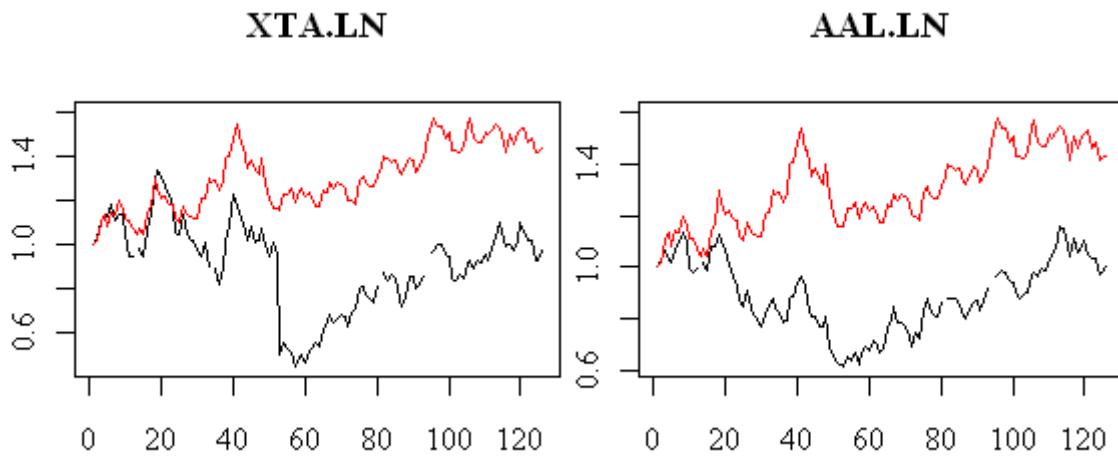


Figura 3.4 - Evolução das cotações das ações das mineradoras XStrata e AngloAmerican

As ações da XStrata sofreram um choque negativo por volta de $t = 50$, como se pode ver, mas seguiram a tendência das VALE3 tanto antes quanto depois desse evento. A título de informação, o fato que gerou essa desvalorização foi a desistência, por parte da própria Vale, da aquisição do controle da XStrata.

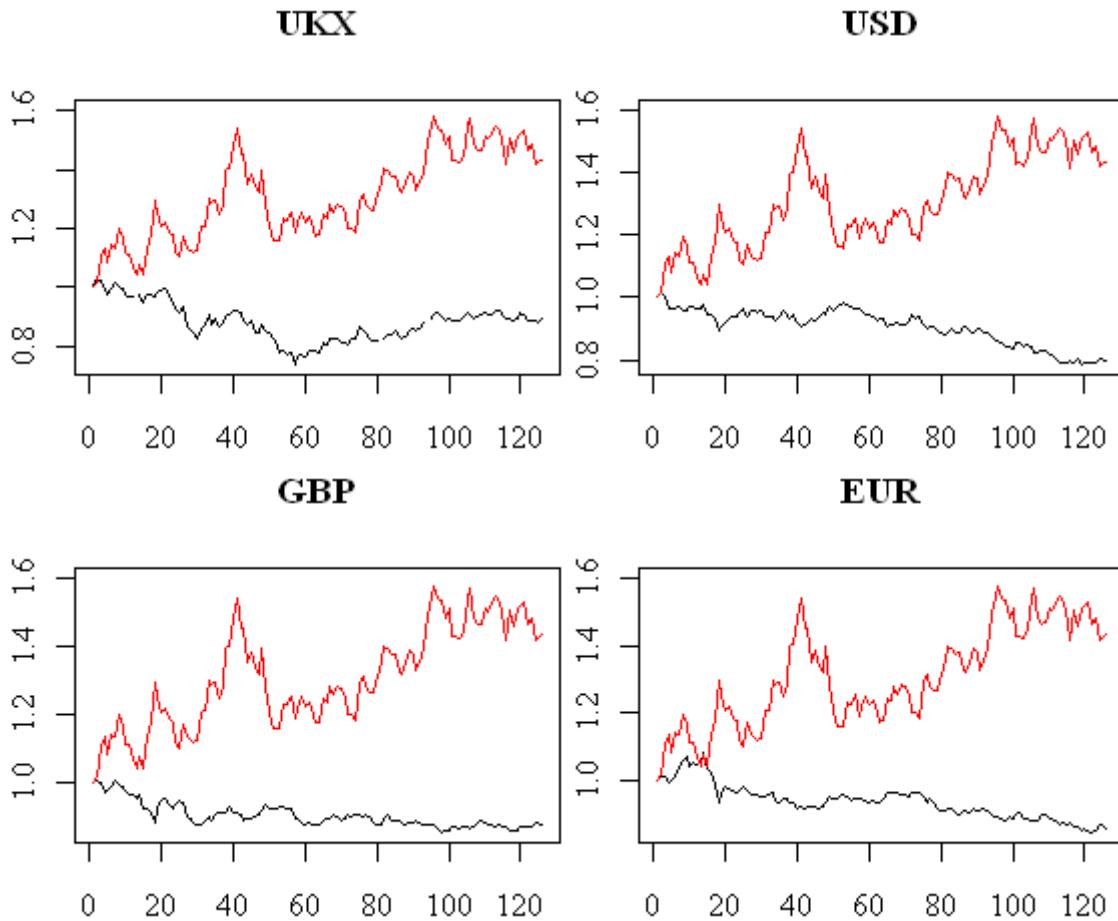


Figura 3.5 - Evolução do índice FTSE 100 e das taxas de câmbio do dólar norte-americano, libra esterlina e euro em relação ao real

É de se esperar naturalmente que, como nos três últimos gráficos acima, as taxas de câmbio de moedas estrangeiras em relação ao real apresentem correlação negativa com as ações da Vale, já que a desvalorização dessas moedas em relação ao real é o mesmo que a valorização do real frente a elas, ligada intimamente ao fluxo de capitais entrando e saindo do mercado brasileiro, que por sua vez é consequência da demanda por ações nacionais.

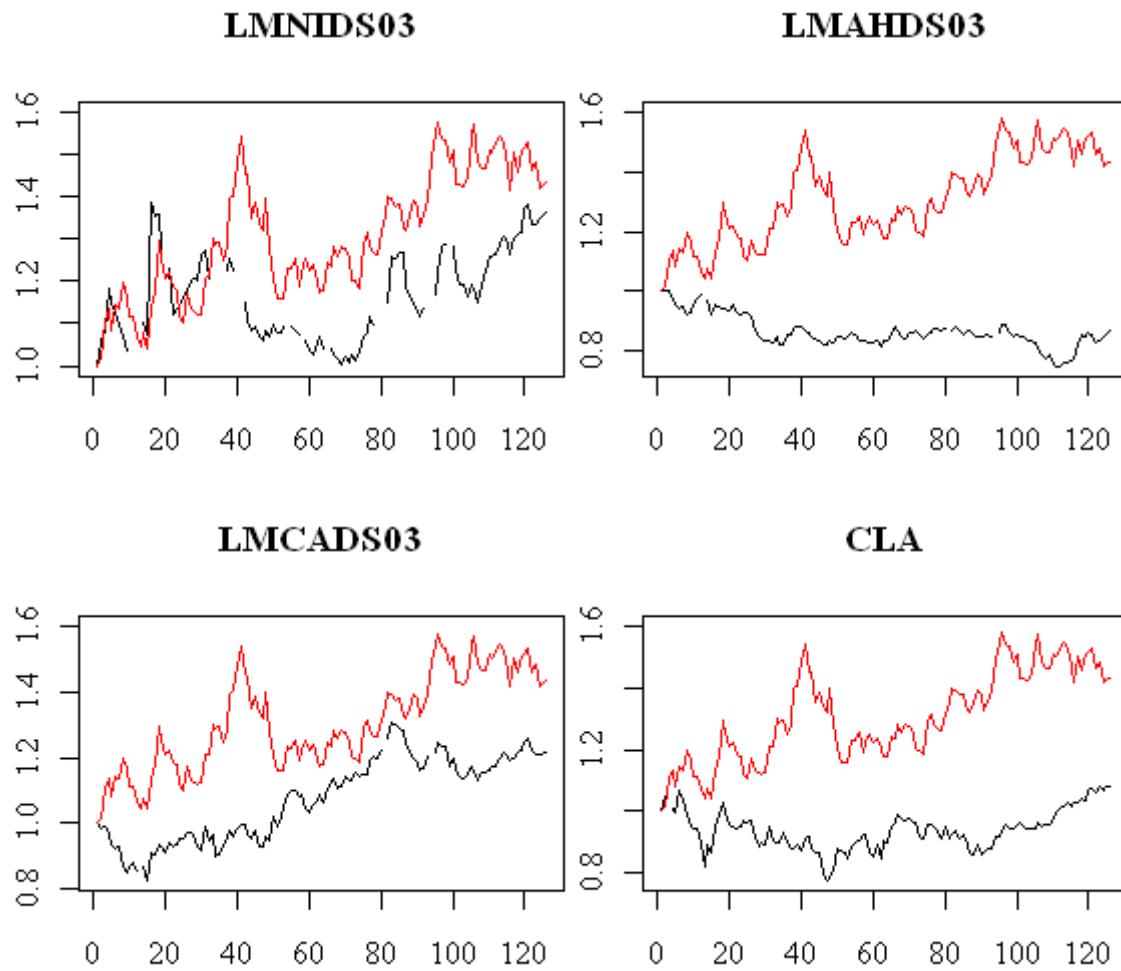


Figura 3.6 - Evolução das cotações dos contratos futuros de commodities: níquel, alumínio, cobre e petróleo

Níquel e cobre são metais explorados pela Vale, ainda que representem uma porção relativamente pequena (mas não desprezível) de suas receitas. Vê-se que seus preços evoluíram de maneira mais próxima às ações da Vale do que os preços do alumínio e do petróleo. Não há aí qualquer relação direta de causa e efeito, mas possivelmente uma evidência de que os fatores econômicos que influenciam a demanda por níquel e cobre são também ligados à demanda por minério de ferro, produto principal da Vale. Entretanto, como não há negociação de minério de ferro em bolsas de mercadorias e futuros, de maneira que

não dispomos de séries históricas consistentes para seus preços, estaria fora do escopo deste trabalho testar tais relações.

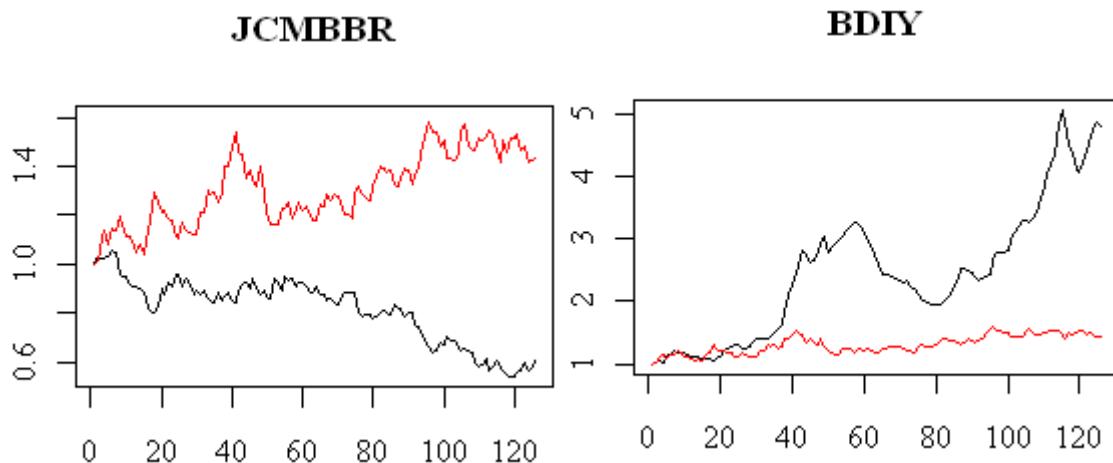


Figura 3.7 - Evolução dos índices JP Morgan EMBI Brazil (Risco Brasil) e Baltic Dry Index

Os gráficos apresentados permitem verificar se as tendências das variáveis explicativas se aproximam ou não daquela da variável VALE3, e, eventualmente, se as grandes variações diárias (“choques”) coincidem.

3.5. Correlações

A tabela a seguir apresenta os coeficientes de correlação entre VALE3 e as outras variáveis, calculados com base nos mesmos dados que geraram os gráficos:

	VALE3
IBOV	0,87
SPX	-0,39
RIO.LN	0,83
BLT.LN	0,57
XTA.LN	0,10
AAL.LN	0,31
USD	-0,85
UKX	-0,06
GBP	-0,71
EUR	-0,86
LMNIDS03	0,52
LMAHDS03	-0,60
LMCADS03	0,66
CLA	0,22
JCMBBR	-0,83
BDIY	0,70

Tabela 3.3 - Coeficientes de correlação entre VALE3 e as outras variáveis

Para efeito meramente ilustrativo, adotou-se a seguinte escala de significância dos coeficientes de correlação:

0,87	Correlação positiva forte ($r > 0,7$)
0,66	Correlação positiva moderada ($0,5 < r < 0,699$)
0,22	Correlação fraca ($-0,499 < r < 0,499$)
-0,60	Correlação negativa moderada ($-0,5 > r > -0,699$)
-0,85	Correlação negativa forte ($r < -0,7$)

Tabela 3.4 - Escala de coeficientes de correlação

Convencionamos que uma variável possui correlação forte com a VALE3 quando o coeficiente de correlação entre as duas, em valores absolutos, é superior a 0,7, o que significa que a variável em questão explica, no mínimo, aproximadamente 50% da variância da VALE3 (ou seja, o coeficiente de determinação R^2 de um modelo de regressão de uma das variáveis em função da outra é maior ou igual a 0,5). A escala adotada pode ser relacionada com as modificações propostas por Hopkins (2000) à Escala de Cohen (1988), definindo como “moderada” e “forte” o que Hopkins considera, respectivamente, correlação “grande” e “muito grande”, ou seja, $0,5 < |r| < 0,69$ e $|r| > 0,7$.

Pode-se ver que, além do Ibovespa, a variável com maior correlação positiva com as ações da Vale é a cotação das ações da Rio Tinto, a única entre as quatro mineradoras negociadas em Londres que apresenta correlação positiva forte com as VALE3; a BHP Billiton também é significativamente correlacionada com a Vale (correlação positiva moderada), mas o mesmo não pode ser dito de XStrata e AngloAmerican. De fato, como se pode ver nos gráficos já apresentados, no caso da XStrata houve um choque pontual que levou as ações da mineradora suíça a perderem boa parte de seu valor de mercado, o que afeta fortemente as correlações quando se toma as séries brutas das cotações. Espera-se, assim, que o modelo de regressão retenha como variável preditiva a cotação da Rio Tinto ou a da BHP.

No caso das taxas de câmbio, cuja observação dos gráficos não fornece evidências tão claras em relação às correlações com as ações da Vale, pode-se ver que a valorização do real frente às três moedas estudadas é de fato fortemente ligada às flutuações das ações da mineradora: as três taxas de câmbio tem correlação negativa forte com VALE3. Ao menos uma delas será provavelmente retida pelo modelo de regressão.

Já para as *commodities*, o cálculo dos coeficientes de correlação confirma a observação, feita a partir dos gráficos, de que os preços do níquel e do cobre evoluíram de maneira mais próxima às ações da Vale do que os do alumínio e petróleo.

3.6. Regressão linear múltipla

Passaremos agora ao desenvolvimento dos modelos que são o objeto principal deste trabalho. Como já citado, trata-se de modelos de regressão linear múltipla utilizando como variável resposta a cotação das ações ordinárias da Vale S.A. (VALE3).

Iniciaremos por um modelo cujo desenvolvimento resultará em uma equação de regressão relacionando diretamente a cotação das VALE3 e os valores das outras variáveis, incluindo o índice Ibovespa (Modelo 1). Após obter a equação de regressão, ela será aperfeiçoada por uma ferramenta pertencente ao domínio da análise de séries temporais (modelos AR), aplicada aos resíduos do modelo.

Em seguida, apresentaremos a confecção de um segundo modelo (Modelo 2), semelhante ao Modelo 1 mas sem incluir entre as variáveis preditivas o Ibovespa. Tal metodologia tem uma razão precisa: o Ibovespa é calculado ao mesmo tempo em que são determinadas as cotações das ações da Vale S.A., além de ser diretamente influenciado por elas (VALE3 e VALE5 têm, juntas, peso de mais de 15% no índice), o que significa que não é viável, de um ponto de vista prático, utilizar o Ibovespa para “prever” as flutuações das ações da Vale. As outras variáveis são relativas a ações, *commodities* e moedas que são negociadas em bolsas diferentes e em horários diferentes das ações da Vale, já tendo, por exemplo, cotações momentos antes da abertura dos negócios com VALE3 na Bovespa; assim, o Modelo 2 poderá ser usado para estimar diariamente qual será a variação da VALE3 na abertura da Bovespa em função do comportamento das outras variáveis. O Modelo 1 serve principalmente como parâmetro para observar o quanto a utilização do Ibovespa agregaria em precisão (no coeficiente de determinação, por exemplo) ao Modelo 2, que é o que de fato tem um maior potencial de aplicação. No entanto, o Modelo 1 não é de todo descartável na prática: ele pode ser utilizado, ao longo do pregão, para verificar se as flutuações das ações da Vale estão demasiadamente “descoladas” das outras variáveis, inclusive do próprio Ibovespa (nesse caso caberia, no momento da aplicação, ajustar as variações do Ibovespa para eliminar o efeito das ações da Vale), o que também pode, eventualmente, levar a uma decisão de compra ou venda.

Por fim, executaremos um terceiro modelo (Modelo 3) tendo como variáveis não as cotações “absolutas” das ações, *commodities*, moedas e índices, mas sim suas variações diárias relativas aos horários selecionados (ou seja, séries diferenciadas). Essa maneira de proceder poderá trazer uma eficácia maior, dado que a transformação algébrica de diferenciação (logarítmica, no caso) tem o efeito de eliminar as tendências nas variáveis estudadas, conforme Roustant (2007). Após obter a equação de regressão, não há diferença prática entre utilizarmos as cotações “absolutas” e as variações, já que os resultados são facilmente conversíveis de uma forma a outra, mas o emprego das variações na elaboração do modelo pode resultar em uma equação de regressão mais eficaz para a previsão das oscilações diárias, hipótese esta que iremos testar.

