



UFRJ

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO

ANÁLISE E PREVISÃO DE TAXAS DE RETORNOS MENSAIS DE FUNDOS DE INVESTIMENTO

Juliana de Souza Barros

2014



UFRJ

ANÁLISE E PREVISÃO DE TAXAS DE RETORNOS MENSAIS DE FUNDOS DE INVESTIMENTO

Juliana de Souza Barros

Projeto Final de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Métodos Estatísticos do Instituto de Matemática da Universidade Federal do Rio de Janeiro como parte dos requisitos necessários para obtenção dos títulos de Bacharel em Atuária e em Estatística.

Orientador: Ralph dos Santos Silva

Rio de Janeiro, 30 de setembro de 2014.

ANÁLISE E PREVISÃO DE TAXAS DE RETORNOS MENSAIS DE FUNDOS DE INVESTIMENTO

Juliana de Souza Barros

Orientador: Ralph dos Santos Silva

Projeto Final de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Métodos Estatísticos do Instituto de Matemática da Universidade Federal do Rio de Janeiro como parte dos requisitos necessários para obtenção dos títulos de Bacharel em Atuária e em Estatística.

Prof. Ralph dos Santos Silva

IM-UFRJ

Prof.^a Mariane Branco Alves

IM-UFRJ

Prof.^a Thais Cristina Oliveira da Fonseca

IM-UFRJ

Rio de Janeiro, 30 de setembro de 2014.

Barros, Juliana de Souza

Análise e Previsão de Taxas de Retornos Mensais de Fundos de Investimento/ Juliana de Souza Barros - Rio de Janeiro: UFRJ/IM, 2014.

iv, 55f.: il.; 31cm.

Orientador: Ralph dos Santos Silva

Projeto Final - UFRJ/IM/ Graduação em Ciências Atuariais e em Estatística, 2014.

Referências Bibliográficas: f.40.

1. Fundos de Investimento. 2. Taxa de Retorno. 3. Modelos de Previsão. I. Silva, Ralph dos Santos. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, Instituto de Matemática. III. Análise e Previsão de Taxas de Retornos Mensais de Fundos de Investimento.

RESUMO

ANÁLISE E PREVISÃO DE TAXAS DE RETORNOS MENSAIS DE FUNDOS DE INVESTIMENTO

Juliana de Souza Barros

Orientador: Ralph dos Santos Silva

Resumo do Projeto Final de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Métodos Estatísticos do Instituto de Matemática da Universidade Federal do Rio de Janeiro como parte dos requisitos necessários para obtenção dos títulos de Bacharel em Atuária e em Estatística.

O mercado de Fundos de Investimento possui uma posição de destaque no mercado econômico nacional. Neste trabalho, analisamos as taxas de retorno mensais de alguns grupos de Fundos de Investimento - Multimercado, Renda Fixa e Ações - buscando um melhor entendimento sobre o comportamento temporal dessas séries. Para isto, utilizamos modelos estatísticos que descrevem a dependência temporal destes retornos, incluindo a média e a variabilidade de longo prazo. As análises são feitas utilizando modelos (univariados) para cada série (AR(1)), e devido aos possíveis movimentos conjuntos destes fundos no mercado, também um modelo multivariado (VAR(1)) para uma coleção pequena destas séries. Previsões um passo à frente são obtidas para ambos os casos e, então, comparadas.

Palavras-chave: AIC, AR(1), séries temporais, taxa de retorno, VAR(1).

ABSTRACT

ANALYSIS AND FORECASTING FOR THE MONTHLY RETURNS RATES OF INVESTMENT FUNDS

Juliana de Souza Barros

Advisor: Ralph dos Santos Silva

Abstract do Projeto Final de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Métodos Estatísticos do Instituto de Matemática da Universidade Federal do Rio de Janeiro como parte dos requisitos necessários para obtenção dos títulos de Bacharel em Atuária e em Estatística.

The market of Investment Funds has a prominent position in the national market economy. In this work, we analyze the rate of monthly returns of some groups of Investment Funds seeking a better understanding of the temporal behavior of these series. For that, we use statistical models that describe the temporal dependence of these returns, including the long range mean and variability. Our analyses include univariate models (AR(1)) for each series, and due to possible joint market movements of these funds, also multivariate models (VAR(1)) for a small collection of those series. One-step ahead forecasts are obtained for both approaches and, then, compared.

Key-words: AIC, AR(1), return rate, time series, VAR(1).

PARA

SILVIA HELENA DE SOUZA

E

FRANCISCO BARROS SAMPAIO

AGRADECIMENTOS

AO MEU ORIENTADOR RALPH DOS SANTOS SILVA;
AOS PROFESSORES BASÍLIO DE BRAGANÇA PEREIRA
E VINÍCIUS PINHEIRO ISRAEL;
E AO AMIGO RAFAEL DE SOUZA SANTOS.

SUMÁRIO

Lista de Tabelas	iii
Lista de Figuras	iv
Capítulo 1: Introdução	1
1.1 Tema	1
1.2 Os Fundos de Investimento	2
1.3 Índices de Desempenho	4
1.4 Retorno	5
1.5 Objetivos	5
Capítulo 2: Metodologia	7
2.1 Conceitos Fundamentais	7
2.1.1 Estacionariedade	7
2.1.2 Autocovariância e Autocorrelação	8
2.2 Modelo ARIMA	9
2.2.1 Modelo ARMA	9
2.2.2 Modelo Autoregressivo	10
2.2.3 Modelo de Médias Movéis	11
2.3 Modelo de Vetor Autoregressivo	11
2.4 Estimação por Máxima Verossimilhança	11
2.5 Testes de Normalidade e Independência dos Resíduos	12
2.5.1 Teste de Shapiro-Wilk	12
2.5.2 Teste de Jarque-Bera	13
2.5.3 Teste de Ljung-Box	13
2.6 Critério de Informação de Akaike	13
Capítulo 3: Aplicação e Resultados	15
3.1 Fundos Multimercado	16

3.2 Fundos de Renda Fixa	26
3.3 Ações	32
Capítulo 4: Considerações finais	38
Referências Bibliográficas	39
Apêndice A: Listagem dos Fundos Multimercado	41
Apêndice B: Listagem dos Fundos de Renda Fixa	42
Apêndice C: Listagem dos Fundos de Ações	43

LISTA DE TABELAS

3.1	Estatísticas descritivas - Fundos Multimercado	17
3.2	Autocorrelação, assimetria e curtose - Fundos Multimercado	18
3.3	Resultados dos AIC dos ajustes dos modelos ARMA - Fundos Multimercado	19
3.4	Testes de normalidade e de independência para dois Fundos Multimercado	21
3.5	Resultados dos ajustes do modelo AR(1) - Fundos Multimercado	21
3.6	Matriz de correlações dos resíduos: AR(1) - Fundos Multimercado	22
3.7	Previsão um passo à frente: AR(1) - Fundos Multimercado	22
3.8	Resultados dos ajustes VAR(1) - Fundos Multimercado	23
3.9	Previsão um passo à frente: VAR(1) - Fundos Multimercado	24
3.10	Matriz de correlações dos resíduos: VAR(1) - Fundos Multimercado	26
3.11	Estatísticas descritivas - Fundos de Renda Fixa	27
3.12	Autocorrelação, assimetria e curtose - Fundos de Renda Fixa	27
3.13	Resultados dos ajustes do modelo AR(1) - Fundos de Renda Fixa	28
3.14	Matriz de correlações dos resíduos: AR(1) - Fundos de Renda Fixa	28
3.15	Previsão um passo à frente: AR(1) - Fundos de Renda Fixa	29
3.16	Resultados dos ajustes VAR(1) - Fundos de Renda Fixa	30
3.17	Previsão um passo à frente: VAR(1) - Fundos de Renda Fixa	30
3.18	Matriz de correlações dos resíduos: VAR(1) - Fundos de Renda Fixa	30
3.19	Estatísticas descritivas - Fundos de Ações	32
3.20	Autocorrelação, assimetria e curtose - Fundos de Ações	33
3.21	Resultados dos ajustes do modelo AR(1) - Fundos de Ações	33
3.22	Matriz de correlações dos resíduos: AR(1) - Fundos de Ações	34
3.23	Previsão um passo à frente: AR(1) - Fundos de Ações	34
3.24	Resultados dos ajustes VAR(1) - Fundos de Ações	35
3.25	Previsão um passo à frente: VAR(1) - Fundos de Ações	36
3.26	Matriz de correlações dos resíduos: VAR(1) - Fundos de Ações	36

LISTA DE FIGURAS

3.1	Comparação de dois Fundos Multimercado	20
3.2	Séries e previsões AR e VAR - Fundos Multimercado	25
3.3	Séries e previsões AR e VAR - Fundos de Renda Fixa	31
3.4	Séries e previsões AR e VAR - Fundos de Ações	37

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

1.1 Tema

Antes da década de 60, os brasileiros investiam principalmente em ativos reais (imóveis), não aplicavam em títulos públicos ou privados. Tínhamos um cenário econômico de inflação crescente e a legislação vigente, que limitava a taxa de juros, conseqüentemente também limitava o desenvolvimento de um mercado de capitais ativo.

Apesar dos fundos de investimento terem surgido na década de 50, somente após as reformas do sistema financeiro e do mercado de capitais, a indústria de fundos começou a se desenvolver com mais intensidade. Apenas na década de 90, com a estabilização do plano real e a abertura econômica, o mercado de fundos passou a assumir uma posição de destaque no mercado nacional (Abraham, 2010).