O tratamento dos dados foi feito através do software R, versão 2.7.2. No Anexo 2 encontram-se as saídas do R para cada um dos passos da elaboração dos três modelos, com o cálculo dos coeficientes da equação de regressão, $a_0 \dots a_n$ (Estimates), seus respectivos desvios-padrão relativos às estimativas (*Std. Error*) e os valores calculados da distribuição *t* de Student (*t value = Estimates/Std.Error*). A última coluna indica o percentil da distribuição *t* para o número correspondente de graus de liberdade, de modo a determinar a significatividade de cada uma das variáveis através de teste de hipóteses, em que a hipótese nula H_0 equivale a $a_i = 0$.

Os sinais à direita da última coluna mostram os níveis de confiança com que o teste de hipóteses permite rejeitar H_0 para cada um dos coeficientes: 99,9% (***)*, 99% (**), 95% (*), 90% (.).

3.6.1. Modelo 1: VALE3 em função das outras variáveis, sem transformação logarítmica

Na saída do R com todas as variáveis (cf. Saída 1.1 no Anexo 1) constata-se que há diversas variáveis não-significativas, para as quais não se pode rejeitar a hipótese nula de acordo com os dados. Isso nos leva a reduzir o número de variáveis utilizadas no modelo, através da eliminação sucessiva daquelas com menor significatividade. Tal procedimento é conhecido pelo nome de *backward elimination*, conforme já explanado anteriormente.

No R 2.7.2, há uma função que executa esse tipo de simplificação (cf. Saída 1.2). Após esse passo, podemos reduzir ainda mais a equação de regressão, removendo as variáveis preditivas muito correlacionadas entre si e as menos significativas para o modelo, de forma a obter uma equação mais simples (Saída 1.3). A segunda simplificação equivale, de fato, a dar continuidade ao *backward elimination*, estipulando limites mais estritos de significância em termos do parâmetro F .

Obtém-se assim a seguinte equação (“Modelo 1”):

$$Y(t) = Y(t_0) * (2,769 + 0,496 \frac{X_1(t)}{X_1(t_0)} + 0,569 \frac{X_2(t)}{X_2(t_0)} - 1,826 \frac{X_3(t)}{X_3(t_0)} - 0,333 \frac{X_4(t)}{X_4(t_0)} - 0,618 \frac{X_5(t)}{X_5(t_0)}) \quad (16)$$

As variáveis X_1 , X_2 , X_3 , X_4 e X_5 representam, respectivamente, o Ibovespa, a ação da BHP Billiton, a taxa de câmbio $\text{€R\$}$, a cotação do contrato futuro de cobre e o barril de petróleo.

O gráfico a seguir mostra a evolução real da VALE3 no período estudado (em preto) e o resultado do modelo (em vermelho):

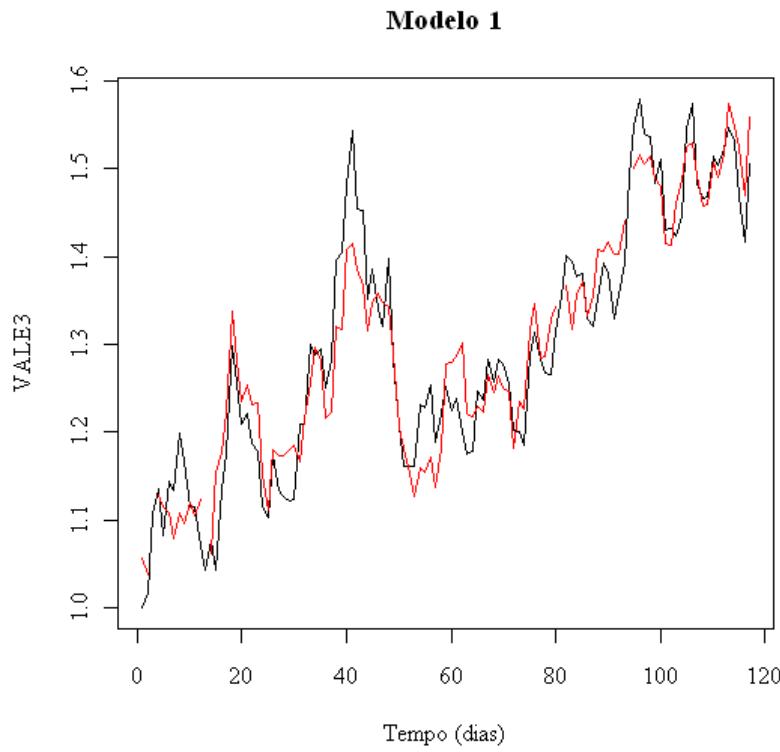


Figura 3.8 - Evolução da VALE3 e Modelo 1.

Intuitivamente, o gráfico mostra que o Modelo 1 é relativamente fiel ao comportamento real da variável resposta, mas apresenta falhas, principalmente nos dias de maior variação da cotação da VALE3. Examinemos a seguir a distribuição dos resíduos:

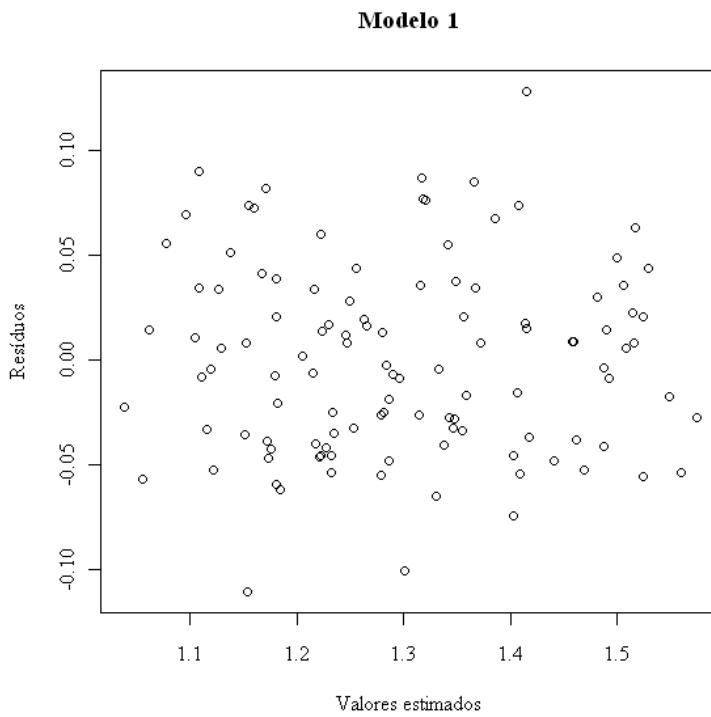


Figura 3.9 - Resíduos do Modelo 1, em função dos valores estimados pelo modelo

Os resíduos não apresentam qualquer padrão visualmente detectável em relação aos valores estimados, aparentando distribuir-se de maneira aleatória em torno de zero. O gráfico a seguir, dos resíduos ordenados no tempo, mostra que também não há tendências ou ciclos cronológicos:

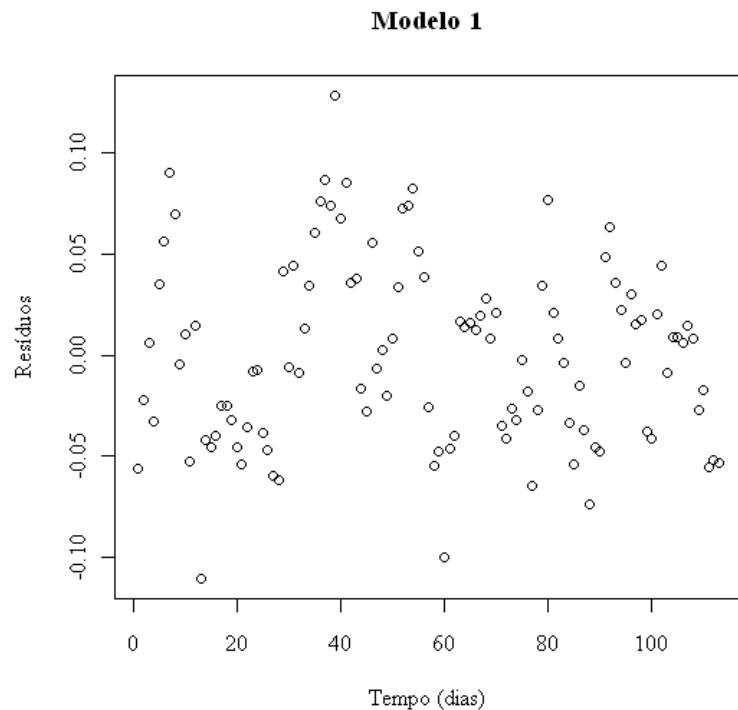


Figura 3.10 - Resíduos do Modelo 1, pela ordem cronológica dos dados

Consideraremos que a série temporal dos resíduos seja estacionária, para analisarmos suas funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial a fim de tentar aprimorar o modelo.

Modelo 1 - ACF

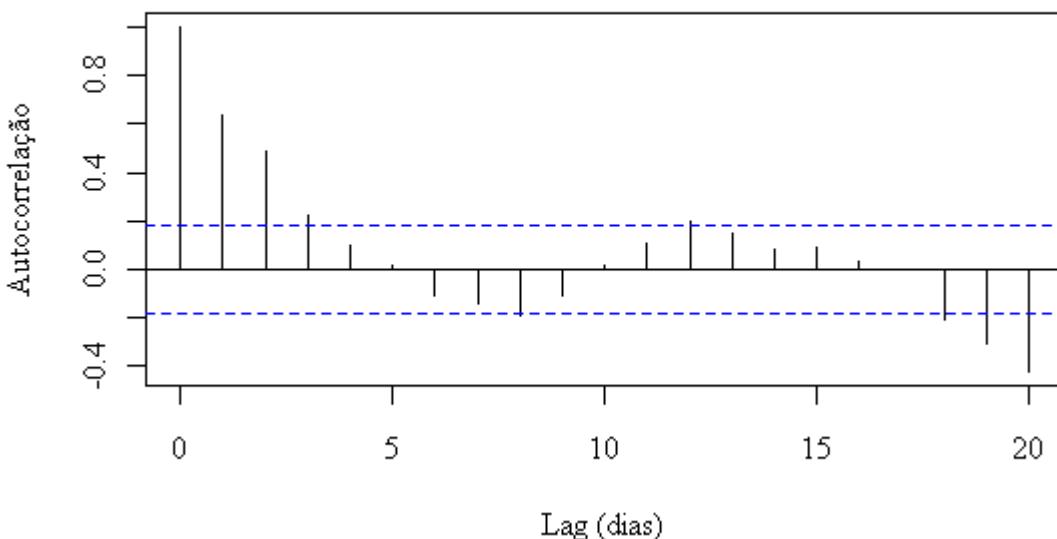


Figura 3.11 - Função de autocorrelação dos resíduos do Modelo 1

Modelo 1 - PACF

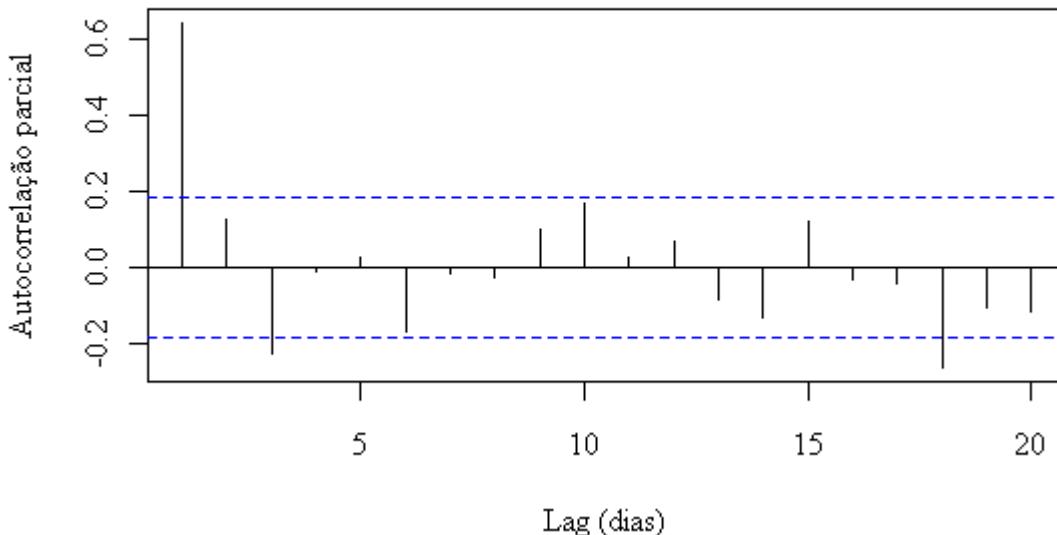


Figura 3.12 - Função de autocorrelação parcial dos resíduos do Modelo 1

Os padrões de ambas as funções (ACF com declínio exponencial e padrão de onda senoidal e PACF fortemente significativa apenas para *lag 1*) sugerem fortemente a utilização de um modelo auto-regressivo de ordem 1, ou AR(1).

Dessa maneira, os resíduos podem ser modelados através de uma relação de regressão linear simples, utilizando-se como variável preditiva o resíduo da observação anterior. O software R 2.7.2 o faz através da função *arma*, aplicada aos resíduos do Modelo 1.

A saída da função *arma* (cf. Anexo 1, Saída 1.4) mostra um coeficiente de 0,648, com alto grau de significatividade. Conclui-se que o resíduo do Modelo 1 para um determinado instante t , denotado $Y(t) - \bar{Y}(t)$, pode ser estimado pela equação $Y(t) - \bar{Y}(t) = 0,648(Y(t-1) - \bar{Y}(t-1))$. Isso transforma a equação de regressão do Modelo 1 em:

$$\begin{aligned} \bar{Y}(t) = & Y(t_0) * (2,769 + 0,496 \frac{X_1(t)}{X_1(t_0)} + 0,569 \frac{X_2(t)}{X_2(t_0)} - 1,826 \frac{X_3(t)}{X_3(t_0)} - 0,333 \frac{X_4(t)}{X_4(t_0)} \\ & - 0,618 \frac{X_5(t)}{X_5(t_0)} + 0,648(Y(t-1) - \bar{Y}(t-1))) \end{aligned} \quad (17)$$

O novo modelo descrito por essa equação será denominado “Modelo 1 com AR(1)”. Vejamos a seguir seus resultados:

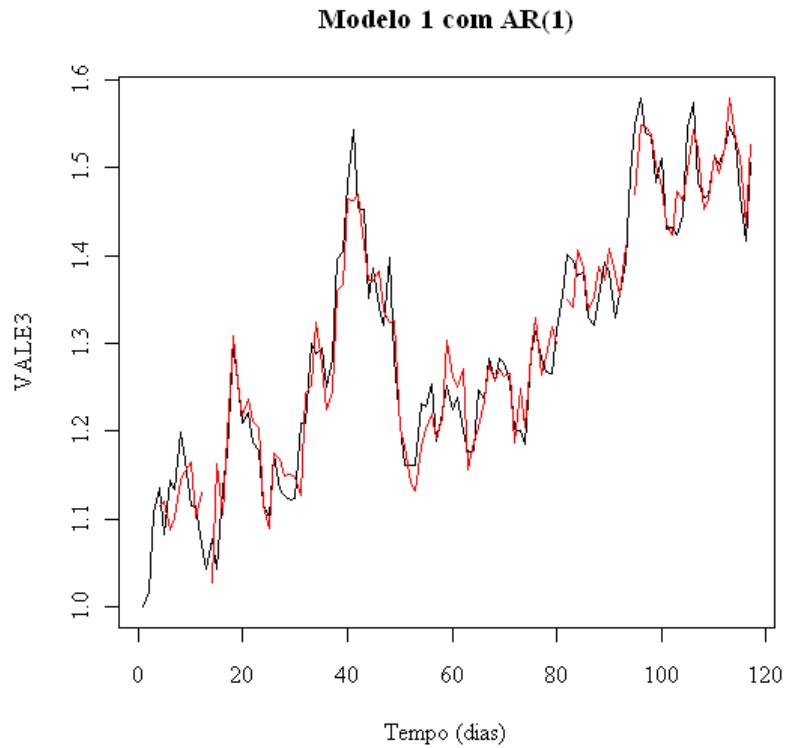


Figura 3.13 - Evolução da VALE3 e Modelo 1 com AR(1).

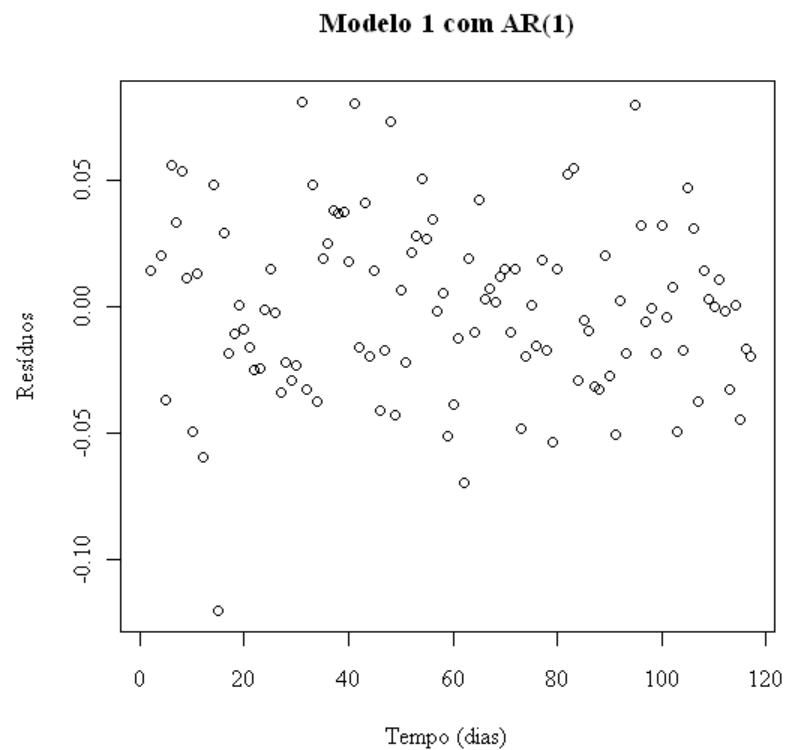


Figura 3.14 - Resíduos do Modelo 1 com AR(1), pela ordem cronológica dos dados

Percebe-se visualmente um aumento da aderência do modelo aos dados, traduzido pela maior proximidade da curva em vermelho (modelo) em relação à curva em preto (evolução

real das VALE3). Em particular, pode-se notar que os “atrasos nos picos” diminuíram muito, o que é reflexo do desaparecimento das autocorrelações dos resíduos.

Para efeito de verificação, segue o autocorrelograma dos resíduos do Modelo 1 após AR(1):

Modelo 1 - ACF apóis AR(1)

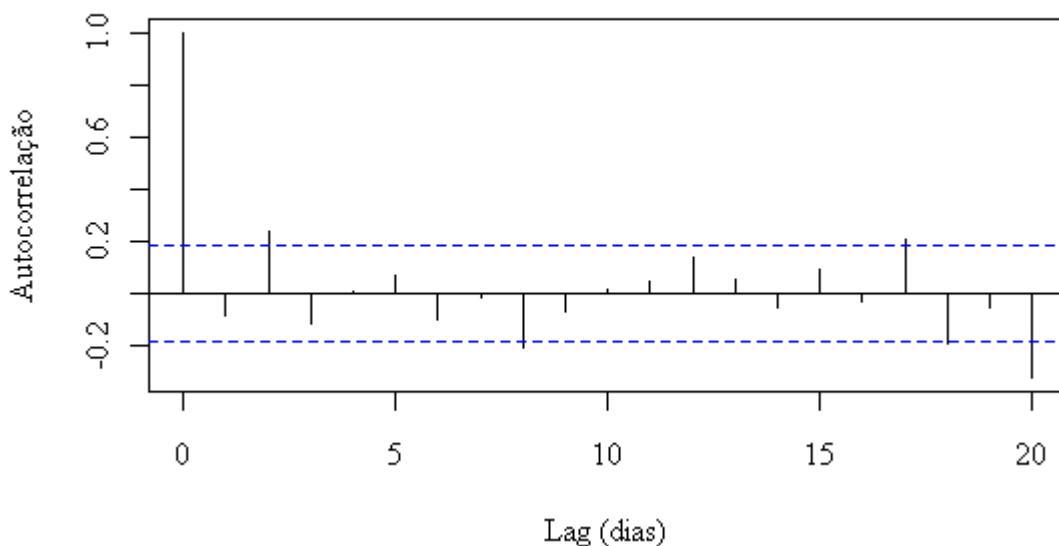


Figura 3.15 - Função de autocorrelação dos resíduos do Modelo 1 com AR(1)

Como era de se esperar, não há mais padrão de autocorrelações significativas.

As tabelas a seguir ilustram a análise da eficácia do Modelo 1 com AR(1) em um período de validação correspondente a junho de 2009, mês seguinte ao da coleta dos dados utilizados em sua formulação. A análise desses dados é de extrema importância, pois as relações encontradas pelo modelo de regressão para o período de dezembro de 2008 a maio de 2009 poderiam não se manter válidas nos meses subsequentes, o que tornaria sua modelagem inviável de se aplicar, ou seja, inútil. Obtendo resultados satisfatórios para o mês de junho, estimamos que o mesmo modelo possa ser aplicado na prática, sem grandes perdas de precisão, ao menos durante o mês seguinte, ao final do qual ele poderá ser revisto para verificar se houve alterações significativas nos mercados que tornem necessário modificar seus parâmetros.

Na primeira tabela, calculamos os valores estimados para VALE3 em função das variáveis preditivas, inclusive do resíduo do dia anterior. Na segunda, comparamos as

variações diárias da cotação da VALE3 estimadas pelo Modelo 1 com AR(1) e as variações reais correspondentes, comparando o erro obtido com o desvio padrão das flutuações percentuais, ou seja, a volatilidade.

Data	X ₀	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	Y (sem AR)	Y (real)	Resíduo	Y (com AR)
Coef	2,769	0,496	0,567	-1,826	-0,333	-0,618	25,64	25,64	0,648	
5/6/2009	1	1,431	1,216	0,862	1,201	1,029	39,924	38,60	1,324	
8/6/2009	1	1,401	1,159	0,862	1,217	1,039	38,463	37,42	1,043	39,321
9/6/2009	1	1,434	1,164	0,853	1,220	1,034	39,434	38,76	0,674	40,110
10/6/2009	1	1,426	1,230	0,858	1,248	1,065	39,287	38,92	0,367	39,723
12/6/2009	1	1,434	1,165	0,853	1,257	1,072	38,520	39,29	-0,770	38,757
15/6/2009	1	1,396	1,140	0,847	1,221	1,062	38,395	37,53	0,865	37,895
16/6/2009	1	1,392	1,129	0,848	1,211	1,082	37,939	38,02	-0,081	38,499
17/6/2009	1	1,348	1,092	0,867	1,212	1,064	36,236	36,39	-0,154	36,183
18/6/2009	1	1,351	1,097	0,869	1,210	1,081	35,991	36,53	-0,539	35,891
19/6/2009	1	1,368	1,116	0,856	1,218	1,083	36,962	36,79	0,172	36,613
22/6/2009	1	1,339	1,101	0,872	1,198	1,087	35,748	35,15	0,598	35,860
23/6/2009	1	1,322	1,094	0,885	1,202	1,089	34,753	34,71	0,043	35,141
24/6/2009	1	1,342	1,100	0,871	1,220	1,077	35,830	35,32	0,510	35,858
25/6/2009	1	1,316	1,077	0,862	1,229	1,086	35,329	33,78	1,549	35,660
26/6/2009	1	1,380	1,071	0,861	1,226	1,081	36,203	35,17	1,033	37,206
29/6/2009	1	1,381	1,088	0,865	1,246	1,098	35,834	34,80	1,034	36,503
30/6/2009	1	1,393	1,108	0,864	1,229	1,110	36,283	34,91	1,373	36,953

Tabela 3.5 - Cálculo de VALE3 pelo Modelo 1 com AR(1)

Data	VALE3	VALE3	Variação	Variação	Erro	Erro
	Real	Modelo	Real (%)	Modelo (%)	Absoluto	% DP
9/6/2009	38,76	39,43	3,6%	2,0%	1,6%	55,3%
10/6/2009	38,92	39,72	0,4%	0,7%	0,3%	11,3%
12/6/2009	39,29	38,76	1,0%	-2,4%	3,4%	118,7%
15/6/2009	37,53	37,90	-4,5%	-2,2%	2,3%	79,2%
16/6/2009	38,02	38,50	1,3%	1,6%	0,3%	10,1%
17/6/2009	36,39	36,18	-4,3%	-6,0%	1,7%	60,7%
18/6/2009	36,53	35,89	0,4%	-0,8%	1,2%	41,9%
19/6/2009	36,79	36,61	0,7%	2,0%	1,3%	45,6%
22/6/2009	35,15	35,86	-4,5%	-2,1%	2,4%	84,3%
23/6/2009	34,71	35,14	-1,3%	-2,0%	0,8%	26,4%
24/6/2009	35,32	35,86	1,8%	2,0%	0,3%	10,0%
25/6/2009	33,78	35,66	-4,4%	-0,6%	3,8%	133,6%
26/6/2009	35,17	37,21	4,1%	4,3%	0,2%	7,8%
29/6/2009	34,80	36,50	-1,1%	-1,9%	0,8%	29,4%
30/6/2009	34,91	36,95	0,3%	1,2%	0,9%	32,1%
Desv. Pad.		2,8%	2,6%	% média DP	49,8%	

Tabela 3.6 - Estudo dos erros do Modelo 1 com AR(1) no período de validação

O modelo apresenta uma precisão satisfatória, apesar de haver erros de magnitude não desprezível. A título de comparação, no modelo de Castro Neto para a previsão do Ibovespa o erro médio no período de validação foi de 132% do desvio padrão das variações reais.

Abaixo, o diagrama de dispersão das variações da cotação da VALE3 estimadas pelo Modelo 1 com AR(1) em relação às variações reais no período de validação:

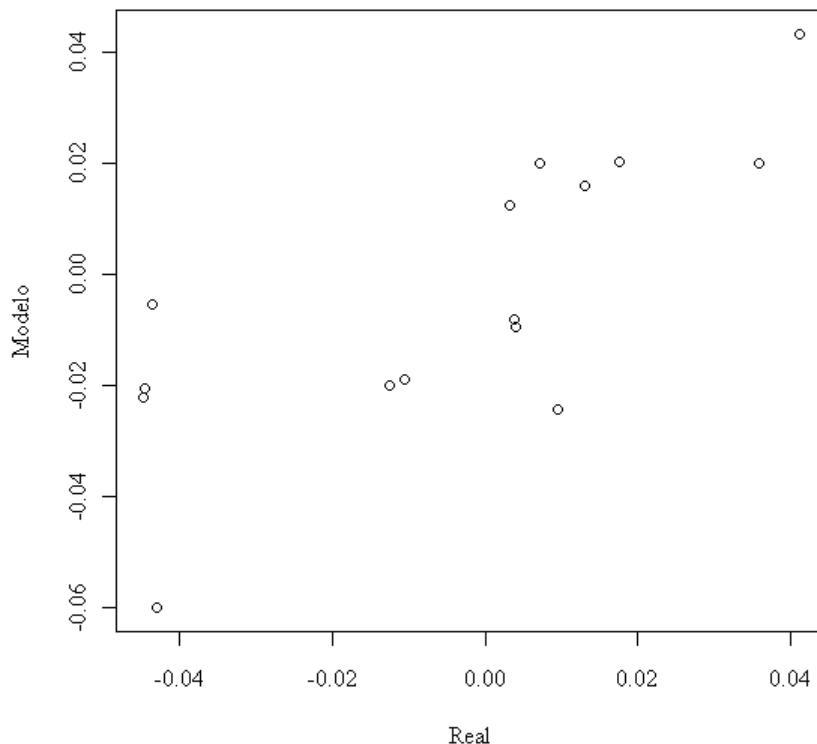


Figura 3.16 - Diagrama de dispersão com as variações reais da VALE3 em junho de 2009 e as previsões correspondentes pelo Modelo 1 com AR(1)

A correlação calculada entre variações estimadas e reais é de aproximadamente 0,765.

3.6.2. Modelo 2: VALE3 em função das outras variáveis, exceto Ibovespa, sem transformação logarítmica.

Após os mesmos passos seguidos no Modelo 1 (ver Saídas 2.1 a 2.3 no Anexo 1), obtém-se a seguinte equação (“Modelo 2”):

$$Y(t) = Y(t_0) * (3,663 + 0,937 \frac{X_1(t)}{X_1(t_0)} - 2,734 \frac{X_2(t)}{X_2(t_0)} - 0,337 \frac{X_3(t)}{X_3(t_0)} - 0,472 \frac{X_4(t)}{X_4(t_0)}) \quad (18)$$

As variáveis X_1 , X_2 , X_3 e X_4 representam, respectivamente, a ação da BHP Billiton, a taxa de câmbio €R\$, a cotação do contrato futuro de cobre e o barril de petróleo. Nota-se que as variáveis retidas são as mesmas do Modelo 1.

A seguir, o gráfico comparativo do Modelo 2 (em vermelho) com a série real da VALE3 (em preto) no período estudado:

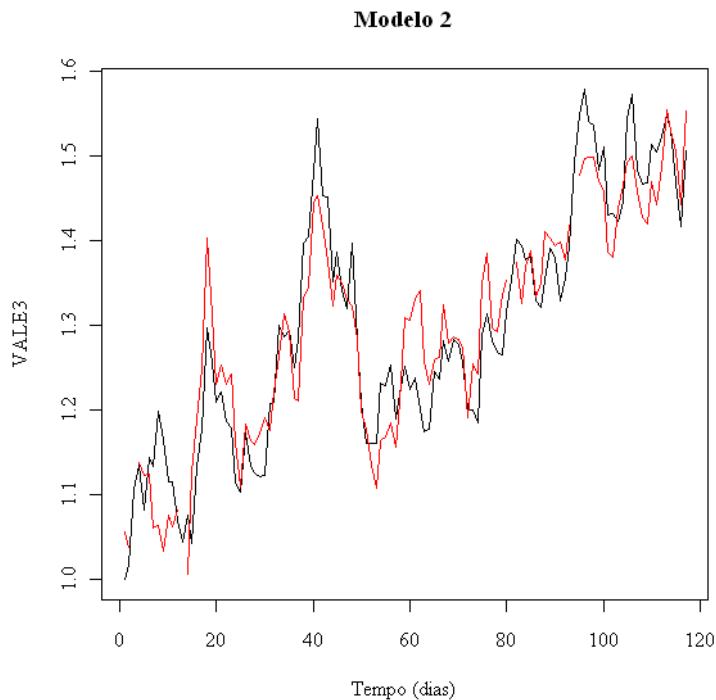


Figura 3.17 - Evolução da VALE3 e Modelo 2

Comparando o gráfico acima com o do Modelo 1 (cf. figura 3.7), nota-se que há pouca diferença entre os dois no que se refere à aderência aos dados. A seguir, a distribuição dos resíduos:

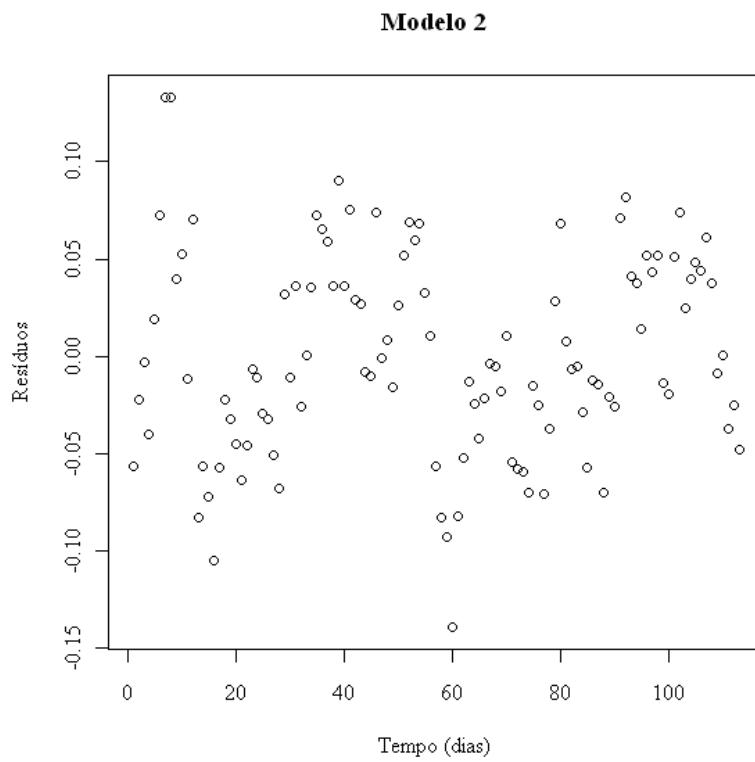


Figura 3.18 - Resíduos do Modelo 2, pela ordem cronológica dos dados

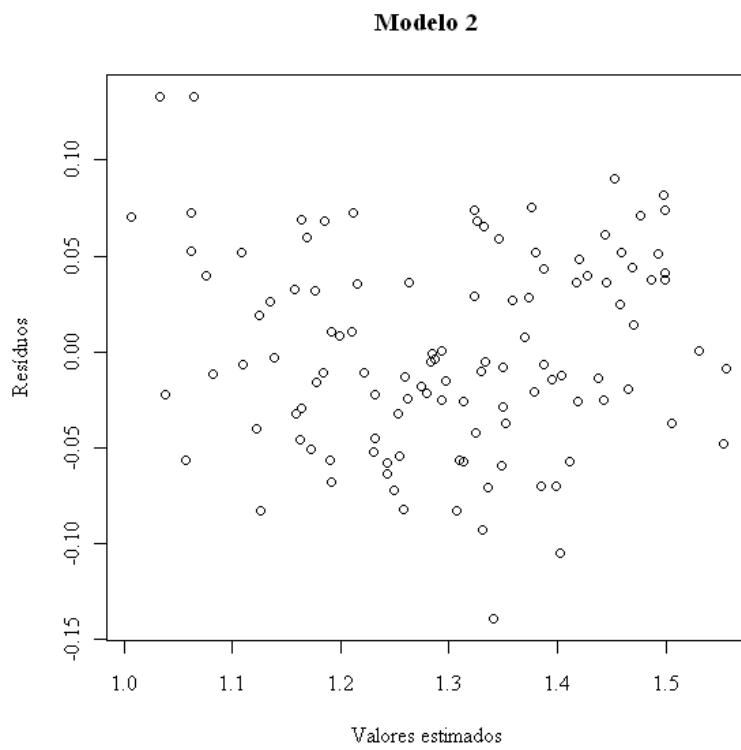


Figura 3.19 - Resíduos do Modelo 2, em função dos valores estimados pelo modelo

A distribuição dos resíduos é bastante semelhante à do Modelo 1. Consideraremos novamente que a série temporal dos resíduos seja estacionária, para aprimorar o modelo através das autocorrelações.

Modelo 2 - ACF

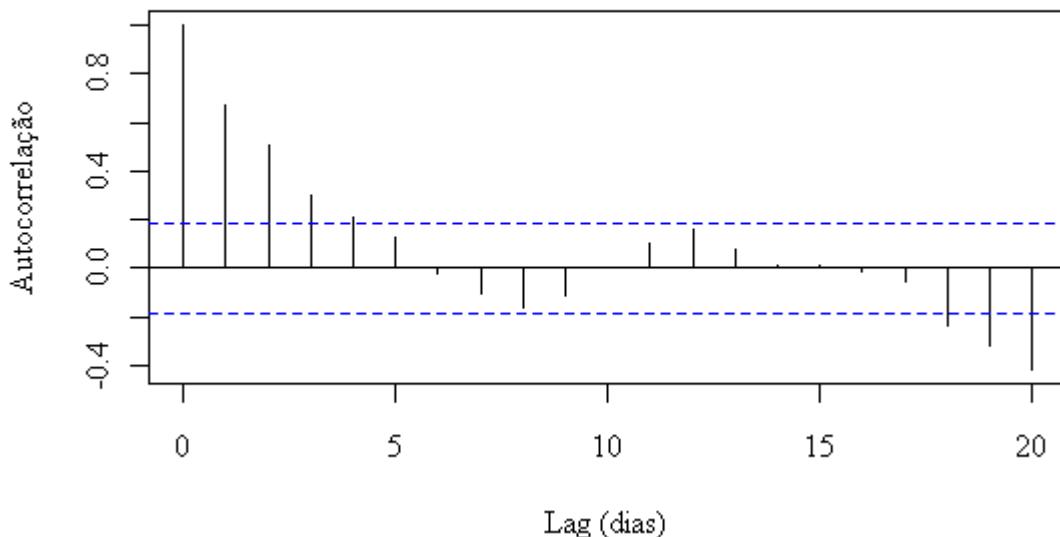


Figura 3.20 - Função de autocorrelação dos resíduos do Modelo 2

Modelo 2 - PACF

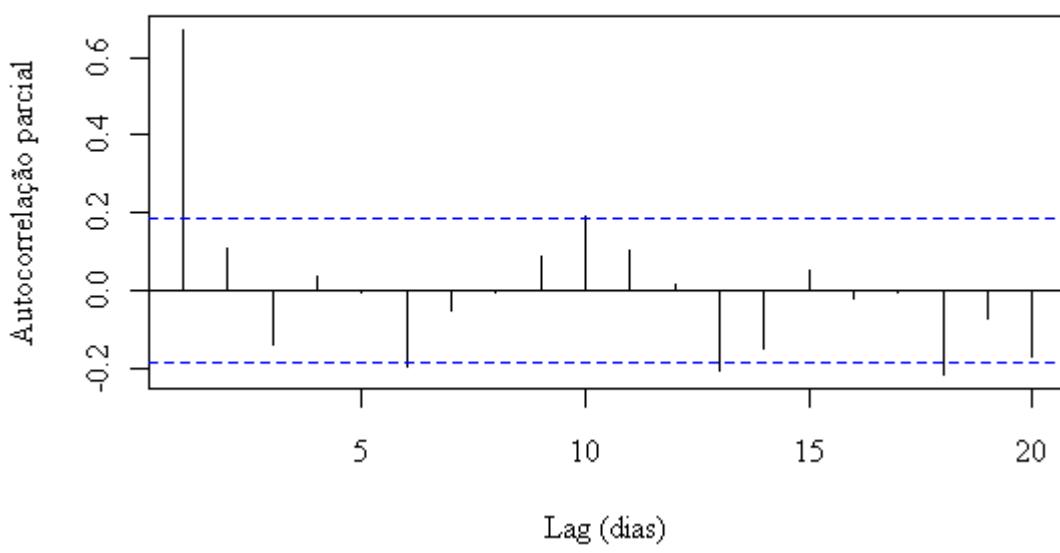


Figura 3.21 - Função de autocorrelação parcial dos resíduos do Modelo 2

Assim como no Modelo 1, as autocorrelações sugerem a aplicação de um modelo AR(1) nos resíduos. O *software* R calcula o coeficiente do termo AR(1) em 0,675 (cf. Saída 2.4 do Anexo 1).