Diante das tentativas de melhoria e recuperação do mercado acionário, foram introduzidas algumas normas e foi criada a *Comissão de Valores Mobiliários (CVM)*, colocando no mercado uma instituição governamental destinada exclusivamente a regulamentar e desenvolver o mercado de capitais, fiscalizar as Bolsas de Valores e as companhias abertas.

Um ponto a ser destacado é o fato de que muitas pessoas preferem colocar seu dinheiro em um fundo a investir isoladamente em outras opções de investimento. Destacamos abaixo alguns motivos para isso:

- a) **Gestão profissional** - quando uma pessoa coloca dinheiro em um fundo, ela está entregando suas economias a um profissional treinado para desenvolver essa atividade. Uma pessoa treinada para escolher entre as diversas aplicações disponíveis, avaliando as melhores opções e monitorando o mercado financeiro.
- b) **Diversificação** - o gestor do fundo irá procurar inúmeras aplicações de forma que, se ocorrer algo errado em alguma delas, a outras poderam compensá-la. Isso quer dizer que um

fundo te fornece a opção de diversificar seus investimentos. Qualquer um pode fazer isso sozinho, mas é uma atividade que possui um custo mais elevado e grande parte dos investidores não possuem o volume de dinheiro necessário para isso. Dentro de um fundo, os vários investidores reunidos conseguem um volume mais que suficiente para diversificar seus investimentos.

- c) Custos menores - um fundo ajuda a reduzir custos de transação. Afinal, manter um grande conjunto de aplicações e ajustá-los pode gerar diversos custos. É necessário aplicar e resgatar os investimentos em intervalos pequenos de tempo, além de comprar e vender ações e títulos dentre diversos investimentos. Dentro de um fundo estes custos ficam diluídos pois são divididos entre várias pessoas. Uma pessoa sozinha não conseguiria contratar um profissional para cuidar de todos os seus investimentos. Dentro de um fundo é possível fazer isso pagando somente uma taxa que serve, dentre outras coisas, para pagar o salário deste profissional.
- d) Facilidade de resgate - quando uma pessoa aplica dinheiro é porque ela tem planos para aquele investimento. Nesse caso, se for necessário resgatar esse dinheiro antes do que esperava, o fundo oferece a vantagem de conseguir fazer isso rapidamente. Diante do mercado financeiro, os fundos oferecem grande liquidez. Esse é o termo utilizado para definir a velocidade com que se consegue transformar uma aplicação em dinheiro.
- e) Fácil acesso à informação - os fundos são regulados por diversas regras que os obrigam a prestar todas as informações necessárias para que um investidor possa acompanhar suas aplicações. Dentre elas estão os documentos que mostram onde o fundo vai investir e o valor que as aplicações registram em um intervalo de tempo. Isso quer dizer que um fundo é uma opção de investimento bastante transparente.

1.2 Os Fundos de Investimento

Segundo a CVM (2009), fundos de investimento são condomínios constituídos com o objetivo de promover a aplicação coletiva dos recursos de seus participantes. Eles são regidos por um regulamento e têm na assembléia geral seu principal fórum de decisões. Os Fundos de Investimento apresentam um mecanismo organizado com a finalidade de captar e aplicar recursos em carteiras de títulos e valores mobiliários, bem como em quaisquer outros ativos disponíveis no mercado

financeiro e de capitais. Através da emissão de cotas, agregam aplicações de diversos indivíduos para investimento em carteiras de ativos disponíveis no mercado.

De acordo com a CVM (2009), os fundos podem ser classificados como Curto Prazo, Referenciado, Renda Fixa, Ações, Cambiais, Dívida Externa e Multimercado. Descreveremos a seguir de forma sucinta cada um deles.

Curto Prazo: Aplicam seus recursos em títulos públicos federais ou em títulos privados de baixo risco de crédito pré-fixados ou indexados à taxa referencial do *Sistema Especial de Liquidação e de Custódia* (SELIC) ou a outra taxa de juros, ou títulos indexados a índices de preços, com prazo máximo de 375 (trezentos e setenta e cinco) dias e prazo médio da carteira de, no máximo, 60 (sessenta) dias.

Referenciado: Os fundos de investimento referenciados têm por objetivo reproduzir as variações do indicador de desempenho definido em seu regulamento, atendendo às seguintes condições:

- I - ter no mínimo 80% (oitenta por cento) de seu patrimônio líquido representado por:
 - a) títulos de emissão do Tesouro Nacional e/ou do Banco Central do Brasil; e
 - b) títulos e valores mobiliários de renda fixa cujo emissor esteja classificado na categoria baixo risco de crédito ou equivalente, com certificação por agência de classificação de risco localizada no País;
- II - investir no mínimo 95% (noventa e cinco por cento) em ativos financeiros que acompanhem a variação do indicador de desempenho escolhido; e
- III - limitar a atuação nos mercados de derivativos.

Renda Fixa: Reproduzem as variações das taxas básicas do mercado e dos índices de preço, investindo no mínimo 80% (oitenta por cento) da carteira em ativos relacionados a títulos públicos ou privados pré-fixados, pós-fixados ou indexados.

Ações: Concentram no mínimo 67% (sessenta e sete por cento) dos seus recursos em ações negociadas no mercado de bolsa de valores.

Cambiais: Aplicam no mínimo 80% (oitenta por cento) dos investimentos da carteira em ativos relacionados diretamente à variação de preços de moeda estrangeira ou à variação do cupom cambial.

Dívida Externa: Investem no mínimo 80% (oitenta por cento) de seu patrimônio líquido em títulos representativos da dívida externa de responsabilidade da União que são negociados no mercado internacional.

Multimercado: Fundos que possuem políticas de investimento envolvendo vários fatores de risco, sem o compromisso de concentração em nenhum fator especial. Eles diversificam seus ativos em diversas classes, como renda fixa, câmbio e ações.

1.3 Índices de Desempenho

Os índices da *Bolsa de Mercadorias e Futuros & Bolsa de Valores de São Paulo* (BMF&BOVESPA) são indicadores de desempenho de um conjunto de ações, ou seja, mostram a valorização de um determinado grupo de papéis ao longo do tempo. Os preços das ações podem variar por fatores relacionados à empresa ou por fatores externos, como o crescimento do país, do nível de emprego e da taxa de juros. Assim, as ações de um índice podem apresentar um comportamento diferente no mesmo período, podendo ocorrer valorização ou ao contrário, desvalorização.

Além destes, temos índices que descrevem a taxa de inflação do País e taxa de depósito interbancários que servem como base para algumas categorias de fundos de investimento.

IBOVESPA: O *Índice da Bolsa de Valores de São Paulo* (IBOVESPA) é o resultado de uma carteira teórica de ativos, elaborada de acordo com os critérios estabelecidos em sua metodologia. O objetivo do IBOVESPA é ser o indicador do desempenho médio das cotações dos ativos de maior negociabilidade e representatividade do mercado de ações brasileiro.

IBrX: O *Índice Brasil* (IBrX) é um índice de preços que mede o retorno de uma carteira teórica composta por 100 ações selecionadas entre as mais negociadas na BOVESPA, em termos de número de negócios e volume financeiro. Essas ações são ponderadas na carteira do índice pelo seu respectivo número de ações disponíveis à negociação no mercado.

IPCA: O *Índice de Preços ao Consumidor Amplo* (IPCA), medido mensalmente pelo *Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística* (IBGE), foi criado com o intuito de oferecer a variação dos preços no comércio para o público final. Hoje ele é considerado o índice oficial de inflação do país. O governo usa o IPCA para mensurar se a meta estabelecida para a inflação está sendo cumprida.

CDI: Os *Certificados de Depósito Interbancário* (CDI) são títulos de emissão das instituições financeiras que lastream as operações do mercado interbancário. Sua função é transferir recursos de uma instituição financeira para outra. Ou seja, para que as movimentações do sistema sejam mais suaves, os bancos que possuem maior volume de dinheiro emprestam para que aqueles que possuem pouco volume. Como o CDI mensura o custo do dinheiro para os bancos em um determinado dia, ele é utilizado como parâmetro para fundos de Renda Fixa e Referenciado.

1.4 Retorno

Segundo Bruni (1998), o retorno é a “variação positiva ou negativa na riqueza de um investidor, comumente representado em forma percentual. Para investimentos em ações pode ser simbolizado pela soma de dividendos mais variação no preço (preço final menos preço inicial), posteriormente dividido pelo preço inicial”.

Assaf Neto (2008) afirma que “o retorno esperado de uma carteira composta por mais de um ativo é definido pela média ponderada do retorno de cada ativo em relação a sua participação no total da carteira”. Essa explicação pode ser expressa pela seguinte fórmula:

$$\bar{R} = \sum_{i=1}^n R_i W_i,$$

sendo W_i a proporção do capital total investido no ativo, n o número total de ativos que compõem a carteira, e R_i o retorno esperado do ativo i .

1.5 Objetivos

Nosso principal objetivo é analisar as taxas de retorno mensal de alguns grupos de Fundos de Investimento. Esses dados foram extraídos com o auxílio da ferramenta *Quantum*¹.

Dentre os dados e informações, decidimos restringir nossa análise a Fundos de Ações, Renda Fixa e Multimercado.

Essa análise visa a um melhor entendimento sobre o comportamento temporal da série de retornos através de parâmetros de modelos estatísticos que descrevem a dependência da série, sua média ao longo do tempo e a variabilidade. As séries podem ser analisadas separadamente ou conjuntamente.