A equação do Modelo 2 passa, assim, a:

$$\begin{aligned}\bar{Y}(t) = & Y(t_0) * (3,663 + 0,937 \frac{X_1(t)}{X_1(t_0)} - 2,734 \frac{X_2(t)}{X_2(t_0)} - 0,337 \frac{X_3(t)}{X_3(t_0)} - 0,472 \frac{X_4(t)}{X_4(t_0)}) \quad (19) \\ & + 0,675(Y(t-1) - \bar{Y}(t-1)))\end{aligned}$$

Os resultados do Modelo 2 com AR(1) são:

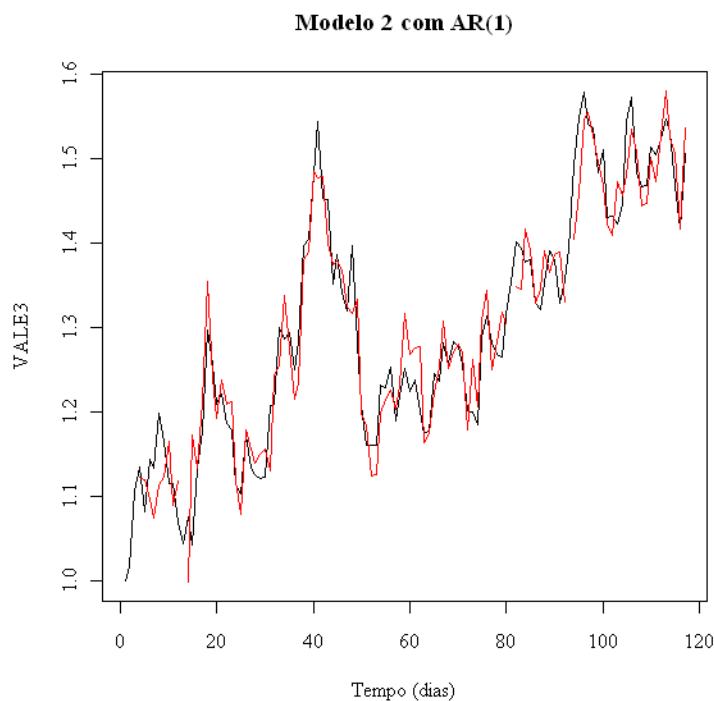


Figura 3.22 - Evolução da VALE3 e Modelo 2 com AR(1)

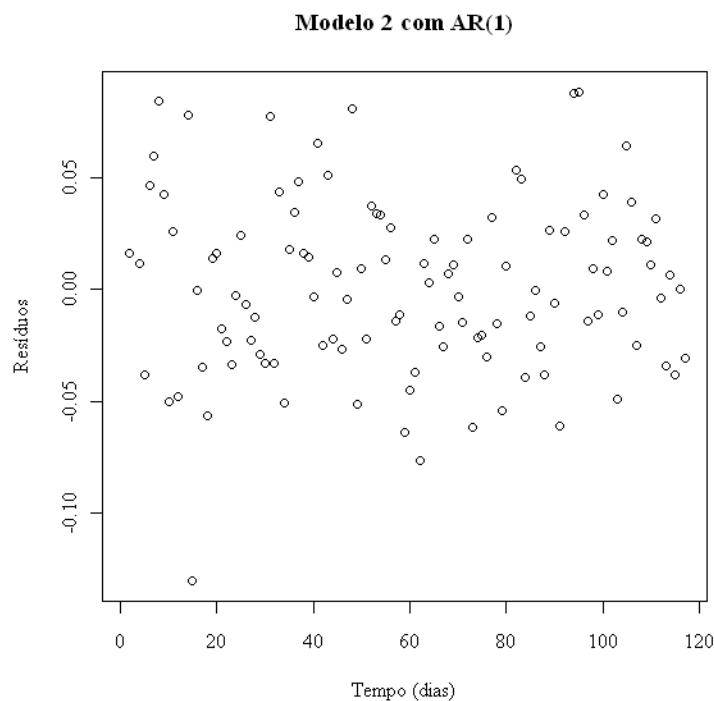


Figura 3.23 - Resíduos do Modelo 2 com AR(1), pela ordem cronológica dos dados

Modelo 2 - ACF após AR(1)

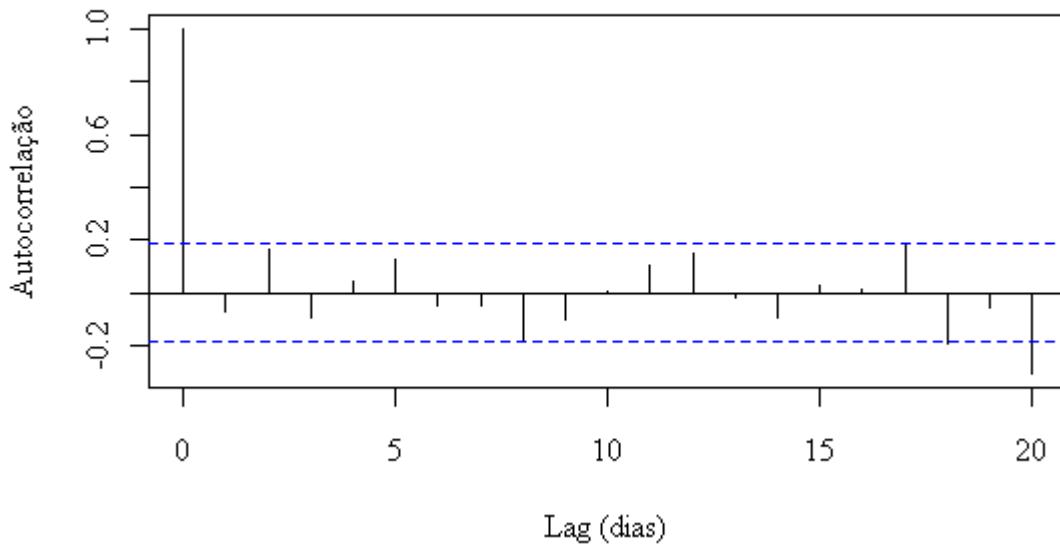


Figura 3.24 - Função de autocorrelação dos resíduos do Modelo 2 com AR(1)

Aparentemente, os resultados do Modelo 2 com AR(1) são bastante semelhantes aos do Modelo 1 com AR(1). Comparemos numericamente através das tabelas de validação para o mesmo período (mês seguinte ao da coleta dos dados):

Data	X ₀	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	Y (sem AR)	Y (real)	Resíduo	Y (com AR)
Coef	3,663	0,937	-2,734	-0,337	-0,472	25,64	25,64	0,675	
5/6/2009	1	1,216	0,862	1,201	1,029	39,836	38,60	1,236	
8/6/2009	1	1,159	0,862	1,217	1,039	38,271	37,42	0,851	39,105
9/6/2009	1	1,164	0,853	1,220	1,034	39,057	38,76	0,297	39,631
10/6/2009	1	1,230	0,858	1,248	1,065	39,623	38,92	0,703	39,824
12/6/2009	1	1,165	0,853	1,257	1,072	38,281	39,29	-1,009	38,756
15/6/2009	1	1,140	0,847	1,221	1,062	38,509	37,53	0,979	37,828
16/6/2009	1	1,129	0,848	1,211	1,082	38,067	38,02	0,047	38,728
17/6/2009	1	1,092	0,867	1,212	1,064	36,059	36,39	-0,331	36,091
18/6/2009	1	1,097	0,869	1,210	1,081	35,831	36,53	-0,699	35,608
19/6/2009	1	1,116	0,856	1,218	1,083	37,061	36,79	0,271	36,589
22/6/2009	1	1,101	0,872	1,198	1,087	35,733	35,15	0,583	35,915
23/6/2009	1	1,094	0,885	1,202	1,089	34,580	34,71	-0,130	34,974
24/6/2009	1	1,100	0,871	1,220	1,077	35,764	35,32	0,444	35,676
25/6/2009	1	1,077	0,862	1,229	1,086	35,605	33,78	1,825	35,904
26/6/2009	1	1,071	0,861	1,226	1,081	35,606	35,17	0,436	36,838
29/6/2009	1	1,088	0,865	1,246	1,098	35,362	34,80	0,562	35,656
30/6/2009	1	1,108	0,864	1,229	1,110	35,911	34,91	1,001	36,290

Tabela 3.7 - Cálculo de VALE3 pelo Modelo 2 com AR(1)

Data	VALE3	VALE3	Variação	Variação	Erro	Erro
	Real	Modelo	Real (%)	Modelo (%)	Absoluto	% DP
9/6/2009	38,76	39,63	3,6%	1,3%	2,2%	78,5%
10/6/2009	38,92	39,82	0,4%	0,5%	0,1%	2,5%
12/6/2009	39,29	38,76	1,0%	-2,7%	3,6%	127,5%
15/6/2009	37,53	37,83	-4,5%	-2,4%	2,1%	73,2%
16/6/2009	38,02	38,73	1,3%	2,4%	1,1%	37,7%
17/6/2009	36,39	36,09	-4,3%	-6,8%	2,5%	88,5%
18/6/2009	36,53	35,61	0,4%	-1,3%	1,7%	60,5%
19/6/2009	36,79	36,59	0,7%	2,8%	2,0%	71,7%
22/6/2009	35,15	35,92	-4,5%	-1,8%	2,6%	91,8%
23/6/2009	34,71	34,97	-1,3%	-2,6%	1,4%	48,1%
24/6/2009	35,32	35,68	1,8%	2,0%	0,3%	8,8%
25/6/2009	33,78	35,90	-4,4%	0,6%	5,0%	175,4%
26/6/2009	35,17	36,84	4,1%	2,6%	1,5%	53,2%
29/6/2009	34,80	35,66	-1,1%	-3,2%	2,2%	75,6%
30/6/2009	34,91	36,29	0,3%	1,8%	1,5%	51,3%
Desv. Pad.			2,8%	2,8%	% DP média	69,6%

Tabela 3.8 - Estudo dos erros do Modelo 2 com AR(1) no período de validação

O erro médio das variações diárias subiu de 49,8% do desvio padrão das flutuações, no Modelo 1 com AR(1), para 69,6% no Modelo 2 com AR(1), mantendo-se na mesma ordem de grandeza. O diagrama de dispersão das variações passa a:

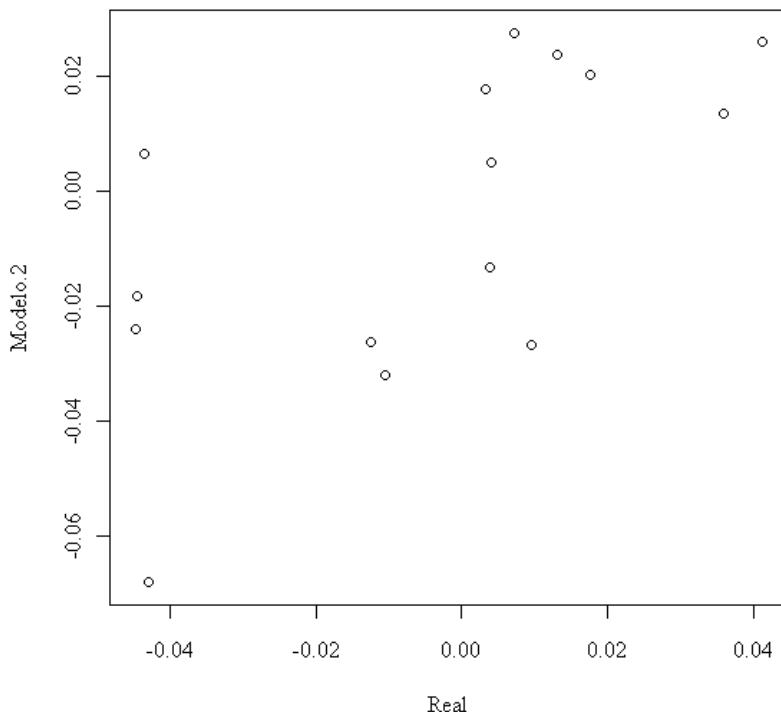


Figura 3.25 - Diagrama de dispersão com as variações reais da VALE3 em junho de 2009 e as previsões correspondentes pelo Modelo 1 com AR(1)

A correlação calculada entre variações estimadas e reais é de aproximadamente 0,639.

Como era de se esperar, já que a diferença entre os dois modelos reside no fato de o Modelo 2 com AR(1) utilizar uma variável a menos, que tem correlação alta com a VALE3, o Modelo 2 com AR(1) é menos eficiente do que o Modelo 1 com AR(1) para descrever o comportamento das VALE3. Entretanto, a diferença entre os dois modelos não é muito grande, e o Modelo 2 com AR(1) é muito mais eficaz em sua aplicação prática. Cabe ressaltar que não convém discutir resultados de testes de F de Snedecor ou similares para comparar o Modelo 1 com o Modelo 2, pelos motivos explicitados; mas uma vez, a única comparação que se pode estabelecer entre ambos nesse sentido é constatar quanto da eficiência do Modelo 1 para descrever o comportamento das ações da Vale durante o período de dezembro a junho é perdida quando passamos ao Modelo 2.

3.6.3. Modelo 3: VALE3 em função das outras variáveis, exceto Ibovespa, com transformação logarítmica.

Trabalharemos a seguir com as séries das variações relativas das cotações, em termos de rendimentos logarítmicos, ou seja, para cada série de dados S com periodicidade dt (que pode ser de 1 dia, 1 hora, 10 minutos ou 1 minuto, por exemplo), tomamos a série S' definida por:

$$S'_t = \ln\left(\frac{S_t}{S_{t-dt}}\right) \quad (20)$$

Essa transformação tem por objetivo eliminar o efeito de tendências e fazer com que a regressão se concentre nas variações diárias das cotações ($dt = 1$ dia), minimizando também os efeitos de choques (grandes variações pontuais).

Poderíamos, igualmente, utilizar rendimentos diários percentuais:

$$S'_t = \frac{S_t - S_{t-dt}}{S_{t-dt}} \quad (21)$$

o que resultaria em séries bastante semelhantes, fato que pode ser demonstrado através do cálculo de limites para S_t tendendo a S_{t-dt} . Optamos pela transformação logarítmica devido à facilidade de composição dos rendimentos diários; de fato, devido às propriedades algébricas da função logarítmica, os rendimentos logarítmicos das datas t_1, t_2, t_3 e t_4 , por exemplo, podem ser simplesmente somados para se obter o rendimento total entre t_0 e t_4 , conforme ilustrado abaixo:

$$\ln\left(\frac{S_1}{S_0}\right) + \ln\left(\frac{S_2}{S_1}\right) + \ln\left(\frac{S_3}{S_2}\right) + \ln\left(\frac{S_4}{S_3}\right) = \ln\left(\frac{S_1}{S_0} * \frac{S_2}{S_1} * \frac{S_3}{S_2} * \frac{S_4}{S_3}\right) = \ln\left(\frac{S_4}{S_0}\right) \quad (22)$$

A seguir, a tabela dos coeficientes de correlação entre VALE3 e as outras variáveis, calculados a partir dos rendimentos diários logarítmicos:

	VALE3
IBOV	0,89
SPX	0,47
RIO.LN	0,78
BLT.LN	0,83
XTA.LN	0,53
AAL.LN	0,79
USD	-0,62
UKX	0,65
GBP	-0,07
EUR	-0,26
LMNIDS03	0,39
LMAHDS03	0,19
LMCADS03	0,42
CLA	0,37
JCMBBR	0,12
BDIY	-0,09

Tabela 3.9 - Coeficientes de correlação entre rendimentos diários de VALE3 e das outras variáveis

A diferença entre as correlações das séries brutas e as das séries de rendimentos logarítmicos reflete uma filtragem da tendência, conforme evidencia Roustant (2007). As correlações agora refletem o grau de propensão de duas variáveis a apresentarem variações no mesmo sentido diariamente, e não mais a similaridade entre suas tendências no médio ou longo prazo.

Há algumas diferenças significativas nos coeficientes de correlação entre as duas modalidades de séries observadas. As variações diárias dos índices de ações S&P 500 (SPX) e FTSE 100 (UKX) apresentam correlações positivas com as flutuações das ações da Vale, o que não acontecia com as séries de cotações. Entre as mineradoras listadas na bolsa de valores de Londres, AngloAmerican e XStrata são melhor correlacionadas à Vale nas flutuações diárias do que nas cotações brutas.

Em compensação, para as outras variáveis, os coeficientes de correlação (tanto os positivos quanto os negativos) tornam-se menores em valores absolutos. Isso ocorre devido ao fato de que nem sempre os reflexos de uma variável na outra são perceptíveis diretamente nas flutuações diárias, mesmo que se tornem evidentes no médio prazo. Assim, as variáveis retidas para o Modelo 3 podem não ser as mesmas dos modelos 1 e 2.

Após as mesmas etapas seguidas nos Modelos 1 e 2 (cf. Saídas 3.1 a 3.3 no Anexo 1), obtém-se a seguinte equação (“Modelo 3”):

$$Y(t) = Y(t-1) * \exp(0,117 * \ln(\frac{X_1(t)}{X_1(t-1)}) + 0,361 * \ln(\frac{X_2(t)}{X_2(t-1)}) + 0,258 * \ln(\frac{X_3(t)}{X_3(t-1)}) - 0,503 * \ln(\frac{X_4(t)}{X_4(t-1)})) \quad (23)$$

As variáveis X_1 , X_2 , X_3 e X_4 representam, respectivamente, as ações da Rio Tinto, BHP Billiton e AngloAmerican e a taxa de câmbio €R\$. Nota-se que as variáveis retidas não coincidem totalmente com as dos modelos 1 e 2, por razão já explicitada.

O gráfico seguinte ilustra as variações (rendimentos logarítmicos) reais da VALE3 (em preto) e as estimadas pelo Modelo 3 para o período estudado (em vermelho).

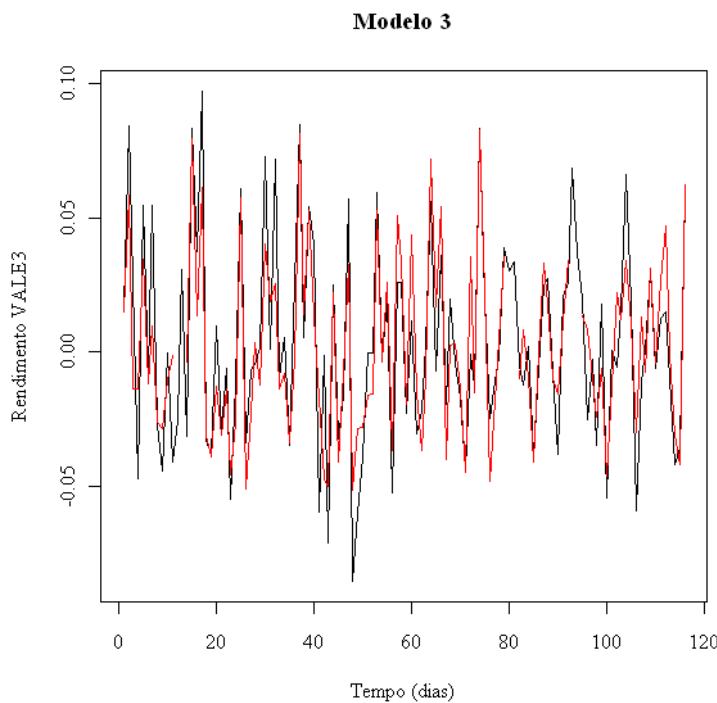


Figura 3.26 - Rendimentos logarítmicos reais da VALE3 e Modelo 3 em função do tempo

Ao contrário dos Modelos 1 e 2, no Modelo 3 a simples observação do gráfico não permite tirar conclusões rápidas sobre a aderência dos dados, mas pode-se perceber que, em geral, as variações estimadas pelo modelo seguem aproximadamente as reais.

Não observaremos graficamente o resultado de uma retransformação dos rendimentos estimados pelo modelo em série de cotações da VALE3 (que resultaria em um gráfico comparável aos observados nos Modelos 1 e 2), por não ser objetivo do Modelo 3 comparar a

evolução das cotações ao longo do tempo – a composição temporal dos rendimentos diários – e sim as variações diárias individualmente.

Na sequência, a distribuição temporal dos resíduos e sua função de autocorrelação:

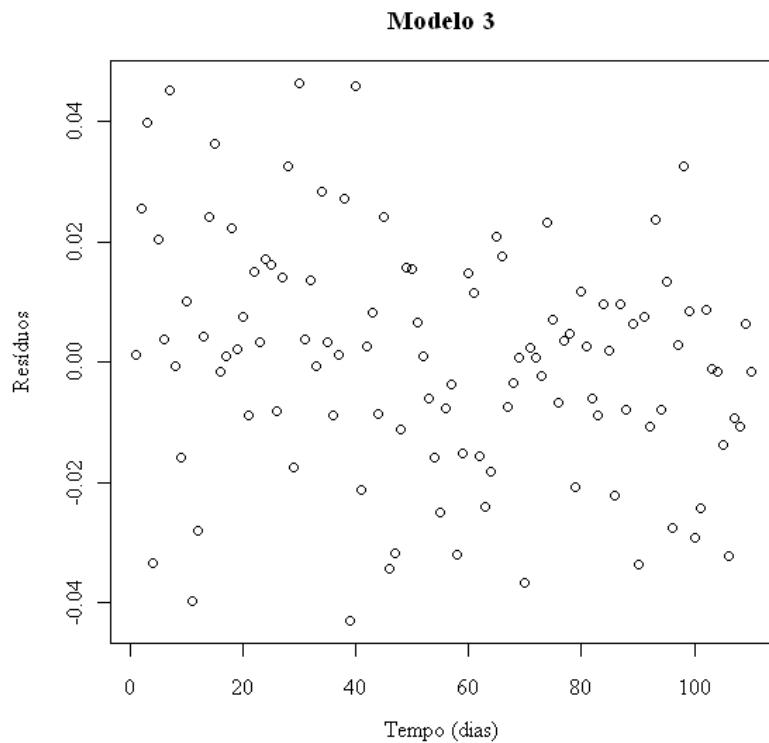


Figura 3.27 - Resíduos do Modelo 3, pela ordem cronológica dos dados

Modelo 3 - ACF

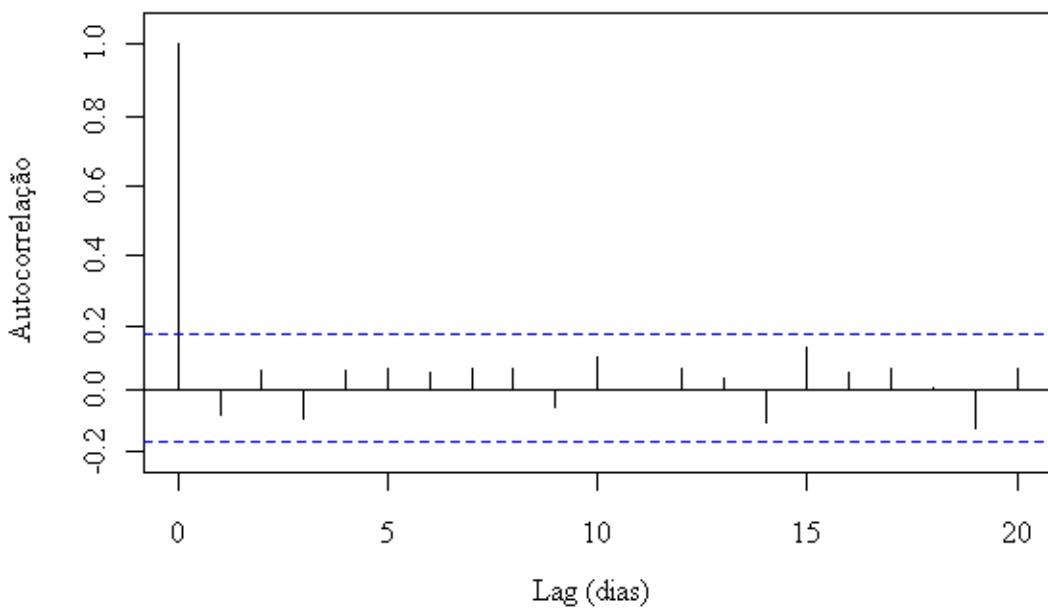


Figura 3.28 - Função de autocorrelação dos resíduos do Modelo 3

Não há qualquer evidência de padrões, tendências ou ciclos nos resíduos em relação ao tempo, nem tampouco de autocorrelação.

Seguem-se as tabelas de validação (teste no mês de junho de 2009), semelhantes às confeccionadas para os Modelos 1 e 2.

Data	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	Y (modelo)	Y (real)
Coef	0,117	0,361	0,258	-0,503		
5/6/2009					38,60	
8/6/2009	-0,033	-0,048	-0,050	-0,001	37,33	37,42
9/6/2009	0,015	0,004	0,024	-0,011	38,39	38,76
10/6/2009	0,079	0,056	0,021	0,007	39,50	38,92
12/6/2009	-0,019	-0,055	-0,048	-0,006	38,04	39,29
15/6/2009	-0,054	-0,022	-0,016	-0,007	38,16	37,53
16/6/2009	-0,037	-0,010	0,000	0,001	37,49	38,02
17/6/2009	-0,259	-0,033	-0,061	0,022	36,81	36,39
18/6/2009	-0,028	0,004	0,001	0,002	36,38	36,53
19/6/2009	-0,013	0,017	0,028	-0,014	36,39	36,79
22/6/2009	-0,014	-0,013	0,050	0,018	35,63	35,15
23/6/2009	0,008	-0,007	-0,008	0,015	34,76	34,71
24/6/2009	0,028	0,006	0,034	-0,017	35,49	35,32
25/6/2009	-0,027	-0,022	-0,015	-0,010	32,97	33,78
26/6/2009	-0,010	-0,005	0,018	-0,001	33,84	35,17
29/6/2009	0,022	0,016	-0,010	0,004	35,29	34,80
30/6/2009	0,042	0,018	0,023	-0,001	35,42	34,91

Tabela 3.10 - Cálculo de VALE3 pelo Modelo 3

Data	VALE3	VALE3	Variação	Variação	Erro	Erro
	Real	Modelo	Real (%)	Modelo (%)	Absoluto	% DP
9/6/2009	38,76	38,39	3,6%	2,6%	1,0%	35,1%
10/6/2009	38,92	39,50	0,4%	1,9%	1,5%	52,6%
12/6/2009	39,29	38,04	1,0%	-2,2%	3,2%	112,3%
15/6/2009	37,53	38,16	-4,5%	-2,9%	1,6%	56,1%
16/6/2009	38,02	37,49	1,3%	-0,1%	1,4%	49,1%
17/6/2009	36,39	36,81	-4,3%	-3,2%	1,1%	38,6%
18/6/2009	36,53	36,38	0,4%	0,0%	0,4%	14,0%
19/6/2009	36,79	36,39	0,7%	-0,4%	1,1%	38,6%
22/6/2009	35,15	35,63	-4,5%	-3,2%	1,3%	45,6%
23/6/2009	34,71	34,76	-1,3%	-1,1%	0,2%	5,4%
24/6/2009	35,32	35,49	1,8%	2,3%	0,5%	17,4%
25/6/2009	33,78	32,97	-4,4%	-6,7%	2,3%	80,7%
26/6/2009	35,17	33,84	4,1%	0,2%	3,9%	138,0%
29/6/2009	34,80	35,29	-1,1%	0,3%	1,4%	48,6%
30/6/2009	34,91	35,42	0,3%	1,8%	1,5%	51,2%
Desv. Pad.			2,8%	2,5%	% DP média	52,2%

Tabela 3.11 - Estudo dos erros do Modelo 3 no período de validação

Os valores estimados para VALE3 são meramente ilustrativos, refletindo na verdade as estimativas para os rendimentos logarítmicos diários, aplicadas aos valores reais das cotações do dia anterior, tal como se pretende que o Modelo 3 seja utilizado na prática.

O erro médio das variações diárias é menor do que o do Modelo 2 com AR(1) (52,2% do desvio padrão das flutuações reais, contra 69,6% do Modelo 2), mostrando um ganho de precisão na passagem da modelagem das séries de cotações para a modelagem da série de rendimentos. O diagrama de dispersão no período de validação é:

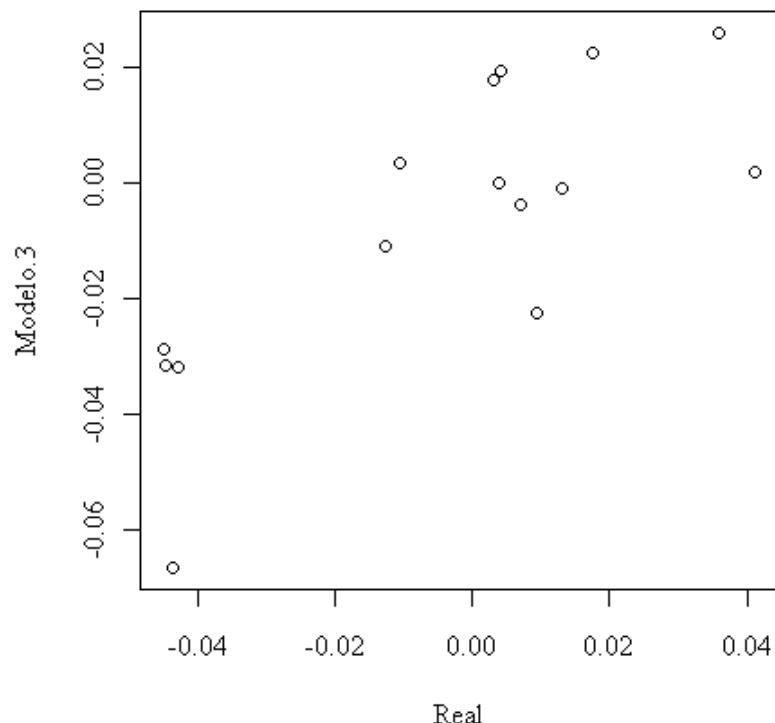


Figura 3.29 - Diagrama de dispersão com as variações reais da VALE3 em junho de 2009 e as previsões correspondentes pelo Modelo 3

A correlação calculada entre variações estimadas e reais é de aproximadamente 0,779, maior do que a do Modelo 2 com AR(1) e próxima à do Modelo 1 com AR(1), que utiliza o Ibovespa entre as variáveis preditoras. Temos aí uma indicação de que, ao menos para o curíssimo prazo (dias), o modelo construído a partir dos rendimentos logarítmicos é mais eficaz do que o calculado diretamente pelas séries de cotações.

3.6.4. Discussão dos modelos

A tabela abaixo mostra, lado a lado, os resultados dos três modelos comparados às flutuações efetivas da cotação das VALE3 durante o mês de junho, subsequente ao período utilizado na determinação das equações de regressão:

Data	VALE3	Variação	Variação	Variação	Erro	Erro	Erro	
	Real	Real (%)	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
9/6/2009	38,76	3,6%	2,0%	1,3%	2,6%	-1,6%	-2,2%	-1,0%
10/6/2009	38,92	0,4%	0,7%	0,5%	1,9%	0,3%	0,1%	1,5%
12/6/2009	39,29	1,0%	-2,4%	-2,7%	-2,2%	-3,4%	-3,6%	-3,2%
15/6/2009	37,53	-4,5%	-2,2%	-2,4%	-2,9%	2,3%	2,1%	1,6%
16/6/2009	38,02	1,3%	1,6%	2,4%	-0,1%	0,3%	1,1%	-1,4%
17/6/2009	36,39	-4,3%	-6,0%	-6,8%	-3,2%	-1,7%	-2,5%	1,1%
18/6/2009	36,53	0,4%	-0,8%	-1,3%	0,0%	-1,2%	-1,7%	-0,4%
19/6/2009	36,79	0,7%	2,0%	2,8%	-0,4%	1,3%	2,0%	-1,1%
22/6/2009	35,15	-4,5%	-2,1%	-1,8%	-3,2%	2,4%	2,6%	1,3%
23/6/2009	34,71	-1,3%	-2,0%	-2,6%	-1,1%	-0,8%	-1,4%	0,2%
24/6/2009	35,32	1,8%	2,0%	2,0%	2,3%	0,3%	0,3%	0,5%
25/6/2009	33,78	-4,4%	-0,6%	0,6%	-6,7%	3,8%	5,0%	-2,3%
26/6/2009	35,17	4,1%	4,3%	2,6%	0,2%	0,2%	-1,5%	-3,9%
29/6/2009	34,80	-1,1%	-1,9%	-3,2%	0,3%	-0,8%	-2,2%	1,4%
30/6/2009	34,91	0,3%	1,2%	1,8%	1,8%	0,9%	1,5%	1,5%
Média (abs.)						1,4%	2,0%	1,5%
% Desv. Pad.						49,8%	69,6%	52,2%

Tabela 3.12 - Resultados dos modelos 1, 2 e 3 no mês de junho de 2009

A linha intitulada “Média (abs.)” refere-se à média dos erros absolutos, calculada com o intuito de compará-los ao desvio padrão das flutuações reais da cotação das VALE3 (ou seja, à volatilidade da ação). A linha “% Desv. Pad.” mostra essa comparação, dividindo a linha anterior pelo desvio padrão calculado, que é de 2,8%.

Observa-se que o Modelo 3, quando aplicado ao mês de junho, foi nitidamente mais preciso do que o Modelo 2, indicando que seu emprego é preferível ao do Modelo 2 para a aplicação principal imaginada para este trabalho: a de estimar diariamente qual será a variação da VALE3 na abertura da Bovespa. No entanto, para a utilização durante o pregão, para verificar se as flutuações das ações da Vale estão demasiadamente “descoladas” das outras variáveis, o Modelo 1 e o Modelo 3 têm eficácia semelhante.