¹<http://www.quantumfundos.com.br/>. Sistema integrado com informações e análises modernas de fundos de investimento.

Existem diversos modelos estatísticos para estudar o comportamento desse tipo de série temporal. Neste trabalho, nos concentraremos em modelos considerados usuais, por exemplo os modelos ARMA (*Autoregressivo e de Médias Móveis*) e VAR (*Vetor Autoregressivo*). Descreveremos estes modelos nos próximos capítulos.

Diante dos modelos, os dados e a estimação dos mesmos através de técnicas estatísticas descritas na próxima seção, tentaremos fazer previsões de curto prazo para cada série de retorno de forma individual ou coletiva. A previsão de longo prazo não será objetivo deste trabalho pois as séries com que trabalhamos são pequenas de certa forma. Além disto, as previsões de longo prazo envolvem muitas incertezas na economia nacional e mundial, que não são consideradas de forma objetiva na modelagem. De qualquer maneira, pelos modelos escolhidos neste trabalho, a nossa melhor previsão de longo prazo seria dada pelo nível de cada série de retornos.

Este trabalho está estruturado da seguinte forma: no capítulo 2 de Metodologia encontram-se as principais teorias abordadas nas análises realizadas; no capítulo 3 de Aplicações e Resultados encontram-se todas as análises realizadas para os três tipos de Fundos de Investimento selecionados - Multimercado, Renda Fixa e Ações; e no capítulo 4 das Considerações Finais descrevemos as principais conclusões obtidas nesse trabalho.

Capítulo 2

METODOLOGIA

Neste capítulo, descreveremos de forma resumida e objetiva os principais conceitos relacionados aos modelos, critérios e testes estatísticos utilizados em nossa análise de dados dos Fundos de Investimento. Para mais detalhes sobre a análise de séries temporais e os conceitos apresentados abaixo recomendamos os livros de Brockwell e Davis (2010) e de Morettin e Tolo (2006).

2.1 Conceitos Fundamentais

Morettin e Tolo (2006) afirmam que uma série temporal, $\{x_t\}$, é qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo ($t = 1, 2, 3, \dots$). Veja também Brockwell e Davis (2010). Nesse tipo de análise o objetivo é construir modelos tais que possamos:

- a) investigar o mecanismo gerador da série temporal;
- b) procurar periodicidades relevantes no dados;
- c) descrever o comportamento da série; e
- d) fazer previsões de valores futuros da série.

Um modelo de série temporal é descrito por um processo estocástico. Independentemente da classificação feita da série temporal, sempre poderemos utilizar uma grande quantidade de modelos diferentes para descrever o comportamento dessa série. A construção de um modelo depende, dentre outros fatores, do comportamento dos dados e do fenômeno observado, do nosso conhecimento a priori e do objetivo da análise.

2.1.1 Estacionariedade

Uma série temporal $\{x_t\}$ é dita estritamente estacionária se todas as distribuições de qualquer coleção finita de vetores aleatórios indexados no tempo permanecem as mesmas sob translações no

tempo. Ou seja, temos todos os momentos - incluindo média, variância e covariância - constantes ao longo do tempo.

Uma série temporal $\{x_t\}$ é dita estacionária de segunda ordem se a média e a variância são constantes ao longo do tempo, e se sua autocovariância e sua autocorrelação (termos definidos nas próximas seções) dependem somente da defasagem (distância entre as observações).

2.1.2 Autocovariância e Autocorrelação

Nos modelos de séries temporais, um papel fundamental é desempenhado pelas *propriedades de segunda ordem*, que incluem média, variância, autocovariância e autocorrelação, com as duas últimas sendo funções do instante de tempo que separam as variáveis temporalmente. Esse número de instante de tempo é chamado de *defasagem*. A correlação de uma variável com ela mesma em diferentes instantes de tempo é denominada de *autocorrelação*. Se o modelo de série temporal, $\{x_t\}$, é estacionário de segunda ordem, a *função de autocovariância (FACV)*, γ_k , pode ser definida como uma função de defasagem k :

$$\gamma_k = E[(x_t - \mu)(x_{t+k} - \mu)],$$

sendo μ o nível da série, ou seja, $\mu = E(x_t)$.

A *função de autocorrelação (FAC)* de defasagem k é definida por:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0},$$

sendo γ_0 a variância, $\gamma_0 = \text{Var}(x_t)$, do processo gerador da série temporal e $\rho_0 = 1$.

Vimos acima como calcular a função de autocorrelação para um modelo simples de série temporal. Para avaliar o grau de dependência dos dados e selecionar um modelo que se adeque bem aos dados, uma ferramenta importante é a *FAC amostral*. Se acreditarmos que os valores observados são de uma série estacionária, então a *FAC amostral* vai nos fornecer uma boa estimativa para a função de autocorrelação da série temporal.

Sejam x_1, \dots, x_n observações de uma série temporal de tamanho n . A média amostral de x_1, \dots, x_n é dada por

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_t.$$

A *função de autocovariância amostral* é dada por:

$$\hat{\gamma}_k = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-|k|} (x_{t+|k|} - \bar{x})(x_t - \bar{x}), \quad \text{para } -n < k < n,$$

e a função de autocorrelação amostral por

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0}, \quad \text{para } -n < k < n.$$

2.2 Modelo ARIMA

Os modelos *Autoregressivos Integrados e Médias Móveis* (ARIMA) descrevem o comportamento de séries temporais onde a diferença entre os valores gerados pelos modelos e os valores observados resultam em séries de resíduos de comportamento aleatório em torno do zero com variância constante.

Esses modelos são capazes de descrever os processos de geração de inúmeras séries temporais sem levar em conta as relações econômicas, por exemplo. Eles podem descrever tanto o comportamento estacionário como o não estacionário. Essa metodologia faz previsões a partir de valores já conhecidos de uma certa série.

Os modelos ARIMA possuem alguns casos particulares como os modelos *Autoregressivo e de Médias Móveis* (ARMA), *Autoregressivo* (AR) e *Médias Móveis* (MA), que serão brevemente descritos a seguir.

2.2.1 Modelo ARMA

Um caso particular do modelo ARIMA é o ARMA, onde modela-se uma série temporal estacionária. Os modelos ARMA são excelentes modelos de previsão a curto prazo. Como o processo observado a ser modelado é estacionário, temos a possibilidade de fixar parâmetros a fim de prever o futuro de acordo com o passado. Em geral, acreditamos que as séries são fracamente estacionárias, assim garantimos que a média e a variância sejam invariantes ao longo do tempo, e que a autocorrelação não dependa do tempo.

Temos uma diferença básica entre o modelo de regressão clássica e o modelo de séries temporais do tipo ARMA que é o fato de não podermos assumir independência entre as observações. Um modelo ARMA modela o grau de autocorrelação entre desvios e observações defasadas.

Quando falamos em modelos ARIMA, esses modelos são ajustados à série original. Já os modelos ARMA, consideram uma série diferenciada. Supondo, então, que Y_t seja uma série estacionária, o modelo ARMA é escrito da seguinte forma:

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}. \quad (2.1)$$

sendo ε_t um ruído branco, isto é, independentes para todo t , com média 0 (zero) e variância constante.

O melhor modelo é aquele onde temos $\min(p, q)$ (seguindo o princípio da parcimônia), ou seja, utilizamos o menor conjunto de parâmetros possível.

Esses modelos podem ser separados em dois modelos complementares a fim de facilitar a compreensão. São eles: o modelo AR e o modelo MA.

2.2.2 Modelo Autoregressivo

Um modelo autoregressivo é como o próprio nome diz, uma regressão sobre ele mesmo. Especificamente, um modelo autoregressivo de ordem p , satisfaz a seguinte equação:

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t.$$

O valor atual da série Y_t é uma combinação linear de todos os p valores mais recentes e anteriores a t adicionada do termo ε_t , que incorpora todos os valores novos da série que não podem ser explicados pelos valores passados. Então, para cada t , assumimos $Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, \dots$, independentes de ε_t .

Um caso particular simples que é de extrema importância e será utilizado na nossa análise é o modelo autoregressivo de ordem 1, denotado por $AR(1)$, e descrito a seguir:

$$Y_t = \mu + \phi Y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (2.2)$$

sendo ε_t um ruído branco, isto é, independentes para todo t , com média 0 (zero) e variância constante.

Para um processo $AR(1)$, temos as seguintes funções de autocovariância:

$$\gamma_0 = \frac{\sigma_\varepsilon^2}{1 - \phi^2}$$

e

$$\gamma_k = \frac{\phi^k \sigma_\varepsilon^2}{1 - \phi^2},$$

e a seguinte função de autocorrelação:

$$\rho_k = \phi^k \quad \text{para } k = 1, 2, 3, \dots$$

2.2.3 Modelo de Médias Movéis

Esse modelo corresponde a um processo de médias móveis de ordem q em que cada observação Y_t é gerada por uma média ponderada dos erros aleatórios em q períodos passados. O modelo é dado por

$$Y_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q},$$

que chamamos de média móvel de ordem q e denotamos por $MA(q)$.

Para um processo geral $MA(q)$ com $\text{Var}(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2$, temos que:

$$\gamma_0 = (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2) \sigma_\varepsilon^2$$

e

$$\rho_k = \begin{cases} \frac{-\theta_k + \theta_1 \theta_{k+1} + \theta_2 \theta_{k+2} + \dots + \theta_{q-k} \theta_q}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2}, & \text{para } k = 1, \dots, q \\ 0, & \text{para } k > q, \end{cases}$$

sendo o numerador de ρ_q apenas θ_q . A função de autocorrelação, portanto, é zero para toda a defasagem maior ou igual a q .