Podemos ainda trabalhar com a possibilidade de uma composição entre os modelos 1 e 3 (ou 2 e 3), levando-se em conta a tabela seguinte, que mostra as correlações calculadas pelo

software R entre os erros dos modelos 1, 2 e 3 no mês de junho (três últimas colunas da Tabela 3.12):

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
Modelo 1	1	0,9612	0,1620
Modelo 2	0,9612	1	0,1354
Modelo 3	0,1620	0,1354	1

Tabela 3.13 - Correlações entre os erros dos modelos 1, 2 e 3

A baixa correlação dos erros do Modelo 3 com os dos outros dois modelos mostra que nem sempre as suas imprecisões provêm da mesma natureza, pois, apesar de seus erros médios terem magnitudes semelhantes (conforme já calculado em termos do desvio padrão das flutuações), há dias em que seus erros apresentam sinais opostos, ou seja, um deles subestima a valorização das ações da Vale naquele dia e o outro a superestima. Decorre daí a ideia de testar dois modelos suplementares, denotados 1+3 e 2+3, definidos como as médias entre 1 e 3 e entre 2 e 3. Os erros desses novos modelos – equivalentes, por definição, às médias dos erros dos modelos que os originaram – estão na tabela a seguir, com os dos modelos 1, 2 e 3 repetidos por conveniência:

Data	Erro	Erro	Erro	Erro	Erro
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	1+3	2+3
9/6/2009	-1,6%	-2,2%	-1,0%	-1,3%	-1,6%
10/6/2009	0,3%	0,1%	1,5%	0,9%	0,4%
12/6/2009	-3,4%	-3,6%	-3,2%	-3,3%	-0,4%
15/6/2009	2,3%	2,1%	1,6%	1,9%	1,9%
16/6/2009	0,3%	1,1%	-1,4%	-0,6%	-1,5%
17/6/2009	-1,7%	-2,5%	1,1%	-0,3%	3,6%
18/6/2009	-1,2%	-1,7%	-0,4%	-0,8%	0,2%
19/6/2009	1,3%	2,0%	-1,1%	0,1%	-1,6%
22/6/2009	2,4%	2,6%	1,3%	1,9%	1,7%
23/6/2009	-0,8%	-1,4%	0,2%	-0,3%	1,1%
24/6/2009	0,3%	0,3%	0,5%	0,4%	-0,8%
25/6/2009	3,8%	5,0%	-2,3%	0,8%	-0,9%
26/6/2009	0,2%	-1,5%	-3,9%	-1,9%	-4,1%
29/6/2009	-0,8%	-2,2%	1,4%	0,3%	1,6%
30/6/2009	0,9%	1,5%	1,5%	1,2%	0,1%
Média (abs.)	1,4%	2,0%	1,5%	1,1%	1,4%
Desv. Pad.	49,8%	69,6%	52,2%	36,9%	50,0%

Tabela 3.14 - Erros dos novos modelos 1+3 e 2+3 no mês de junho

A Tabela 3.14 deixa claro o interesse em reter, no lugar do Modelo 1, o modelo composto 1+3 para aplicação durante o pregão da Bovespa. Ao menos no mês de junho, a composição aumentou consideravelmente a precisão em relação tanto ao Modelo 1 puro

quanto ao Modelo 3 puro. Já o modelo composto 2+3 não se mostra tão útil, pois seu erro médio é bastante próximo daquele do Modelo 3 puro, não justificando a complexidade adicional introduzida pelo emprego de novas variáveis preditivas.

Para efeito ilustrativo, a tabela e o gráfico abaixo apresentam os valores projetados pelo Modelo 3 e pelo modelo composto 1+3 para a cotação de VALE3, juntamente com as cotações reais dessa ação.

	VALE3 Real	VALE3 1+3	VALE3 3
9/6/2009	38,76	38,91	38,39
10/6/2009	38,92	39,27	39,50
12/6/2009	39,29	38,01	38,05
15/6/2009	37,53	38,29	38,16
16/6/2009	38,02	37,81	37,50
17/6/2009	36,39	36,27	36,81
18/6/2009	36,53	36,24	36,39
19/6/2009	36,79	36,83	36,39
22/6/2009	35,15	35,83	35,63
23/6/2009	34,71	34,60	34,76
24/6/2009	35,32	35,46	35,50
25/6/2009	33,78	34,05	32,97
26/6/2009	35,17	34,54	33,84
29/6/2009	34,80	34,90	35,29
30/6/2009	34,91	35,32	35,42

Tabela 3.15 - Cotações de VALE3 (real e modelos 1+3 e 3)

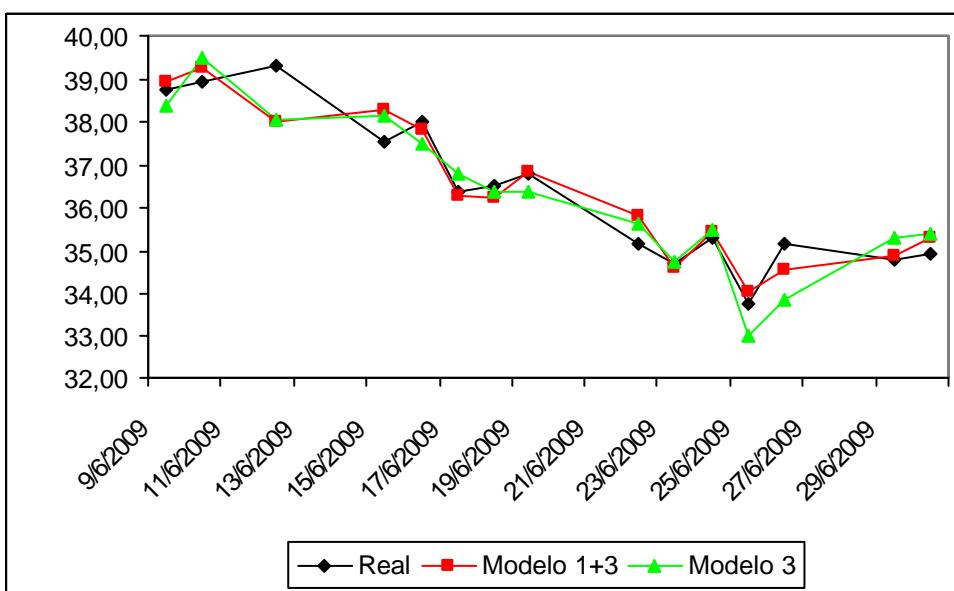


Figura 3.30 - Evolução das cotações de VALE3 (real e modelos 1+3 e 3)

CONCLUSÃO

4. Conclusão

Considera-se que o objetivo de obter modelos que fornecessem referências para as valorizações das ações da Vale em relação a outras variáveis foi atingido adequadamente, através de uma metodologia apropriada que permitiu aplicar a um caso prático os conceitos teóricos envolvidos na modelagem por regressão linear múltipla e análise de séries temporais, proporcionados em grande parte pela formação acadêmica do curso de Engenharia de Produção. Os resultados apresentados permitem avaliar que os modelos são eficientes e refletem na medida do possível a realidade dos mercados.

A partir dos modelos desenvolvidos, um investidor ou *trader* pode obter, na abertura da bolsa de valores ou ao longo do pregão, uma estimativa da valorização adequada das ações em questão, dado o comportamento de outras variáveis dos mercados financeiros, e compará-la com a respectiva cotação instantânea. Caso haja uma divergência significativa, tem-se uma oportunidade de compra, caso a projeção do modelo aponte uma valorização superior à do mercado, ou de venda, no caso oposto.

Logicamente, cabe ressaltar que não se pretende que o resultado do presente estudo seja aplicado “às cegas”, sem uma análise dos acontecimentos que podem estar, eventualmente, influenciando as cotações e que não sejam contemplados pelos modelos. É o caso, por exemplo, de notícias específicas sobre a Vale S.A., que tenham um grande impacto sobre o valor da empresa, mas reflexos reduzidos em outras variáveis do mercado. Apenas na ausência de eventos específicos é que se deve considerar a utilidade dos modelos para detectar oportunidades de operações. Em outras palavras, o produto deste trabalho não deve ser usado para desenvolver algoritmos quantitativos de negociação, mas sim para fornecer uma ferramenta adicional para decisões rápidas que envolvam uma análise não apenas técnica, mas também fundamentalista.

A análise das variáveis estudadas e de suas relações com a cotação das ações da Vale também proporcionou outras constatações, algumas já esperadas e outras relativamente surpreendentes. A premissa fundamental que motivou toda a metodologia empregada foi a existência dessas relações, com intensidade suficiente para que pudéssemos obter modelos que permitissem estimar com precisão razoável o comportamento de uma variável, dadas as outras; pudemos comprovar que essa ideia é, de fato, pertinente. Viu-se também que algumas

das variáveis que se esperava que explicassem melhor as flutuações das cotações da Vale têm, de fato, grande influência sobre elas – o que não significa uma relação de causa e efeito, no sentido de que as valorizações da Vale sejam causadas diretamente por essas variáveis, mas sim que elas são boas referências para se avaliar o que está acontecendo com as VALE3 em um dado momento.

Por outro lado, variáveis como o Risco Brasil e o Baltic Dry Index, as quais consideramos que representem fatores importantes na determinação do valor de mercado da Vale S.A. (o risco de se investir no país e a demanda pelos principais produtos da empresa, respectivamente), mostraram-se pouco eficazes para explicar suas flutuações, ao menos da maneira como o fazem os modelos desenvolvidos.

Por fim, ressaltamos o fato de que as informações disponíveis para uma tomada de decisão frequentemente são incompletas e envolvem cenários de elevada complexidade, o que nos leva a trabalhar sistematicamente com imprecisões e incertezas, buscando otimizar o dinamismo e a eficácia das decisões em ambientes nos quais há riscos inerentes de que os acontecimentos não tomem os rumos esperados. Isso se aplica certamente aos mercados financeiros e em particular ao mercado acionário, mas também a inúmeros outros domínios da atividade profissional, notadamente aqueles em que são mais exigidas as competências de um engenheiro de produção.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BRUNI, A. L. ; FAMÁ, R. **Eficiência, Previsibilidade dos Preços e Anomalias em Mercados de Capitais : Teoria e Evidências.** Caderno de Pesquisas Em Administração, São Paulo, v. 1, n. 7, p. 71-84, 1998.
- HOPKINS, W.G. **A Scale of Magnitudes for Effect Statistics.** In: *A New View of Statistics.* Auckland, 2000.
- COSTA NETO, P.L.O.; CYMBALISTA, M. **Estatística.** São Paulo: Edgard Blücher, 2005.
- NAKAMURA, W. T.; MENDONÇA, P. C. P. **A Hipótese de Eficiência de Mercado: evidências da forma fraca na Bolsa de Valores de São Paulo.** VI SEMEAD – Seminários em Administração FEA-USP, São Paulo, 2003.
- LIMA, E. J. A. ; TABAK, B. M. ; Chang, E. J. **Testing Weak Form Efficiency for Emerging Equity Markets.** VI SEMEAD – Seminários em Administração FEA-USP, São Paulo, 2003.
- LOPES, A. B. **Testing the Relation Between Earnings and Returns Using the Granger-causality Test: an Exploratory Study in Brazil.** Anais do III encontro da Sociedade Brasileira de Finanças, 2003. São Paulo : SBF, 2003.
- TABAK, B. M ; GUERRA, S. M. **The dynamics of the price-volume relationship: linear and nonlinear Granger causality in the Brazilian stock market.** Anais do III encontro da Sociedade Brasileira de Finanças, 2003. São Paulo : SBF, 2003.
- ROUSTANT, O. **Introduction aux séries chronologiques.** Saint-Étienne: École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Étienne, 2004. 51 p.
- CARRARO, L. **Introduction à la Régression.** Saint-Etienne: École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne, 2005. 52 p.

LIMA, M.E. Dupla Negociação e Arbitragem entre ações e ADRs de empresas brasileiras.

2005. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) - Universidade de Brasília. Orientador: Otávio Ribeiro de Medeiros.

MORETTIN, P. A. Análise de séries temporais. São Paulo: Edgard Blücher, 2006.

CASTRO NETO, S.M. Proposição de um modelo de regressão para a previsão do índice Ibovespa.

2006. Trabalho de Conclusão de Curso. (Graduação em Engenharia de Produção) - Universidade de São Paulo. Orientador: Prof. Dr. Luis Fernando Pinto de Abreu.

COSTA, T. A.; FAMÁ, R. A turbulência das finanças modernas: será o fim do comportamento aleatório e o surgimento do comportamento determinístico do caos? X SEMEAD – Seminários em Administração FEA-USP, São Paulo, 2007.

LOBÃO, J.F.F.S.M. Contágio entre mercados de ações de países desenvolvidos : um estudo de processos de transmissão de choques de rendibilidade num contexto de episódios de crises financeiras. 2007. Tese de Doutoramento em Ciências Empresariais - Universidade do Minho. Orientador: Manuel José da Rocha Armada.

R Development Core Team. **R: A language and environment for statistical computing.** R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2008.

HONÓRIO, J. S. Estudo de um modelo de análise de ações. 2008. Trabalho de Conclusão de Curso. (Graduação em Engenharia de Produção) - Universidade de São Paulo. Orientadora: Profa. Dra. Linda Lee Ho.

GOULART, A. M. C.; LIMA, G. A. S. F.; GREGÓRIO, J. Mercado de Renda Variável. In: Curso de Mercado Financeiro – Tópicos Especiais. São Paulo: Atlas, 2009.

ANEXOS

ANEXO I – DADOS UTILIZADOS NA CONFECÇÃO DOS MODELOS

	VALE3	VALE5	IBOV	SPX	RIO LN	BLT LN
8/12/2008 12:50	25,64	23,10	37.563,17	904,34	1.187,00	1.111,00
9/12/2008 12:50	26,06	23,38	38.122,04	901,73	1.224,00	1.135,00
10/12/2008 12:50	28,35	24,96	39.055,99	893,85	1.465,00	1.230,00
11/12/2008 12:50	29,10	25,32	39.142,56	894,03	1.573,00	1.210,00
12/12/2008 12:50	27,76	24,55	38.155,28	860,13	1.519,00	1.191,00
15/12/2008 12:50	29,32	25,54	39.538,35	879,96	1.564,00	1.256,00
16/12/2008 12:50	29,08	25,39	39.587,37	880,35	1.507,00	1.217,00
17/12/2008 12:50	30,72	26,53	40.306,93	905,95	1.545,00	1.269,00
18/12/2008 12:50	29,90	26,10	39.799,45	903,30	1.517,00	1.237,00
19/12/2008 12:50	28,60	25,10	39.324,01	893,39	1.444,00	1.221,00
22/12/2008 12:50	28,59	24,95	38.942,26	882,45	1.382,00	1.243,00
23/12/2008 12:50	27,44	24,25	37.905,91	875,73	1.417,00	1.217,00
26/12/2008 12:50	26,76	23,80	37.086,63	871,66	1.433,00	1.243,00
29/12/2008 12:50	27,60	24,34	37.288,11	872,30	1.439,00	1.251,00
30/12/2008 12:50	26,74	23,79	37.160,94	875,41	1.437,00	1.264,00
2/1/2009 12:50	29,07	25,18	38.665,46	903,09	1.639,00	1.377,00
5/1/2009 12:50	30,18	26,22	39.915,91	920,49	1.700,00	1.367,00
6/1/2009 12:50	33,27	29,39	42.110,35	942,12	1.924,00	1.462,00
7/1/2009 12:50	32,20	28,20	41.403,11	920,78	1.851,00	1.356,00
8/1/2009 12:50	31,00	27,40	40.726,38	898,53	1.715,00	1.266,00
9/1/2009 12:50	31,30	27,90	41.226,32	895,01	1.648,00	1.281,00
12/1/2009 12:50	30,42	27,15	40.264,07	881,83	1.602,00	1.243,00
13/1/2009 12:50	30,23	26,75	39.917,73	873,09	1.541,00	1.251,00
14/1/2009 12:50	28,62	25,70	38.282,71	850,02	1.409,00	1.174,00
15/1/2009 12:50	28,29	25,40	37.652,22	830,66	1.361,00	1.129,00
16/1/2009 12:50	30,07	26,75	39.641,91	856,77	1.512,00	1.196,00
20/1/2009 12:50	29,07	26,03	38.542,38	831,97	1.482,00	1.164,00
21/1/2009 12:50	28,88	25,72	37.860,07	817,87	1.478,00	1.142,00
22/1/2009 12:50	28,75	25,57	37.801,43	820,42	1.537,00	1.163,00
23/1/2009 12:50	28,80	25,38	36.942,36	811,11	1.507,00	1.154,00
26/1/2009 12:50	30,98	26,85	38.446,53	841,47	1.614,00	1.219,00
27/1/2009 12:50	31,02	27,00	38.632,99	844,78	1.625,00	1.237,00
28/1/2009 12:50	33,33	29,05	39.810,05	862,57	1.563,00	1.291,00
29/1/2009 12:50	33,00	28,55	39.651,45	860,02	1.550,00	1.266,00
30/1/2009 12:50	33,18	28,69	40.093,23	848,41	1.567,00	1.218,00
2/2/2009 12:50	32,05	27,57	38.652,51	814,83	1.589,00	1.153,00
3/2/2009 12:50	32,90	28,19	38.932,15	823,33	1.572,00	1.134,00
4/2/2009 12:50	35,81	30,34	40.693,09	842,11	1.788,00	1.247,00
5/2/2009 12:50	36,00	30,53	40.128,31	824,25	1.802,00	1.252,00
6/2/2009 12:50	38,00	32,07	41.936,73	858,91	1.972,00	1.349,00
9/2/2009 12:50	39,57	32,87	43.115,01	868,13	1.937,00	1.385,00
10/2/2009 12:50	37,27	31,45	42.772,12	868,05	1.980,00	1.356,00
11/2/2009 12:50	37,22	31,35	41.911,41	836,47	1.978,00	1.300,00
12/2/2009 12:50	34,66	29,54	40.190,27	816,75	1.840,00	1.207,00
13/2/2009 12:50	35,54	30,15	41.125,98	829,77	1.922,00	1.258,00
17/2/2009 11:50	34,40	29,38	40.133,30	790,52	1.856,00	1.162,00
18/2/2009 11:50	33,85	28,98	39.777,67	790,33	1.854,00	1.137,00
19/2/2009 11:50	35,83	30,26	40.150,67	794,56	1.982,00	1.173,00
20/2/2009 11:50	32,89	28,16	38.764,44	768,02	1.848,00	1.165,00

		VALE3	VALE5	IBOV	SPX	RIO LN	BLT LN
26/2/2009	11:50	30,97	26,90	38.697,20	770,95	1.839,00	1.132,00
27/2/2009	11:50	29,78	25,96	37.489,13	737,32	1.781,00	1.093,00
2/3/2009	11:50	29,77	26,10	37.432,62	724,82	1.743,00	1.069,00
3/3/2009	11:50	29,76	25,79	36.620,81	707,21	1.640,00	1.050,00
4/3/2009	11:50	31,59	27,35	37.735,56	706,47	1.759,00	1.127,00
5/3/2009	11:50	31,50	27,25	37.572,97	700,53	1.778,00	1.128,00
6/3/2009	11:50	32,13	27,85	38.245,96	695,66	1.822,00	1.168,00
9/3/2009	11:30	30,25	26,36	37.169,69	686,68	1.770,00	1.139,00
10/3/2009	11:30	31,96	27,28	38.514,45	714,05	1.962,00	1.252,00
11/3/2009	11:30	31,91	27,36	38.650,70	721,88	2.017,00	1.285,00
12/3/2009	11:30	31,09	26,76	38.623,31	733,53	1.924,00	1.254,00
13/3/2009	11:30	30,70	26,50	38.657,03	744,62	1.953,00	1.268,00
16/3/2009	11:30	31,32	26,97	39.437,33	768,93	2.019,00	1.324,00
17/3/2009	11:30	30,74	26,59	38.811,68	762,32	2.037,00	1.275,00
18/3/2009	11:30	30,34	26,40	39.185,96	775,64	2.073,00	1.290,00
19/3/2009	11:30	31,89	27,36	40.561,03	786,71	2.279,00	1.391,00
20/3/2009	11:30	31,81	27,49	40.966,74	782,50	2.433,00	1.428,00
23/3/2009	11:30	33,50	28,42	42.049,69	803,13	2.588,00	1.501,00
24/3/2009	11:30	32,54	27,88	41.867,69	815,96	2.445,00	1.424,00
25/3/2009	11:30	32,96	28,17	42.458,31	819,06	2.364,00	1.330,00
26/3/2009	11:30	33,08	28,32	42.393,87	825,90	2.497,00	1.401,00
27/3/2009	11:30	32,24	27,71	41.912,89	820,64	2.406,00	1.318,00
30/3/2009	11:30	30,62	26,69	40.665,64	787,78	2.202,00	1.176,00
31/3/2009	11:30	30,54	26,65	40.720,80	794,39	2.349,00	1.268,00
1/4/2009	10:50	30,39	26,28	40.314,14	788,28	2.321,00	1.346,00
2/4/2009	10:50	33,04	28,33	43.533,84	829,51	2.494,00	1.480,00
3/4/2009	10:50	33,70	28,90	43.965,99	831,56	2.540,00	1.477,00
6/4/2009	10:50	32,87	28,47	43.602,04	829,52	2.226,00	1.398,00
7/4/2009	10:50	32,51	28,25	43.679,77	817,71	2.166,00	1.358,00
8/4/2009	10:50	32,43	28,40	44.115,73	823,07	2.231,00	1.363,00
9/4/2009	10:50	33,72	29,10	45.409,94	846,99	2.385,00	1.409,00
13/4/2009	10:50	34,75	29,78	45.332,57	847,00	2.448,00	1.423,00
14/4/2009	10:50	35,94	30,71	46.068,07	848,08	2.492,00	1.428,00
15/4/2009	10:50	35,76	30,50	45.317,65	839,67	2.395,00	1.384,00
16/4/2009	10:50	35,32	30,05	45.437,61	850,87	2.505,00	1.407,00
17/4/2009	10:50	35,40	30,06	45.891,15	864,31	2.400,00	1.402,00
20/4/2009	10:50	34,06	29,16	44.576,51	849,81	2.273,00	1.345,00
22/4/2009	10:50	33,87	29,01	44.581,26	840,87	2.400,00	1.354,00
23/4/2009	10:50	34,71	29,80	45.335,67	847,04	2.624,00	1.398,00
24/4/2009	10:50	35,68	30,37	46.226,54	858,36	2.674,00	1.429,00
27/4/2009	10:50	35,39	30,11	46.484,50	859,51	2.640,00	1.383,00
28/4/2009	10:50	34,07	29,20	45.071,85	851,93	2.563,00	1.364,00
29/4/2009	10:50	34,79	29,88	46.545,34	866,54	2.621,00	1.370,00
30/4/2009	10:50	35,71	30,43	47.735,14	882,64	2.751,00	1.427,00
4/5/2009	10:50	38,25	31,88	48.918,88	888,10	2.873,00	1.461,00
5/5/2009	10:50	39,70	32,99	50.402,79	903,23	2.992,00	1.489,00
6/5/2009	10:50	40,50	33,33	51.334,99	911,42	2.992,00	1.528,00
7/5/2009	10:50	39,50	32,70	50.979,77	922,68	3.111,00	1.550,00
8/5/2009	10:50	39,40	32,70	51.253,57	924,73	3.024,00	1.539,00
11/5/2009	10:50	38,05	31,95	50.081,11	909,86	2.947,00	1.491,00

	VALE3	VALE5	IBOV	SPX	RIO LN	BLT LN
12/5/2009 10:50	38,73	32,57	50.573,98	905,80	2.880,00	1.479,00
13/5/2009 10:50	36,68	31,19	48.961,86	892,81	2.516,00	1.403,00
14/5/2009 10:50	36,70	31,25	48.690,36	884,04	2.507,00	1.384,00
15/5/2009 10:50	36,50	31,19	49.164,33	891,77	2.673,00	1.407,00
18/5/2009 10:50	37,06	31,65	49.939,24	895,49	2.620,00	1.433,00
19/5/2009 10:50	39,60	33,50	51.624,75	907,84	2.767,00	1.470,00
20/5/2009 10:50	40,34	34,00	52.145,69	920,37	2.846,00	1.490,00
21/5/2009 10:50	38,02	32,42	50.498,13	894,31	2.673,00	1.397,00
22/5/2009 10:50	37,60	32,15	50.072,24	885,34	2.739,00	1.418,00
26/5/2009 10:50	37,64	32,29	50.481,40	887,33	2.696,00	1.403,00
27/5/2009 10:50	38,80	33,17	52.301,36	910,41	2.771,00	1.447,00
28/5/2009 10:50	38,57	32,80	52.681,78	901,01	2.743,00	1.431,00
29/5/2009 10:50	39,06	33,11	52.945,69	905,05	2.836,00	1.493,00

	XTA LN	AAL LN	BRL	UKX	GBP	EUR
8/12/2008 12:50	619,00	1425	2,45995	4.258,79	1,48465	1,29060
9/12/2008 12:50	632,00	1448	2,49800	4.359,63	1,47198	1,28468
10/12/2008 12:50	685,50	1519	2,47125	4.357,32	1,48101	1,29910
11/12/2008 12:50	728,50	1507	2,37150	4.388,46	1,49400	1,32710
12/12/2008 12:50	716,00	1492	2,37160	4.261,29	1,50070	1,33944
15/12/2008 12:50	737,50	1531	2,36915	4.293,28	1,52665	1,35880
16/12/2008 12:50	686,00	1556	2,38835	4.302,42	1,53510	1,37590
17/12/2008 12:50	711,00	1632	2,35500	4.315,75	1,53946	1,43020
18/12/2008 12:50	711,50	1583	2,35927	4.296,44	1,53108	1,44030
19/12/2008 12:50	664,00	1456	2,38137	4.262,70	1,49808	1,39194
22/12/2008 12:50	605,50	1450	2,38480	4.276,78	1,48043	1,39865
23/12/2008 12:50	609,50	1473	2,37535	4.289,28	1,48013	1,39751
26/12/2008 12:50	626,00	1491	2,37370	4.302,00	1,47015	1,40481
29/12/2008 12:50	631,50	1506	2,40575	4.306,43	1,46173	1,42830
30/12/2008 12:50	637,00	1521	2,32495	4.379,58	1,44840	1,41422
2/1/2009 12:50	714,50	1661	2,32950	4.497,99	1,45192	1,39146
5/1/2009 12:50	773,50	1692	2,29288	4.553,02	1,45253	1,36325
6/1/2009 12:50	904,00	1825	2,20455	4.670,55	1,46105	1,34223
7/1/2009 12:50	895,50	1703	2,23045	4.527,84	1,51067	1,36585
8/1/2009 12:50	854,00	1619	2,26902	4.437,33	1,52509	1,37469
9/1/2009 12:50	822,00	1507	2,29655	4.464,26	1,51501	1,35197
12/1/2009 12:50	808,50	1461	2,30325	4.428,45	1,48700	1,34005
13/1/2009 12:50	782,50	1436	2,31005	4.385,99	1,45819	1,32264
14/1/2009 12:50	697,00	1325	2,34625	4.208,34	1,45924	1,31190
15/1/2009 12:50	685,00	1276	2,37952	4.128,95	1,45129	1,30669
16/1/2009 12:50	748,00	1378	2,31480	4.209,41	1,48990	1,32795
20/1/2009 12:50	717,00	1334	2,35885	4.098,63	1,39414	1,29105
21/1/2009 12:50	709,50	1291	2,35250	4.061,81	1,38515	1,29520
22/1/2009 12:50	716,50	1287	2,34735	4.065,47	1,37469	1,29690
23/1/2009 12:50	689,50	1249	2,35302	4.006,78	1,36343	1,28165
26/1/2009 12:50	665,50	1323	2,30550	4.158,40	1,39169	1,31404
27/1/2009 12:50	699,00	1352	2,31060	4.173,78	1,40830	1,31965
28/1/2009 12:50	617,50	1392	2,30415	4.292,07	1,42675	1,32462
29/1/2009 12:50	614,00	1343	2,27997	4.171,47	1,42795	1,31040
30/1/2009 12:50	610,00	1294	2,30675	4.207,05	1,43230	1,28648

	XTA LN	AAL LN	BRL	UKX	GBP	EUR
2/2/2009 12:50	559,00	1225	2,35435	4.062,89	1,41435	1,27934
3/2/2009 12:50	606,00	1244	2,32427	4.104,80	1,43170	1,29169
4/2/2009 12:50	687,50	1368	2,29800	4.209,51	1,44830	1,28718
5/2/2009 12:50	729,00	1363	2,31697	4.159,20	1,46330	1,27910
6/2/2009 12:50	837,00	1478	2,26515	4.315,79	1,46873	1,28640
9/2/2009 12:50	792,50	1499	2,23515	4.303,07	1,49519	1,30619
10/2/2009 12:50	767,00	1475	2,24400	4.308,74	1,47256	1,29935
11/2/2009 12:50	764,50	1374	2,26485	4.232,22	1,43773	1,29456
12/2/2009 12:50	707,00	1285	2,29500	4.165,11	1,42068	1,27349
13/2/2009 12:50	747,00	1279	2,27715	4.196,36	1,43955	1,28458
17/2/2009 11:50	695,00	1211	2,30990	3.999,41	1,42629	1,26052
18/2/2009 11:50	698,50	1208	2,33350	3.987,63	1,41966	1,25538
19/2/2009 11:50	723,50	1260	2,32925	4.035,63	1,44095	1,27458
20/2/2009 11:50	663,00	1057	2,38865	3.901,75	1,42908	1,26269
26/2/2009 11:50	636,50	1013	2,35535	3.895,10	1,43272	1,27590
27/2/2009 11:50	675,50	972	2,38040	3.795,59	1,41720	1,26405
2/3/2009 11:50	639,50	957,5	2,40800	3.710,38	1,40575	1,25981
3/3/2009 11:50	332,25	945,5	2,42100	3.546,43	1,40490	1,25909
4/3/2009 11:50	370,50	1008	2,40012	3.589,50	1,41245	1,25700
5/3/2009 11:50	356,00	989,5	2,38690	3.577,93	1,41015	1,25252
6/3/2009 11:50	338,00	1031	2,36925	3.580,40	1,42700	1,27035
9/3/2009 11:30	332,00	996	2,36705	3.543,26	1,42469	1,27730
10/3/2009 11:30	361,00	1087	2,34645	3.714,52	1,41872	1,28412
11/3/2009 11:30	379,00	1142	2,34070	3.693,30	1,41726	1,28615
12/3/2009 11:30	370,00	1101	2,32665	3.707,32	1,41435	1,29334
13/3/2009 11:30	368,00	1117	2,31155	3.753,85	1,41787	1,29447
16/3/2009 11:30	369,00	1139	2,26100	3.854,61	1,42431	1,30147
17/3/2009 11:30	369,00	1121	2,27895	3.849,70	1,42597	1,30580
18/3/2009 11:30	368,00	1114	2,30482	3.799,99	1,42776	1,30129
19/3/2009 11:30	416,00	1225	2,25360	3.817,80	1,43453	1,30317
20/3/2009 11:30	445,00	1285	2,25220	3.836,51	1,42755	1,29963
23/3/2009 11:30	488,00	1373	2,27702	3.960,51	1,42712	1,29861
24/3/2009 11:30	451,00	1279	2,25065	3.909,52	1,42013	1,30063
25/3/2009 11:30	430,00	1209	2,24050	3.897,23	1,42482	1,30618
26/3/2009 11:30	446,00	1252	2,23535	3.919,79	1,42959	1,31076
27/3/2009 11:30	424,00	1196	2,27540	3.895,61	1,42354	1,30619
30/3/2009 11:30	389,00	1087	2,32960	3.782,30	1,41908	1,30519
31/3/2009 11:30	412,00	1169	2,30250	3.896,93	1,42303	1,31292
1/4/2009 10:50	484,50	1137	2,29515	3.889,15	1,43425	1,32509
2/4/2009 10:50	551,00	1310	2,24645	4.071,62	1,46890	1,34518
3/4/2009 10:50	558,00	1395	2,21672	4.057,31	1,48120	1,34125
6/4/2009 10:50	527,50	1322	2,23140	3.982,72	1,48306	1,34540
7/4/2009 10:50	517,00	1289	2,23440	3.918,56	1,47180	1,32592
8/4/2009 10:50	513,00	1307	2,19887	3.930,34	1,47084	1,32555
9/4/2009 10:50	572,50	1400	2,18160	3.969,07	1,47159	1,32718
13/4/2009 10:50	594,00	1410	2,17350	3.962,00	1,47306	1,32690
14/4/2009 10:50	606,50	1407	2,18962	3.951,97	1,48819	1,32730
15/4/2009 10:50	572,00	1388	2,21200	3.954,85	1,49560	1,31770
16/4/2009 10:50	601,50	1411	2,17825	4.023,86	1,49079	1,32070
17/4/2009 10:50	591,50	1378	2,18160	4.094,77	1,48419	1,30540

	XTA LN	AAL LN	BRL	UKX	GBP	EUR
20/4/2009 10:50	524,50	1294	2,23452	3.985,24	1,45560	1,29235
22/4/2009 10:50	506,00	1285	2,22962	3.969,56	1,44927	1,29978
23/4/2009 10:50	542,00	1349	2,20155	4.061,18	1,45352	1,30090
24/4/2009 10:50	598,00	1393	2,18782	4.119,16	1,47532	1,32665
27/4/2009 10:50	598,00	1407	2,20985	4.134,58	1,45952	1,31009
28/4/2009 10:50	558,00	1340	2,21125	4.084,33	1,46555	1,30497
29/4/2009 10:50	575,00	1404	2,18667	4.156,72	1,47661	1,32567
30/4/2009 10:50	605,50	1491	2,18105	4.262,35	1,47046	1,32079
4/5/2009 10:50	654,00	1540	2,24241	4.306,00	1,49257	1,32938
5/5/2009 10:50	683,00	1570	2,11987	4.347,91	1,50895	1,33886
6/5/2009 10:50	689,00	1584	2,12575	4.415,04	1,50543	1,33050
7/5/2009 10:50	717,50	1618	2,09935	4.483,94	1,50732	1,34300
8/5/2009 10:50	726,50	1628	2,07710	4.478,08	1,50540	1,34910
11/5/2009 10:50	688,50	1574	2,07832	4.402,98	1,51008	1,35866
12/5/2009 10:50	683,00	1552	2,06075	4.419,18	1,52590	1,36519
13/5/2009 10:50	603,50	1485	2,09697	4.354,92	1,51285	1,35966
14/5/2009 10:50	596,00	1434	2,10822	4.329,34	1,51330	1,35930
15/5/2009 10:50	619,00	1470	2,07065	4.349,87	1,52681	1,35972
18/5/2009 10:50	603,50	1482	2,08070	4.420,17	1,52889	1,34946
19/5/2009 10:50	647,50	1572	2,06425	4.459,38	1,54536	1,35730
20/5/2009 10:50	666,00	1615	2,02425	4.479,87	1,56078	1,37870
21/5/2009 10:50	630,00	1576	2,03150	4.362,45	1,57100	1,37553
22/5/2009 10:50	649,50	1610	2,03327	4.338,65	1,58832	1,39971
26/5/2009 10:50	642,00	1579	2,04375	4.338,17	1,58732	1,39337
27/5/2009 10:50	670,00	1674	2,00870	4.415,69	1,60248	1,39600
28/5/2009 10:50	654,00	1691	2,01235	4.396,78	1,59644	1,39418
29/5/2009 10:50	693,00	1755	1,98250	4.436,52	1,61066	1,40963

	LMNIDS03	LMAHDS03	CLA	JCMBBR	BDIY
8/12/2008 12:50	9642	1.527,00	52,62	141,173	671
9/12/2008 12:50	9179	1.510,00	54,13	141,616	679
10/12/2008 12:50	9450	1.520,00	59,00	141,990	691
11/12/2008 12:50	10799	1.548,00	55,01	142,163	711
12/12/2008 12:50	10500	1.512,00	54,18	142,494	764
15/12/2008 12:50	10300	1.495,00	58,33	142,848	803
16/12/2008 12:50	9950	1.488,00	56,07	144,155	828
17/12/2008 12:50	9835	1.470,00	54,33	145,742	836
18/12/2008 12:50	9520	1.475,00	52,02	146,463	829
19/12/2008 12:50	9863	1.504,50	51,30	146,329	818
22/12/2008 12:50	10200	1.535,00	51,06	146,887	801
23/12/2008 12:50	10209	1.561,00	48,75	146,671	784
26/12/2008 12:50	9869	1.548,00	44,79	146,747	765
29/12/2008 12:50	9900	1.517,00	47,90	147,201	770
30/12/2008 12:50	10020	1.485,00	48,25	148,425	776
2/1/2009 12:50	12902	1.543,00	52,84	148,673	773
5/1/2009 12:50	12800	1.553,00	55,94	149,492	772
6/1/2009 12:50	13363	1.608,00	60,28	151,423	775
7/1/2009 12:50	12415	1.592,00	57,65	151,755	789
8/1/2009 12:50	12009	1.552,00	54,42	151,103	821
9/1/2009 12:50	11600	1.559,00	53,36	151,236	872