2.3 Modelo de Vetor Autoregressivo

Um modelo multivariado de séries temporais extremamente útil na modelagem de retornos é o modelo de *Vetor Autoregressivo* (VAR) de ordem 1. Uma série temporal multivariada $\{\mathbf{Y}_t\}$ é um processo VAR de ordem 1, denotado por VAR(1), se for descrito por:

$$\mathbf{Y}_t = \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Phi} \mathbf{Y}_{t-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_t, \quad (2.3)$$

sendo \mathbf{Y}_t o vetor d -dimensional representando a série temporal multivariada, $\boldsymbol{\mu}$ o vetor d -dimensional representando o nível de cada série, $\boldsymbol{\Phi}$ a matriz $d \times d$ que descreve a dependência temporal das séries, e $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ uma sequência de vetores aleatórios serialmente não correlacionados com média zero e matriz de covariância constante $\boldsymbol{\Sigma}$. Para aplicação do modelo é necessário que a matriz de covariância $\boldsymbol{\Sigma}$ seja simétrica e positiva definida, caso contrário a dimensão de \mathbf{Y}_t pode ser reduzida. A distribuição de $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ é assumida frequentemente como uma normal multivariada.

Para maiores detalhes sobre o modelo VAR veja também Prado e West (2010, pp. 251-262).

2.4 Estimação por Máxima Verossimilhança

O método de estimação por máxima verossimilhança trata o problema de estimação da seguinte forma: baseado nos resultados obtidos pela amostra, devemos determinar qual a distribuição,

dentre todas aquelas definidas pelos possíveis valores de seus parâmetros, com maior possibilidade de ter gerado tal amostra.

Sejam θ o vetor de parâmetros dos modelos a serem estimados e (Y_1, Y_2, \dots, Y_n) a amostra das observações temporais. Então, a função de verossimilhança é dada por

$$L(\theta) = f(Y_1, Y_2, \dots, Y_n | \theta).$$

O estimador de máxima verossimilhança é dado pelo valor $\hat{\theta}$ que maximiza a função $L(\theta)$, isto é,

$$\hat{\theta}_{EMV} = \max_{\theta} L(\theta).$$

Logo, o estimador de máxima verossimilhança escolhe o parâmetro que melhor explica a amostra observada.

Neste trabalho utilizaremos a estimação por máxima verossimilhança ou formas aproximadas da estimação por máxima verossimilhança. Para a estimação dos modelos ARMA e VAR por máxima verossimilhança utilizaremos os métodos numéricos presentes no programa R (R Core Team, 2014) e seus pacotes.

2.5 Testes de Normalidade e Independência dos Resíduos

Abaixo descrevemos testes de normalidade e de independência utilizados neste trabalho. Veja Gujarati (2004) para maiores informações sobre cada um dos testes abaixo.

2.5.1 Teste de Shapiro-Wilk

O teste de Shapiro-Wilk calcula uma estatística W que testa, sob a hipótese nula H_0 , se uma amostra aleatória de tamanho n provém de uma distribuição normal. Valores pequenos de W são evidências de desvio de normalidade e esses valores podem ser obtidos via simulação.

A estatística W é calculada de acordo com a seguinte equação:

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i X_{(i)})^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2},$$

em que os $X_{(i)}$'s são os valores amostrais ordenados e os a_i 's são constantes geradas das médias, variâncias e covariâncias das estatísticas de ordem de uma amostra aleatória de tamanho n de uma distribuição normal.

2.5.2 Teste de Jarque-Bera

O teste de Jarque-Bera é um teste de bondade do ajuste que avalia se a assimetria e a curtose indicam uma distribuição normal.

A estatística de teste J é dada por:

$$J = n \left[\frac{A^2}{6} + \frac{(C - 3)^2}{24} \right],$$

sendo n o número de observações, A o coeficiente de assimetria amostral e C o coeficiente de curtose amostral. Sob a hipótese de normalidade, as médias destes estimadores são assintoticamente 0 e 3, e suas variâncias assintóticas $6/n$ e $24/n$, respectivamente. Além disso, sob a hipótese nula de normalidade, e para n grande, J tem distribuição aproximada de qui-quadrado com 2 graus de liberdade. Se os dados forem realmente normais, espera-se que A e $C - 3$ sejam próximos de zero. Valores grandes de A e/ou $C - 3$, conseqüentemente J , levam a rejeição da hipótese nula de normalidade dos dados.

2.5.3 Teste de Ljung-Box

Em vez de testar a significância estatística de qualquer coeficiente de autocorrelação, podemos testar a hipótese de que um certo conjunto de coeficientes sob uma certa quantidade de defasagens são simultaneamente iguais a zero. Isso pode ser feito usando a estatística L definida como:

$$L = n(n + 2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{n - k},$$

sendo n o tamanho da amostra e m o número de defasagens. Este teste é uma versão melhorada do teste de Box-Pierce. Ambos são conhecidos como teste de Portmanteau.

Sob a hipótese nula, a estatística L tem distribuição qui-quadrado com m graus de liberdade. Se os dados forem independentes e identicamente distribuídos, então espera-se que as autocorrelações para qualquer defasagem sejam próximas de zero. Valores altos de pelo menos uma autocorrelação sugere dependência dos dados. Neste caso valores altos de L levam a rejeição da hipótese dos dados serem não correlacionados. Se a hipótese nula não for rejeitada e tivermos normalidade, então em geral assume-se que os dados são independentes.

2.6 Critério de Informação de Akaike

O critério de informação de Akaike (Akaike, 1974, AIC) é definido como:

$$\text{AIC} = -2 \ln(L(\hat{\theta})) + 2p,$$

sendo L a função de máxima verossimilhança do modelo no ponto de máximo $\hat{\theta}$, e p o número de parâmetros considerados no modelo. O primeiro termo do lado direito da equação é responsável pela qualidade de ajuste do modelo e o segundo termo uma penalidade pela adição de parâmetros ao modelo. Ao compararmos dois modelos, escolhemos aquele que apresenta menor AIC.

Existem modificações do critério de Akaike e até mesmo outros critérios, mas decidimos utilizar somente este em nossas aplicações no capítulo seguinte.

Capítulo 3

APLICAÇÃO E RESULTADOS

Analizamos Fundos de Investimento que têm um período mínimo de taxas de retorno de 36 meses, fechados em junho de 2013. Escolhemos trabalhar com fundos sob gestão de bancos comerciais (Itaú e Bradesco) e bancos voltados somente para investimento (Votorantim e JP Morgan).

Nosso objetivo aqui é entender o processo gerador de algumas séries temporais dentro de cada grupo de Fundos de Investimentos utilizando as premissas básicas de alguns modelos. Analizamos modelos de séries temporais univariados para as diversas séries dentro de cada grupo de Fundos de Investimento e também selecionamos algumas dessas séries com o intuito de fazer uma modelagem conjunta. Não pretendemos exaurir todas as possibilidades de modelagem sim apenas entender como alguns destes Fundos de Investimentos - dentro de um mesmo grupo - se comportam. Finalmente, fazemos a previsão de curto prazo - um passo à frente - para cada série baseado nos modelos univariados e multivariados para verificar se existem semelhanças e diferenças entre estes modelos. Contudo, não pretendemos avaliar a qualidade destas previsões para estes modelos.

Inicialmente decidimos ajustar os seguintes modelos $ARMA(p,q)$ e seus casos particulares: ruído branco, $AR(1)$, $AR(2)$, $MA(1)$, $MA(2)$ e $ARMA(1,1)$. Utilizamos a hipótese de normalidade dos erros como na equação 2.1. Notamos, então, que para a maioria das séries temporais o modelo autoregressivo de ordem 1, $AR(1)$, teve melhor ajuste por um critério de seleção de modelos, o AIC. A partir daí decidimos ajustar um modelo autoregressivo de ordem 1 e avaliar a significância dos coeficientes da autoregressão, além das suposições de normalidade, homocedasticidade e independência dos resíduos. Verificamos que os resíduos dos ajustes de várias séries apresentavam correlações significativas, mostrando a dependência natural destes fundos de investimentos para cada um dos grupos analisados. Decidimos então selecionar poucos destes fundos através dessas correlações altas e significativas, mas cujos coeficientes autoregressivos fossem valores mais elevados possíveis dentro das séries ajustadas e tais que testes estatísticos nos resíduos das séries selecionadas não rejeitassem as hipóteses de normalidade e de independência. Seguimos a análise ajustando um modelo VAR de ordem 1, $VAR(1)$, para estes fundos selecionados. Para efeitos de

comparação de resultados, mostramos a previsão um passo à frente e seu intervalo de previsão dos modelos (univariados) AR(1) para cada série, e o mesmo para o modelo VAR(1), todos estimados por máxima verossimilhança. Todas essas análises foram feitas utilizando R Core Team (2014) e alguns de seus pacotes, e estão divididas nas seções abaixo.

3.1 Fundos Multimercado

Para os Fundos Multimercado, avaliamos 36 séries de taxas de retornos de sessenta meses correspondentes ao período de julho de 2008 a junho de 2013. No apêndice A listamos esses fundos.

Dentre os Fundos Multimercado selecionados, ficamos com fundos geridos somente pelo Banco Votorantim e o Banco Itaú. O patrimônio líquido aqui varia de R\$ 427.813,34 a R\$ 531.324.089,62. Enquanto o indicador que dá a referência de desempenho que o fundo busca acompanhar (*Benchmark*) é o CDI.

As tabelas 3.1 e 3.2 apresentam algumas estatísticas descritivas desses 36 fundos, incluindo medidas de autocorrelação amostral de defasagem 1, assimetria e curtose.

A análise da autocorrelação nos induziu à modelagem de séries temporais. Então, inicialmente ajustamos alguns modelos ARMA para verificar qual desses modelos melhor ajustava os dados. A tabela 3.3 apresenta o AIC de todos os ajustes. Vinte e dois dos trinta e seis fundos analisados se ajustaram bem ao modelo AR(1).

Nesta etapa, não desconsideramos critérios importantes como o teste de normalidade e de independência dos resíduos dos ajustes. Também verificamos todos os ajustes do modelo AR(1) às 36 séries temporais dos Fundos Multimercado. Alguns ajustes do modelo AR(1) aos dados não passaram no teste de normalidade e/ou de independência dos resíduos.

Para ilustrar os testes realizados comparamos abaixo dois fundos multimercado, MM13 (não passou nos testes de normalidade) e MM31 (passou no teste de normalidade e foi utilizado na análise). Percebemos na figura 3.1 que o fundo MM31 se adequa à todas as suposições que fizemos de normalidade e independência dos resíduos. Essa foi a análise prévia realizada para todos os fundos da nossa base antes de qualquer ajuste.

Decidimos seguir nossa análise nos baseando no modelo AR(1) para as séries que tinham um bom ajuste e as hipóteses de normalidade e independência não foram rejeitadas. Fizemos a análise de homocedasticidade do erro por análises gráficas dos resíduos. Após estas diversas verificações, calculamos a correlações das séries de resíduos dos diversos ajustes às diferentes séries para as quais o modelo AR(1) teve bom ajuste (incluindo todas as hipóteses do modelo). Então, notamos a existência de diversas correlações com valores altos (em nossa análise consideramos valores em

Tabela 3.1: Média, mediana e desvio padrão amostral dos Fundos Multimercado.

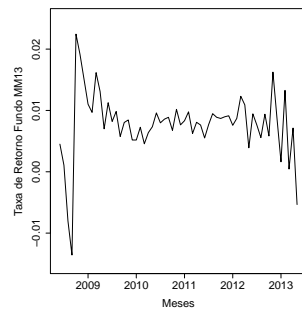
Fundo	Média	Mediana	D. Padrão	Fundo	Média	Mediana	D. Padrão
MM1	0,00784	0,00850	0,04815	MM19	0,00786	0,00801	0,00425
MM2	0,00881	0,01116	0,04992	MM20	0,00857	0,00845	0,00532
MM3	0,01134	0,01348	0,02604	MM21	0,00783	0,00845	0,00715
MM4	0,00673	0,00715	0,01046	MM22	0,00686	0,00757	0,00381
MM5	0,00702	0,00796	0,00580	MM23	0,00816	0,00815	0,00392
MM6	0,00655	0,00765	0,01035	MM24	0,00757	0,00818	0,00215
MM7	0,01023	0,01060	0,01193	MM25	0,00768	0,00764	0,00438
MM8	0,00774	0,00830	0,00497	MM26	0,00754	0,00774	0,00287
MM9	0,00909	0,00935	0,00660	MM27	0,00840	0,00868	0,00254
MM10	0,00756	0,00822	0,00219	MM28	0,00807	0,00812	0,00264
MM11	0,00890	0,00951	0,00874	MM29	0,00844	0,00851	0,00452
MM12	0,00590	0,00855	0,01729	MM30	0,00821	0,00832	0,00262
MM13	0,00777	0,00814	0,00549	MM31	0,00811	0,00809	0,00159
MM14	0,00793	0,00826	0,00478	MM32	0,00760	0,00777	0,00211
MM15	0,00695	0,00741	0,00616	MM33	0,00807	0,00780	0,00408
MM16	0,00816	0,00836	0,00470	MM34	0,00960	0,00997	0,00730
MM17	0,00752	0,00809	0,00278	MM35	0,00997	0,00778	0,01127
MM18	0,00780	0,00796	0,00247	MM36	0,01007	0,00810	0,01197

Tabela 3.2: Autocorrelação de defasagem 1 ($\hat{\rho}(1)$), assimetria e curtose amostral dos Fundos Multimercado.

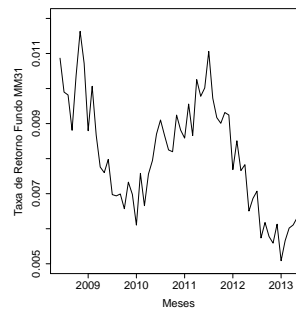
Fundo	$\hat{\rho}(1)$	Assimetria	Curtose	Fundo	$\hat{\rho}(1)$	Assimetria	Curtose
MM1	0,40117	-0,97280	3,97269	MM19	0,46676	-1,08151	2,16211
MM2	0,46787	-1,18944	4,13036	MM20	0,42401	-0,59487	1,36162
MM3	0,45004	-0,73686	5,44576	MM21	0,33961	-3,40455	16,90085
MM4	0,31737	-0,20592	0,20975	MM22	0,59735	-4,04121	19,12962
MM5	0,31578	-4,06763	20,84244	MM23	0,40889	-0,55986	1,42895
MM6	0,23810	-0,98863	2,86602	MM24	0,41337	-1,53806	4,80620
MM7	0,18446	0,06109	0,80266	MM25	0,22776	-0,72050	4,50338
MM8	0,45298	-2,58557	11,63178	MM26	0,27892	-1,93336	6,75189
MM9	0,18473	-0,01475	-0,64970	MM27	0,40442	-0,53155	0,51037
MM10	0,48547	-1,04044	0,98769	MM28	0,25385	-0,02646	0,84176
MM11	0,48589	-0,61641	1,90737	MM29	0,35747	-0,67568	6,85816
MM12	0,04770	-7,12790	5078758	MM30	0,27853	0,19642	2,64809
MM13	0,23246	-1,03290	4,05850	MM31	0,82341	0,09868	-0,92490
MM14	0,50427	-1,34607	2,75937	MM32	0,63047	-0,79013	0,84574
MM15	0,03190	0,01734	1,57688	MM33	0,35322	0,88094	3,15138
MM16	0,46567	-1,03639	1,91422	MM34	0,12876	-0,12917	0,61085
MM17	0,38137	-2,20676	10,35450	MM35	0,52793	3,78345	16,74399
MM18	0,42661	-3,07055	14,80129	MM36	0,36021	1,23792	5,59673

Tabela 3.3: Resultados dos AIC dos ajustes dos modelos ARMA incluindo o ruído branco (RB) para os Fundos Multimercado. Em negrito é dado o menor AIC, indicando o melhor ajuste.

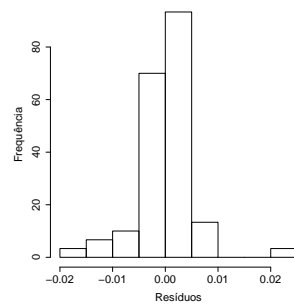
Fundo	RB	AR(1)	AR(2)	MA(1)	MA(2)	ARMA(1,1)	Fundo	RB	AR(1)	AR(2)	MA(1)	MA(2)	ARMA(1,1)
MM1	-190,8	-199,5	-197,8	-199,8	-198,0	-198,0	MM19	-482,1	-496,4	-494,5	-494,2	-493,8	-494,5
MM2	-186,4	-199,7	-198,5	-199,7	-198,7	-198,7	MM20	-455,1	-465,9	-464,1	-465,2	-463,9	-464,1
MM3	-264,5	-276,5	-274,7	-273,7	-273,9	-274,7	MM21	-419,6	-425,1	-423,3	-424,5	-423,8	-423,2
MM4	-373,9	-378,9	-377,5	-377,5	-376,5	-377,9	MM22	-495,2	-519,2	-521,9	-518,1	-522,4	-520,8
MM5	-444,6	-449,4	-448,6	-447,8	-446,9	-449,2	MM23	-491,7	-502,1	-500,3	-500,3	-499,0	-500,3
MM6	-375,3	-377,0	-375,0	-376,9	-374,9	-375,3	MM24	-563,7	-579,4	-582,3	-571,8	-573,3	-587,5
MM7	-358,2	-358,3	-358,6	-357,7	-358,4	-357,4	MM25	-478,6	-479,8	-478,6	-480,8	-479,0	-478,9
MM8	-463,4	-476,1	-475,10	-479,7	-477,7	-477,8	MM26	-529,0	-532,5	-532,6	-530,9	-531,2	-533,5
MM9	-429,1	-429,3	-427,5	-429,1	-427,1	-428,5	MM27	-543,9	-554,3	-553,5	-550,4	-552,6	-553,9
MM10	-561,6	-580,7	-592,9	-569,7	-583,3	-588,8	MM28	-539,2	-541,4	-539,9	-540,6	-539,6	-541,1
MM11	-395,5	-409,9	-408,1	-407,6	-408,1	-408,1	MM29	-474,7	-481,0	-479,4	-480,7	-479,7	-479,3
MM12	-313,7	-311,8	-309,8	-311,8	-309,8	-309,8	MM30	-540,2	-543,4	-542,0	-542,7	-540,9	-542,2
MM13	-451,3	-453,0	-451,1	-452,9	-451,2	-451,0	MM31	-600,0	-675,3	-678,1	-635,5	-647,6	-678,2
MM14	-468,0	-485,4	-483,6	-483,0	-482,9	-483,6	MM32	-566,3	-604,5	-611,8	-589,4	-588,6	-614,7
MM15	-437,5	-435,6	-433,7	-435,6	-433,9	-435,2	MM33	-486,9	-493,2	-491,2	-492,6	-491,3	-491,2
MM16	-470,0	-484,0	-482,1	-482,1	-481,4	-482,1	MM34	-417,1	-416,3	-414,3	-416,3	-414,4	-417,0
MM17	-532,8	-540,2	-538,3	-539,1	-537,7	-538,3	MM35	-365,0	-382,6	-380,7	-379,6	-379,9	-380,7
MM18	-547,2	-557,3	-555,4	-555,2	-554,7	-555,4	MM36	-357,8	-364,3	-373,2	-371,0	-369,1	-369,0