	LMNIDS03	LMAHDS03	CLA	JCMBBR	BDIY
12/1/2009 12:50	10537	1.518,50	52,83	151,955	889
13/1/2009 12:50	10650	1.500,00	53,05	151,743	911
14/1/2009 12:50	10520	1.490,00	53,37	152,069	920
15/1/2009 12:50	10550	1.467,00	52,45	152,238	908
16/1/2009 12:50	11000	1.482,00	54,23	151,791	881
20/1/2009 12:50	11051	1.384,00	50,28	150,986	872
21/1/2009 12:50	11100	1.350,00	48,74	150,838	900
22/1/2009 12:50	11100	1.345,00	49,41	151,004	945
23/1/2009 12:50	11625	1.334,00	49,01	150,627	980
26/1/2009 12:50	11950	1.360,00	53,23	150,835	995
27/1/2009 12:50	11300	1.349,00	50,66	151,898	1004
28/1/2009 12:50	11234	1.380,00	50,57	152,370	1014
29/1/2009 12:50	11058	1.354,00	51,07	152,230	1036
30/1/2009 12:50	11050	1.340,00	52,07	152,613	1070
2/2/2009 12:50	11245	1.366,00	49,74	153,199	1099
3/2/2009 12:50	11425	1.380,00	49,01	152,654	1148
4/2/2009 12:50	11800	1.428,00	49,34	151,981	1316
5/2/2009 12:50	11455	1.428,00	49,90	152,294	1498
6/2/2009 12:50	11234	1.467,00	49,92	152,535	1642
9/2/2009 12:50	11075	1.455,00	52,68	152,873	1815
10/2/2009 12:50	11075	1.439,00	52,90	154,478	1974
11/2/2009 12:50	10600	1.404,00	50,04	155,320	2055
12/2/2009 12:50	10200	1.372,00	48,89	155,582	1989
13/2/2009 12:50	10400	1.377,00	49,07	154,418	1908
17/2/2009 11:50	10025	1.338,00	44,75	155,534	1895
18/2/2009 11:50	9815	1.327,00	43,07	155,725	1986
19/2/2009 11:50	10050	1.346,00	43,23	154,898	2057
20/2/2009 11:50	9703	1.307,00	43,76	155,349	2099
26/2/2009 11:50	10100	1.350,00	48,10	154,465	1950
27/2/2009 11:50	9800	1.338,50	47,32	153,389	1986
2/3/2009 11:50	9707	1.316,50	46,36	153,919	2014
3/3/2009 11:50	9779	1.320,00	45,21	152,732	2034
4/3/2009 11:50	9846	1.347,00	47,62	152,818	2084
5/3/2009 11:50	9910	1.345,00	48,75	152,554	2167
6/3/2009 11:50	9910	1.327,50	49,38	152,217	2225
9/3/2009 11:30	9931	1.318,00	50,32	151,935	2262
10/3/2009 11:30	9925	1.329,00	50,38	152,118	2298
11/3/2009 11:30	9955	1.319,00	48,03	151,792	2271
12/3/2009 11:30	9929	1.320,00	46,82	151,726	2201
13/3/2009 11:30	9921	1.298,00	50,10	151,750	2122
16/3/2009 11:30	9889	1.297,00	47,34	151,619	2058
17/3/2009 11:30	9845	1.317,00	50,43	151,552	1974
18/3/2009 11:30	9804	1.319,00	51,58	151,556	1861
19/3/2009 11:30	9784	1.310,00	54,73	151,563	1795
20/3/2009 11:30	9771	1.318,00	54,94	151,197	1782
23/3/2009 11:30	9760	1.286,00	55,43	151,083	1773
24/3/2009 11:30	9760	1.277,00	56,31	150,886	1758
25/3/2009 11:30	9740	1.293,00	54,98	151,192	1740
26/3/2009 11:30	9717	1.295,00	56,63	150,928	1714
27/3/2009 11:30	9692	1.289,00	55,06	151,215	1678

		LMNIDS03	LMAHDS03	CLA	JCMBBR	BDIY
30/3/2009	11:30	9667	1.300,00	53,69	151,179	1646
31/3/2009	11:30	9647	1.284,00	51,57	150,848	1615
1/4/2009	10:50	9651	1.366,00	50,93	155,242	1574
2/4/2009	10:50	10300	1.429,00	55,17	155,800	1538
3/4/2009	10:50	10550	1.458,00	55,69	155,375	1506
6/4/2009	10:50	10825	1.478,00	55,00	155,543	1486
7/4/2009	10:50	10620	1.469,50	54,33	155,856	1466
8/4/2009	10:50	10842	1.488,00	53,72	156,470	1463
9/4/2009	10:50	11050	1.509,00	56,33	156,028	1478
13/4/2009	10:50	11208	1.501,00	54,22	156,692	1480
14/4/2009	10:50	11350	1.493,00	54,73	156,836	1492
15/4/2009	10:50	12340	1.495,00	54,80	158,649	1534
16/4/2009	10:50	12450	1.494,50	54,23	158,313	1604
17/4/2009	10:50	12585	1.475,00	54,87	157,878	1682
20/4/2009	10:50	12301	1.460,00	51,59	158,142	1737
22/4/2009	10:50	11550	1.460,00	50,31	157,854	1869
23/4/2009	10:50	11500	1.464,00	50,60	158,178	1897
24/4/2009	10:50	11339	1.460,00	52,64	158,221	1873
27/4/2009	10:50	11100	1.440,00	50,32	158,760	1839
28/4/2009	10:50	10930	1.440,00	50,65	158,854	1790
29/4/2009	10:50	11229	1.465,00	52,10	158,865	1772
30/4/2009	10:50	11234	1.465,00	51,98	159,065	1786
4/5/2009	10:50	11540	1.501,00	55,35	159,730	1850
5/5/2009	10:50	11950	1.522,00	55,82	160,271	1897
6/5/2009	10:50	12430	1.575,00	56,65	161,557	2065
7/5/2009	10:50	13250	1.584,00	59,06	161,199	2194
8/5/2009	10:50	13416	1.555,00	58,86	161,465	2214
11/5/2009	10:50	13455	1.533,00	58,75	162,175	2215
12/5/2009	10:50	13475	1.559,00	60,05	162,738	2253
13/5/2009	10:50	12640	1.523,00	59,45	162,769	2332
14/5/2009	10:50	12249	1.516,00	58,35	162,914	2432
15/5/2009	10:50	12450	1.516,50	58,81	162,851	2544
18/5/2009	10:50	12130	1.510,00	58,67	163,500	2605
19/5/2009	10:50	12511	1.510,00	59,09	164,639	2644
20/5/2009	10:50	12650	1.500,00	61,60	165,516	2665
21/5/2009	10:50	12250	1.456,00	60,42	165,265	2707
22/5/2009	10:50	12644	1.436,00	60,98	165,300	2786
26/5/2009	10:50	12960	1.442,00	60,61	165,342	2942
27/5/2009	10:50	13565	1.426,00	62,99	165,376	3164
28/5/2009	10:50	13525	1.400,00	64,06	165,697	3298
29/5/2009	10:50	13800	1.422,00	65,85	167,923	3494

ANEXO II – SAÍDAS DO SOFTWARE R 2.7.2

Saída 1.1 (Modelo 1 com todas as variáveis) :

```

Call:
lm(formula = VALE3 ~ IBOV + SPX + RIO.LN + BLT.LN + XTA.LN +
    AAL.LN + USD + UKX + GBP + EUR + LMNIDS03 + LMAHDS03 + LMCADS03 +
    CLA + JCMBBR + BDIY)

Residuals:
    Min         1Q     Median      3Q      Max
-0.062703 -0.026336 -0.005954  0.023894  0.090299

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t| )
(Intercept) 0.60214   0.85805  0.702 0.484817
IBOV         1.75126   0.27652  6.333 1.22e-08 ***
SPX          -0.73859   0.38358 -1.926 0.057633 .
RIO.LN       -0.11717   0.06594 -1.777 0.079314 .
BLT.LN        0.94637   0.16198  5.842 1.00e-07 ***
XTA.LN        0.09686   0.05635  1.719 0.089384 .
AAL.LN       -0.26239   0.15900 -1.650 0.102709
USD          1.60067   0.70848  2.259 0.026519 *
UKX          -0.37190   0.44658 -0.833 0.407387
GBP          0.84449   0.58896  1.434 0.155411
EUR          -1.61745   0.33478 -4.831 6.22e-06 ***
LMNIDS03     0.21988   0.08622  2.550 0.012628 *
LMAHDS03     -0.12663   0.21276 -0.595 0.553371
LMCADS03      -0.55447   0.15543 -3.567 0.000606 ***
CLA          -0.62748   0.12189 -5.148 1.77e-06 ***
JCMBBR      -0.62162   0.46630 -1.333 0.186194
BDIY         -0.01110   0.01304 -0.852 0.396966
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.03852 on 82 degrees of freedom
(18 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.9402,    Adjusted R-squared:  0.9285
F-statistic: 80.53 on 16 and 82 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Saída 1.2 (função *step* para o Modelo 1) :

```

Call:
lm(formula = VALE3 ~ IBOV + SPX + RIO.LN + BLT.LN + XTA.LN +
    AAL.LN + USD + EUR + LMNIDS03 + LMCADS03 + CLA + JCMBBR)

Residuals:
    Min         1Q     Median      3Q      Max
-0.061605 -0.028619 -0.008379  0.023365  0.083116

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t| )
(Intercept) 0.45944   0.81074  0.567 0.5724
IBOV         1.76708   0.25231  7.004 5.22e-10 ***
SPX          -1.02206   0.22680 -4.506 2.07e-05 ***
RIO.LN       -0.13150   0.06353 -2.070 0.0415 *
BLT.LN        0.88290   0.14947  5.907 6.80e-08 ***
XTA.LN        0.12448   0.04887  2.547 0.0126 *

```

```

AAL.LN      -0.21634   0.12714   -1.702   0.0924 .
USD         2.03862   0.49268   4.138   8.14e-05 ***
EUR         -1.35415   0.28344   -4.777   7.24e-06 ***
LMNIDS03    0.16355   0.07139   2.291   0.0244 *
LMCADS03    -0.42471   0.09490   -4.475   2.32e-05 ***
CLA         -0.60735   0.11368   -5.343   7.39e-07 ***
JCMBBR     -0.66463   0.42792   -1.553   0.1241
---
Signif. codes:  0 '****' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.03832 on 86 degrees of freedom
(18 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared: 0.9379,   Adjusted R-squared: 0.9292
F-statistic: 108.2 on 12 and 86 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Saída 1.3 (Modelo 1 final) :

```

Call:
lm(formula = VALE3 ~ IBOV + BLT.LN + EUR + LMCADS03 + CLA)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q      Max
-0.110741 -0.036936 -0.003595  0.033710  0.128640

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t| )
(Intercept) 2.76916   0.23540 11.764 < 2e-16 ***
IBOV        0.49554   0.08693  5.700 1.07e-07 ***
BLT.LN       0.56886   0.09904  5.744 8.79e-08 ***
EUR         -1.82604   0.21271 -8.585 7.96e-14 ***
LMCADS03    -0.33278   0.05878 -5.662 1.27e-07 ***
CLA         -0.61818   0.10178 -6.074 1.94e-08 ***
---
Signif. codes:  0 '****' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.04632 on 107 degrees of freedom
(4 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared: 0.8994,   Adjusted R-squared: 0.8947
F-statistic: 191.2 on 5 and 107 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Saída 1.4 (AR(1) sobre resíduos do Modelo 1) :

```

Call:
arma(x = modelo1$residuals, order = c(1, 0))

Model:
ARMA(1,0)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q      Max
-0.1202918 -0.0219493 -0.0005069  0.0198878  0.0810046

Coefficient(s):
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t| )
ar1        0.6477053  0.0715812   9.049   <2e-16 ***

```

```

intercept 0.0001964  0.0032204   0.061    0.951
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Saída 2.1 (Modelo 2 com todas as variáveis) :

```

Call:
lm(formula = VALE3 ~ SPX + RIO.LN + BLT.LN + XTA.LN + AAL.LN +
    USD + UKX + GBP + EUR + LMNIDS03 + LMAHDS03 + LMCADS03 +
    CLA + JCMBBR + BDIY)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q      Max
-0.091156 -0.033411 -0.005679  0.039666  0.108277

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 2.004911  1.005472  1.994 0.049435 *  
SPX        -0.252840  0.455858 -0.555 0.580629    
RIO.LN      0.124099  0.065286  1.901 0.060792 .  
BLT.LN      0.617304  0.186093  3.317 0.001351 ** 
XTA.LN      -0.015481  0.064872 -0.239 0.811969    
AAL.LN      -0.004902  0.186438 -0.026 0.979089    
USD         0.033389  0.805204  0.041 0.967024    
UKX         0.363228  0.523049  0.694 0.489344    
GBP         0.935546  0.714146  1.310 0.193803    
EUR         -2.166570  0.392205 -5.524 3.72e-07 *** 
LMNIDS03    0.116350  0.102681  1.133 0.260428    
LMAHDS03    -0.269948  0.256604 -1.052 0.295851    
LMCADS03    -0.286270  0.181394 -1.578 0.118332    
CLA         -0.575605  0.147511 -3.902 0.000193 *** 
JCMBBR      0.427628  0.528680  0.809 0.420909    
BDIY        -0.010535  0.015813 -0.666 0.507090    
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.04672 on 83 degrees of freedom
(18 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared: 0.9109,    Adjusted R-squared: 0.8948
F-statistic: 56.57 on 15 and 83 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Saída 2.2 (função *step* para o Modelo 2) :

```

Call:
lm(formula = VALE3 ~ RIO.LN + BLT.LN + GBP + EUR + LMNIDS03 +
    LMCADS03 + CLA + JCMBBR)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q      Max
-0.084993 -0.033376 -0.003279  0.035959  0.102340

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 1.66376   0.48714  3.415 0.000958 *** 
RIO.LN      0.13616   0.05816  2.341 0.021423 *  
BLT.LN      0.61272   0.13955  4.391 3.07e-05 *** 
GBP         1.03328   0.25948  3.982 0.000138 *** 
EUR        -2.21291   0.29020 -7.626 2.39e-11 *** 

```

```

LMNIDS03      0.11748   0.06359   1.848  0.067947 .
LMCADS03     -0.37049   0.07868  -4.709  9.00e-06 ***
CLA        -0.53544   0.12149  -4.407  2.88e-05 ***
JCMBBR      0.60242   0.28697   2.099  0.038592 *
---
Signif. codes:  0 '****' 0.001 '***' 0.01 '**' 0.05 '*' 0.1 '.' 1

Residual standard error: 0.04539 on 90 degrees of freedom
(18 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared: 0.9088,    Adjusted R-squared: 0.9007
F-statistic: 112.1 on 8 and 90 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Saída 2.3 (Modelo 2 final) :

```

Call:
lm(formula = VALE3 ~ BLT.LN + EUR + LMCADS03 + CLA)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q      Max
-0.13934 -0.03726 -0.00678  0.03946  0.13339

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t| )
(Intercept) 3.66268   0.19959 18.351 < 2e-16 ***
BLT.LN      0.93722   0.08530 10.988 < 2e-16 ***
EUR        -2.73418   0.16018 -17.069 < 2e-16 ***
LMCADS03   -0.33720   0.06679 -5.049 1.82e-06 ***
CLA        -0.47206   0.11194 -4.217 5.16e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '****' 0.001 '***' 0.01 '**' 0.05 '*' 0.1 '.' 1

Residual standard error: 0.05264 on 108 degrees of freedom
(4 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared: 0.8688,    Adjusted R-squared: 0.8639
F-statistic: 178.8 on 4 and 108 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Saída 2.4 (AR(1) sobre resíduos do Modelo 2) :

```

Call:
arma(x = modelo2$residuals, order = c(1, 0))

Model:
ARMA(1,0)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q      Max
-0.130475 -0.025507 -0.001867  0.024790  0.088457

Coefficient(s):
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t| )
ar1      0.6754633   0.0691637   9.766 <2e-16 ***
intercept 0.0002181   0.0035615   0.061    0.951
---
Signif. codes:  0 '****' 0.001 '***' 0.01 '**' 0.05 '*' 0.1 '.' 1

```

Saída 3.1 (Modelo 3 com todas as variáveis) :

```

Call:
lm(formula = VALE3 ~ SPX + RIO.LN + BLT.LN + XTA.LN + AAL.LN +
    USD + UKX + GBP + EUR + LMNIDS03 + LMAHDS03 + LMCADS03 +
    CLA + JCMBBR + BDIY)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-0.033597 -0.013345  0.001063  0.011687  0.043722

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t| )
(Intercept) -0.001944  0.002361 -0.823 0.413267
SPX          0.452946  0.237610  1.906 0.060844 .
RIO.LN        0.221607  0.076273  2.905 0.004945 **
BLT.LN        0.171371  0.128241  1.336 0.185898
XTA.LN        -0.023855  0.031289 -0.762 0.448451
AAL.LN        0.320526  0.092271  3.474 0.000898 ***
USD          0.016030  0.339622  0.047 0.962493
UKX          -0.180632  0.280903 -0.643 0.522361
GBP          -0.174191  0.318825 -0.546 0.586611
EUR          -0.283410  0.262338 -1.080 0.283815
LMNIDS03      0.001397  0.072636  0.019 0.984707
LMAHDS03      -0.022880  0.153512 -0.149 0.881962
LMCADS03       0.063873  0.115654  0.552 0.582570
CLA          0.009882  0.087406  0.113 0.910317
JCMBBR        0.831234  0.460427  1.805 0.075446 .
BDIY          0.006640  0.054957  0.121 0.904185
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.0185 on 68 degrees of freedom
(32 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.801,    Adjusted R-squared:  0.7571
F-statistic: 18.25 on 15 and 68 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Saída 3.2 (função *step* para o Modelo 3) :

```

Call:
lm(formula = VALE3 ~ 0 + RIO.LN + BLT.LN + AAL.LN + EUR + LMCADS03 +
    JCMBBR)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-5.067e-02 -1.275e-02  1.756e-05  1.118e-02  4.620e-02

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t| )
RIO.LN      0.11946  0.05781  2.067 0.041251 *
BLT.LN      0.33862  0.09254  3.659 0.000399 ***
AAL.LN      0.24809  0.06963  3.563 0.000555 ***
EUR        -0.48185  0.15171 -3.176 0.001964 **
LMCADS03    0.10864  0.07500  1.448 0.150498
JCMBBR      0.60911  0.40767  1.494 0.138176
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Residual standard error: 0.01937 on 104 degrees of freedom
(6 observations deleted due to missingness)
Multiple R-squared: 0.7518, Adjusted R-squared: 0.7375
F-statistic: 52.5 on 6 and 104 DF, p-value: < 2.2e-16

Saída 3.3 (Modelo 3 final) :

```
Call:  
lm(formula = VALE3 ~ 0 + RIO.LN + BLT.LN + AAL.LN + EUR)  
  
Residuals:  
    Min      1Q  Median      3Q      Max  
-0.042986 -0.010274  0.001177  0.011657  0.046390  
  
Coefficients:  
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  
RIO.LN    0.11680   0.05824   2.005 0.047464 *  
BLT.LN    0.36113   0.09140   3.951 0.000140 ***  
AAL.LN    0.25772   0.07003   3.680 0.000368 ***  
EUR       -0.50269   0.15256  -3.295 0.001339 **  
---  
Signif. codes:  0 '****' 0.001 '***' 0.01 '**' 0.05 '*' 0.1 '.' 1  
  
Residual standard error: 0.01953 on 106 degrees of freedom  
(6 observations deleted due to missingness)  
Multiple R-squared: 0.7428, Adjusted R-squared: 0.7331  
F-statistic: 76.54 on 4 and 106 DF, p-value: < 2.2e-16
```