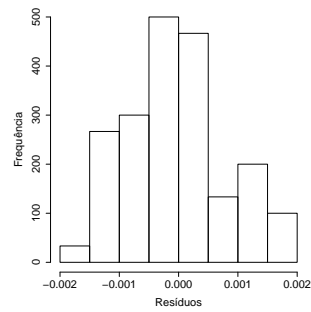
(a) MM13



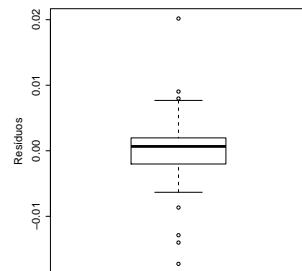
(b) MM31



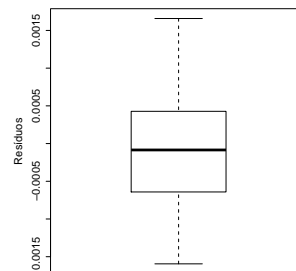
(c) MM13



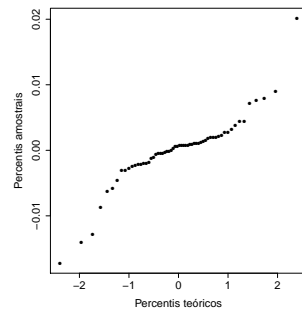
(d) MM31



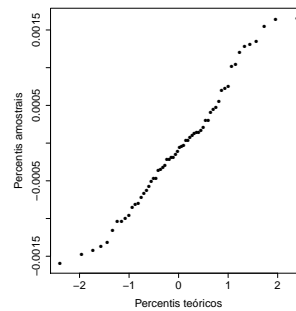
(e) MM13



(f) MM31



(g) MM13



(h) MM31

Figura 3.1: Comparação das séries dos fundos MM13 e MM31, e das análises dos resíduos dos ajustes do modelo AR(1) para cada série.

Tabela 3.4: Resultados dos testes de normalidade (Shapiro e Jarque-Bera) e de independência (Ljung-Box) dos resíduos (valor p) dos ajustes dos fundos MM13 e MM31.

Fundo	Valor p		
	Shapiro	Jarque-Bera	Ljung-Box ($m = 5$)
MM13	10^{-5}	10^{-11}	0,8628
MM31	0,2903	0,5135	0,1479

módulo maiores que 0,5). A partir daí, selecionamos cinco destes fundos, a saber MM4, MM11, MM20, MM27 e MM31. Os resultados dos ajustes do modelo autoregressivo de ordem 1 e dos testes de normalidade e independência dos resíduos se encontram na tabela 3.5. Lembramos que estamos interessados em entender o comportamento de algumas destas séries e não todas elas. Mesmo porque algumas séries têm comportamento muito parecido (gerando correlações próximas de 1) devido ao fato de pertencerem ao mesmo banco e provavelmente terem a mesma política de investimento.

Tabela 3.5: Resultados dos ajustes do modelo AR(1) as séries temporais incluindo os testes de normalidade (Shapiro e Jarque-Bera) e de independência (Ljung-Box) dos resíduos (valor p) para os 5 Fundos Multimercado selecionados. Entre parênteses é dado o erro padrão da estimativa dos coeficientes.

Fundo	$\hat{\mu}$	$\hat{\phi}$	$\hat{\sigma}$	Valor p		
	Nível	Coef. AR	D. Padrão	Shapiro	Jarque-Bera	Ljung-Box
MM4	0,0064 (0,0019)	0,3463 (0,1267)	0,0098	0,4167	0,6712	0,7592
MM11	0,0087 (0,0019)	0,4893 (0,1122)	0,0075	0,3038	0,7556	0,7603
MM20	0,0084 (0,0011)	0,4480 (0,1186)	0,0047	0,1615	0,1439	0,7671
MM27	0,0083 (0,0006)	0,4601 (0,1232)	0,0023	0,1378	0,1735	0,6744
MM31	0,0082 (0,0007)	0,8703 (0,0650)	0,0008	0,2903	0,5135	0,2757

Os níveis dos cinco ajustes são positivos e estatisticamente significativos, indicando que a estimativa de retorno a longo prazo também tende a ser positiva. Percebemos ainda que o coeficiente autoregressivo de todos os ajustes é positivo e estatisticamente significativo, demonstrando que a taxa de retorno do mês atual depende muito das taxas de retorno dos meses passados. Isto

é, espera-se que um retorno positivo seja seguido de um retorno positivo, e um retorno negativo seja seguido de um retorno negativo.

A tabela 3.6 mostra a matriz de correlações amostral dos resíduos dos ajustes do modelo AR(1) aos 5 fundos selecionados.

Tabela 3.6: Matriz de correlações dos resíduos dos ajustes AR(1) dos 5 Fundos Multimercado selecionados.

Fundos	MM4	MM11	MM20	MM27	MM31
MM4	1,00	0,64	0,59	0,67	0,26
MM11	0,64	1,00	0,82	0,74	0,33
MM20	0,59	0,82	1,00	0,72	0,56
MM27	0,67	0,74	0,72	1,00	0,34
MM31	0,26	0,33	0,56	0,34	1,00

Aqui vamos desconsiderar a dependência entre os fundos selecionados e fazer a previsão para a taxa de retorno incluindo os intervalos de previsão. Os investidores costumam olhar para o retorno a curto prazo e por conta disso vamos fazer essa previsão somente com um passo à frente. Os resultados se encontram na tabela 3.7 e na figura 3.2. Podemos ver que estes resultados indicam que apenas os fundos MM27 e MM31 teriam, no mês de julho de 2013, retornos positivos e estatisticamente significativos.

Tabela 3.7: Previsão um passo à frente e intervalos de confiança do modelo AR(1) para as previsões a nível de 95% para os Fundos Multimercado selecionados.

Fundos	y_{60}	\hat{y}_{61}	I.C. Inferior	I.C. Superior
MM4	-0,0128	-0,0002	-0,0194	0,0189
MM11	0,0010	0,0049	-0,0096	0,0233
MM20	-0,0019	0,0038	-0,0055	0,0131
MM27	0,0012	0,0050	0,0006	0,0095
MM31	0,0063	0,0066	0,0050	0,0082

Dado os ajustes do modelo AR(1) as 5 séries de retornos e as correlações altas dos resíduos destes ajustes, notamos que existia forte dependência entre os retornos destes 5 fundos de investimento. Propomos, então, o ajuste de um modelo VAR(1) por ser mais comparável com o AR(1). Vamos continuar assumindo normalidade na equação 2.3, mas agora usaremos a normal multivariada para fins de adequação ao modelo. A tabela 3.8 mostra os resultados do ajuste considerando apenas os 5 fundos selecionados anteriormente.

Tabela 3.8: Resultados dos ajustes VAR(1) para os Fundos Multimercado selecionados. Entre parênteses o erro padrão das estimativas.

Fundos	MM4 (j=1)	MM11 (j=2)	MM20 (j=3)	MM27 (j=4)	MM31 (j=5)
σ_j	0,0100	0,0079	0,0049	0,0023	0,0008
μ_j	0,0010 (0,0073)	0,0038 (0,0058)	0,0011 (0,0036)	0,0026 (0,0017)	0,0012 (0,0006)
ϕ_{1j}	0,1730 (0,2048)	0,3126 (0,3158)	-0,0267 (0,4919)	-0,1256 (1,1801)	0,4034 (1,1554)
ϕ_{2j}	0,1170 (0,1624)	0,5146 (0,2504)	-0,1629 (0,3901)	-0,2378 (0,9360)	0,3909 (0,9164)
ϕ_{3j}	0,1064 (0,1006)	0,0096 (0,1551)	0,3044 (0,2416)	-0,1733 (0,5797)	0,6682 (0,5676)
ϕ_{4j}	0,0311 (0,0471)	0,0002 (0,0726)	0,0712 (0,1130)	0,0933 (0,2712)	0,5173 (0,2655)
ϕ_{5j}	-0,0090 (0,0165)	-0,0188 (0,0255)	-0,0215 (0,0397)	0,0567 (0,0951)	0,8346 (0,0931)

Note que o modelo VAR(1) descrito pela equação 2.3 apresenta uma matriz de coeficientes Φ e os erros uma matriz de covariâncias Σ , e que também os resíduos dos ajustes dos modelos AR(1) nos indicaram uma dependência entre as séries. Entretanto, os parâmetros destes modelos AR(1) - incluindo os coeficientes autoregressivos que representam o grau de dependência das séries - foram estimados sem levar em consideração esta estrutura de dependência. Assim, a matriz de coeficientes do modelo VAR(1) não necessariamente tem que seguir o padrão de dependência dos modelos AR(1) porque este ajuste pode ser afetado pela dependência entre as séries descritas pela matriz de covariâncias Σ dos erros. Ao analisar o modelo VAR(1) dado na equação 2.3 podemos

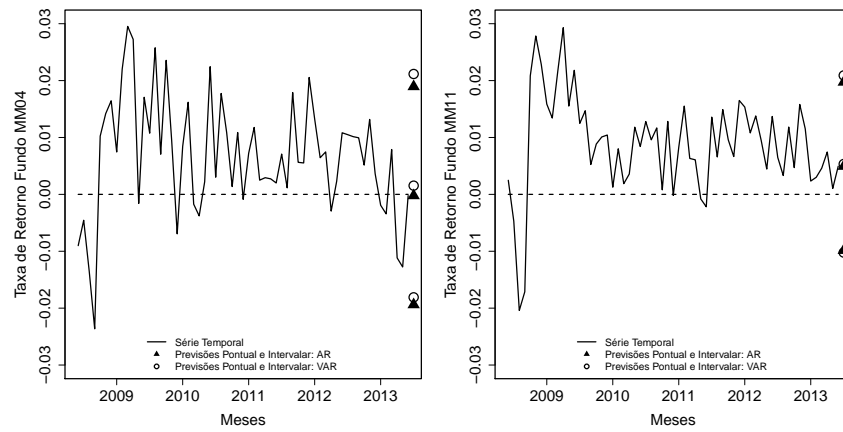
ver que uma série pode ser explicada na verdade pelas outras séries sem que haja dependência temporal de uma série específica. Isto pode ser trazido dos estudos da normal multivariada e de alguns conceitos de análise multivariada (Johnson e Wichern, 2007).

Ao analisarmos os resultados do ajuste do modelo VAR(1) para os Fundos Multimercados, verificamos que o ajuste nos mostra que somente um coeficiente foi estatisticamente significativo (Fundo MM31). Entretanto, resolvemos manter os demais coeficientes no modelo devido à estrutura de dependência dada por estes coeficientes em conjunto com a matriz de covariâncias. Essa estrutura pode ser vista através das correlações dadas na tabela 3.10. Note que estas correlações são parecidas com as correlações dos resíduos dos ajustes do modelo AR(1) apresentadas na tabela 3.6. Portanto, a análise das séries utilizando o modelo VAR(1) se justifica. A estrutura de correlação induz, apesar de somente um coeficiente ter sido significativo, que todas as séries são dependentes umas das outras e existe também dependência temporal em todas elas.

A tabela 3.9 e a figura 3.2 mostram a previsão diante do ajuste VAR(1). As estimativas pontuais são bem próximas as do modelo AR(1) para cada série. Além disso, as amplitudes de todos os intervalos de confiança são, em geral menores, mas extremamente próximas das amplitudes dos intervalos obtidos através do ajuste AR(1). Através do gráfico 3.2 vemos claramente que nos fundos MM27 e MM31 esperamos realmente uma taxa de retorno positiva.

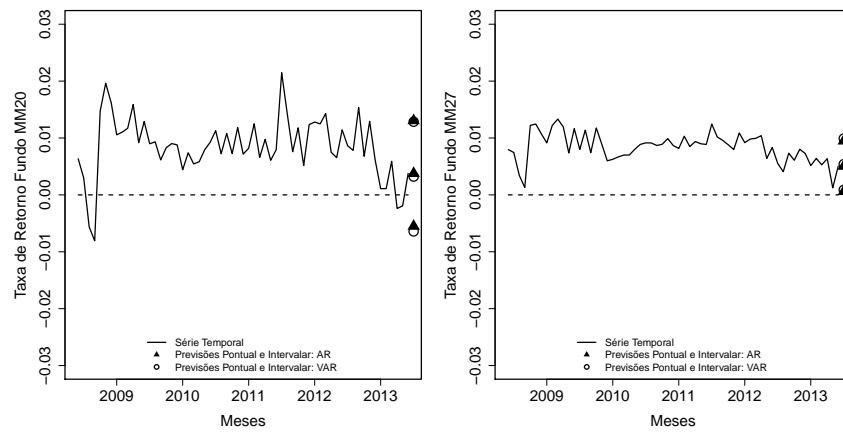
Tabela 3.9: Previsão um passo à frente e intervalos de confiança do modelo VAR(1) para as previsões a nível de 95% para os 5 Fundos Multimercado selecionados.

Fundos	y_{60}	\hat{y}_{61}	I.C. Inferior	I.C. Superior
MM4	-0,0128	0,0015	-0,0181	0,0212
MM11	0,0010	0,0053	-0,0102	0,0209
MM20	-0,0019	0,0032	-0,0064	0,0129
MM27	0,0012	0,0054	0,0009	0,0099
MM31	0,0063	0,0067	0,0051	0,0083



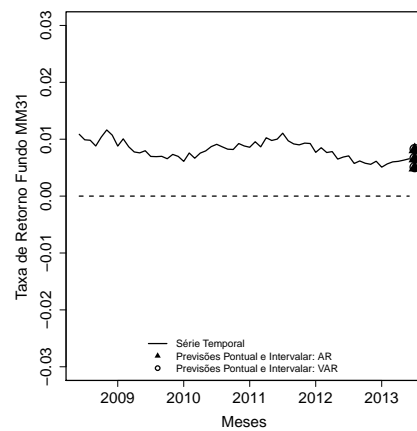
(a) MM04

(b) MM11



(c) MM20

(d) MM27



(e) MM31

Figura 3.2: Séries de retornos dos Fundos Multimercados selecionados e previsões um passo à frente dos ajustes dos modelos AR e VAR.

Tabela 3.10: Matriz de correlações dos resíduos do ajuste VAR(1) dos 5 Fundos Multimercado selecionados.

Fundos	MM4	MM11	MM20	MM27	MM31
MM4	1,00	0,66	0,62	0,71	0,22
MM11	0,66	1,00	0,82	0,77	0,36
MM20	0,62	0,82	1,00	0,74	0,46
MM27	0,71	0,77	0,74	1,00	0,49
MM31	0,22	0,36	0,46	0,49	1,00

3.2 Fundos de Renda Fixa

Para os Fundos de Renda Fixa, avaliamos 28 séries de taxas de retornos de trinta e seis meses correspondentes ao período de julho de 2010 a junho de 2013. No apêndice B listamos esses fundos.

Dentre os Fundos de Renda Fixa selecionados, ficamos com fundos geridos por todos os bancos selecionados. O patrimônio líquido aqui varia de R\$ 2.683.135,95 a R\$ 11.912.071.408,77, enquanto o *Benchmark* é o CDI.

As tabelas 3.11 e 3.12 apresentam algumas estatísticas descritivas desses 28 fundos, incluindo medidas de autocorrelação amostral de defasagem 1, assimetria e curtose.

Percebemos que a média das taxas de retorno mensal é positiva nos mostrando que todos os fundos apresentam rentabilidade. Já a autocorrelação de primeira ordem é mais próxima de 1 e positiva para quase todos os fundos, indicando dependência entre as taxas e nos induzindo também a modelagem de séries temporais.

Os valores de assimetria negativos indicam que comparados à média, os fundos tendem a perder mais, ou seja, tendem a uma taxa de retorno negativa.

Na análise dos Fundos Multimercado ajustamos alguns modelos ARMA e verificamos que de acordo com AIC, o modelo que melhor ajustava os dados era o AR(1). Para os Fundos de Renda Fixa usaremos o mesmo resultado, ajustando esse modelo às 28 séries.

Como na seção anterior, alguns fundos não passaram nos testes de normalidade e/ou independência dos resíduos. Seguimos a análise considerando apenas os fundos que se adequaram bem aos ajustes e onde podemos assumir as hipótese de normalidade e independência dos resíduos. Em seguida, foram calculadas as correlações das séries de resíduos desses ajustes. Diante da existência

Tabela 3.11: Média, mediana e desvio padrão amostral dos Fundos de Renda Fixa.

Fundo	Média	Mediana	D. Padrão	Fundo	Média	Mediana	D. Padrão
RF01	0,00734	0,00788	0,00218	RF15	0,00814	0,00867	0,00169
RF02	0,00791	0,00848	0,00179	RF16	0,00811	0,00860	0,00166
RF03	0,00914	0,00943	0,00158	RF17	0,00772	0,00832	0,00180
RF04	0,01070	0,01349	0,02242	RF18	0,00826	0,00915	0,00178
RF05	0,00986	0,01256	0,02228	RF19	0,00809	0,00892	0,00182
RF06	0,00838	0,00900	0,00183	RF20	0,00857	0,00897	0,00157
RF07	0,00802	0,00868	0,00162	RF21	0,00908	0,00934	0,00147
RF08	0,00720	0,00779	0,00182	RF22	0,00791	0,00813	0,00162
RF09	0,00858	0,00930	0,00203	RF23	0,00736	0,00779	0,00141
RF10	0,00755	0,00806	0,00157	RF24	0,00946	0,00966	0,00532
RF11	0,00821	0,00869	0,00186	RF25	0,00724	0,00766	0,00147
RF12	0,00874	0,00930	0,00192	RF26	0,00976	0,00907	0,00860
RF13	0,00859	0,00913	0,00172	RF27	0,00757	0,00808	0,00158
RF14	0,00820	0,00874	0,00172	RF28	0,01026	0,01059	0,00284

Tabela 3.12: Autocorrelação de defasagem 1 ($\hat{\rho}(1)$), assimetria e curtose amostral dos Fundos de Renda Fixa.

Fundo	$\hat{\rho}(1)$	Assimetria	Curtose	Fundo	$\hat{\rho}(1)$	Assimetria	Curtose
RF01	0,65350	-1,00193	0,91920	RF15	0,85289	-0,05206	-1,16014
RF02	0,74359	-0,16160	-1,11994	RF16	0,84471	-0,14009	-1,28737
RF03	0,81557	-0,11265	-1,06175	RF17	0,86472	-0,20743	-1,35916
RF04	0,08709	-0,29379	0,48000	RF18	0,85197	-0,22145	-1,50586
RF05	0,09048	-0,30875	0,45199	RF19	0,85469	-0,18805	-1,48118
RF06	0,87060	-0,19915	-1,26861	RF20	0,61055	-0,34611	-0,88483
RF07	0,78182	-0,19315	-1,24132	RF21	0,47226	-0,49974	-0,39477
RF08	0,79244	-0,19927	-1,25995	RF22	0,82965	-0,12104	-1,16593
RF09	0,82195	-0,13576	-1,48911	RF23	0,83710	-0,10431	-1,25820
RF10	0,83654	-0,16852	-1,34142	RF24	0,16269	-0,06701	0,45741
RF11	0,87755	-0,10013	-1,12748	RF25	0,79873	-0,15441	-1,29234
RF12	0,76075	-0,55200	0,02538	RF26	0,20732	0,29210	2,40394
RF13	0,85963	-0,17940	-1,07683	RF27	0,85690	-0,18670	-1,31589
RF14	0,86751	-0,17902	-1,09456	RF28	0,00394	0,09023	1,12842

de diversos valores altos, selecionamos cinco fundos para prosseguir com o estudo. Os resultados dos ajustes do modelo autoregressivo de ordem 1 e dos testes de normalidade e independência dos resíduos se encontram na tabela 3.13. Os níveis dos cinco ajustes são positivos e estatisti-

Tabela 3.13: Resultados dos ajustes do modelo AR(1) as séries temporais incluindo os testes de normalidade (Shapiro e Jarque-Bera) e de independência (Ljung-Box) dos resíduos (valor p) para os 5 Fundos de Renda Fixa selecionados. Entre parênteses é dado o erro padrão da estimativa dos coeficientes.

Fundo	$\hat{\mu}$	$\hat{\phi}$	$\hat{\sigma}$	Valor p		
	Nível	Coef. AR	D. Padrão	Shapiro	Jarque-Bera	Ljung-Box
RF06	0,0084 (0,0009)	0,8579 (0,0753)	0,0009	0,6008	0,6895	0,1662
RF07	0,0079 (0,0007)	0,7907 (0,0969)	0,0010	0,2107	0,5831	0,05895
RF11	0,0081 (0,0011)	0,9068 (0,0640)	0,0008	0,8373	0,8064	0,1315
RF13	0,0085 (0,0010)	0,8838 (0,0720)	0,0008	0,9571	0,8528	0,0589
RF17	0,0076 (0,0010)	0,8861 (0,0708)	0,0008	0,9572	0,9342	0,05139

camente significativos, o que indica que a estimativa de retorno a longo prazo será positiva. Os coeficientes autoregressivos estimados estão próximos de 1 e são estatisticamente significativos. Estes coeficientes indicam que as taxas de retornos do mês atual depende muito das taxas de retornos dos meses passados. Isto é, espera-se que um retorno alto seja seguido de um retorno alto, e um retorno baixo seguido de um retorno baixo. Lembramos aqui que estes fundos têm todos retornos positivos. A tabela 3.14 mostra a matriz de correlações amostrais dos resíduos dos

Tabela 3.14: Matriz de correlações dos resíduos dos ajustes AR(1) dos 5 Fundos de Renda Fixa selecionados.

Fundos	RF06	RF07	RF11	RF13	RF17
RF06	1,00	0,60	0,85	0,80	0,88
RF07	0,60	1,00	0,60	0,58	0,61
RF11	0,85	0,60	1,00	0,94	0,94
RF13	0,80	0,58	0,94	1,00	0,93
RF17	0,88	0,61	0,94	0,93	1,00

ajuste do modelo AR(1) as 5 séries de retornos dos Fundos de Renda Fixa selecionados. Como nos Fundos Multimercado, vamos desconsiderar novamente a dependência entre os fundos selecionados e fazer a previsão para a taxa de retorno incluindo o intervalo de previsão. Os resultados se encontram na tabela 3.15. Percebemos que todos os fundos selecionados teriam retorno

Tabela 3.15: Previsão um passo à frente e intervalos de confiança do modelo AR(1) para as previsões a nível de 95% para os Fundos de Renda Fixa selecionados.

Fundos	y_{36}	\hat{y}_{37}	I.C. Inferior	I.C. Superior
RF06	0,0078	0,0079	0,0062	0,0096
RF07	0,0063	0,0067	0,0048	0,0086
RF11	0,0059	0,0061	0,0046	0,0076
RF13	0,0065	0,0068	0,0052	0,0083
RF17	0,0056	0,0058	0,0042	0,0074

positivo em julho de 2013. Além disso, os intervalos de confiança mostram que nenhum deles teria perda com 95% de confiança dado que os extremos de todos os intervalos são positivos. Isso é o que ocorre de fato, pois os Fundos de Renda Fixa investem em ativos relacionados a títulos com retorno fixado, garantindo um retorno positivo aos investidores.

Assim como nos Fundos Multimercado, diante do ajuste AR(1) tivemos correlações altas dos resíduos das séries indicando que estas séries são fortemente dependentes entre si. Vamos propor novamente o ajuste de um modelo VAR(1) por ser mais comparável com o AR(1). A tabela 3.16 mostra os resultados do ajuste VAR(1) para os 5 cinco fundos selecionados.

Na análise do ajuste do modelo VAR(1) aos dados não encontramos nenhum coeficiente estatisticamente significativo. Decidimos manter todos os coeficientes já que fizemos esse mesmo tipo de ajuste para os Fundos Multimercado e além disso, sabemos que existe forte dependência entre os fundos diante das análises realizadas anteriormente. Ao compararmos as correlações da tabela 3.18 obtida através do ajuste VAR(1) e a tabela 3.14 percebemos que parte dos valores praticamente não se alteram e apesar da outra parte divergir um pouco, continuamos com correlações altas e isso nos induz a continuar usando o modelo VAR(1) indicando que as séries são de fato dependentes temporalmente.

Comparando as tabelas 3.17 e 3.15 podemos perceber que as previsões pontuais são bem semelhantes. Um ponto importante aqui é o fato das amplitudes dos intervalos de confiança

Tabela 3.16: Resultados dos ajustes VAR(1) para os Fundos de Renda Fixa selecionados. Entre parênteses o erro padrão das estimativas.

Fundos	RF06 (j=1)	RF07 (j=2)	RF11 (j=3)	RF13 (j=4)	RF17 (j=5)
σ_j	0,0010	0,0009	0,0008	0,0008	0,0009
μ_j	0,0015 (0,0014)	0,0029 (0,0012)	0,0010 (0,0012)	0,0021 (0,0011)	0,0014 (0,0012)
ϕ_{1j}	0,7679 (0,4168)	0,1156 (0,3151)	0,3420 (0,8567)	-0,5171 (0,9312)	0,1481 (0,7016)
ϕ_{2j}	-0,1303 (0,3758)	-0,1852 (0,2841)	1,1144 (0,7724)	-0,8837 (0,8396)	0,7813 (0,6325)
ϕ_{3j}	0,0692 (0,3595)	0,1772 (0,2718)	0,9764 (0,7389)	-0,6100 (0,8032)	0,3048 (0,6051)
ϕ_{4j}	-0,1314 (0,3464)	0,2158 (0,2619)	0,8673 (0,7121)	-0,7412 (0,7740)	0,0,6385 (0,5831)
ϕ_{5j}	0,0187 (0,3802)	0,1174 (0,2873)	0,6359 (0,7814)	-0,8969 (0,8493)	0,9858 (0,6399)

Tabela 3.17: Previsão um passo à frente e intervalos de confiança do modelo VAR(1) para as previsões a nível de 95% para os Fundos de Renda Fixa selecionados.

Fundos	y_{36}	\hat{y}_{37}	I.C. Inferior	I.C. Superior
RF06	0,0078	0,0077	0,0058	0,0096
RF07	0,0063	0,0059	0,0042	0,0076
RF11	0,0059	0,0061	0,0045	0,0078
RF13	0,0065	0,0064	0,0048	0,0080
RF17	0,0056	0,0057	0,0040	0,0074

Tabela 3.18: Matriz de correlações dos resíduos do ajuste VAR(1) dos 5 Fundos de Renda Fixa selecionados.

Fundos	RF06	RF07	RF11	RF13	RF17
RF06	1,00	0,75	0,85	0,82	0,88
RF07	0,75	1,00	0,79	0,77	0,77
RF11	0,85	0,79	1,00	0,97	0,95
RF13	0,82	0,77	0,97	1,00	0,95
RF17	0,88	0,77	0,95	0,95	1,00

serem praticamente as mesmas. Essa análise pode ser vista claramente no gráfico 3.3, onde notamos que nenhum dos fundos nos traria taxa de retorno negativa.

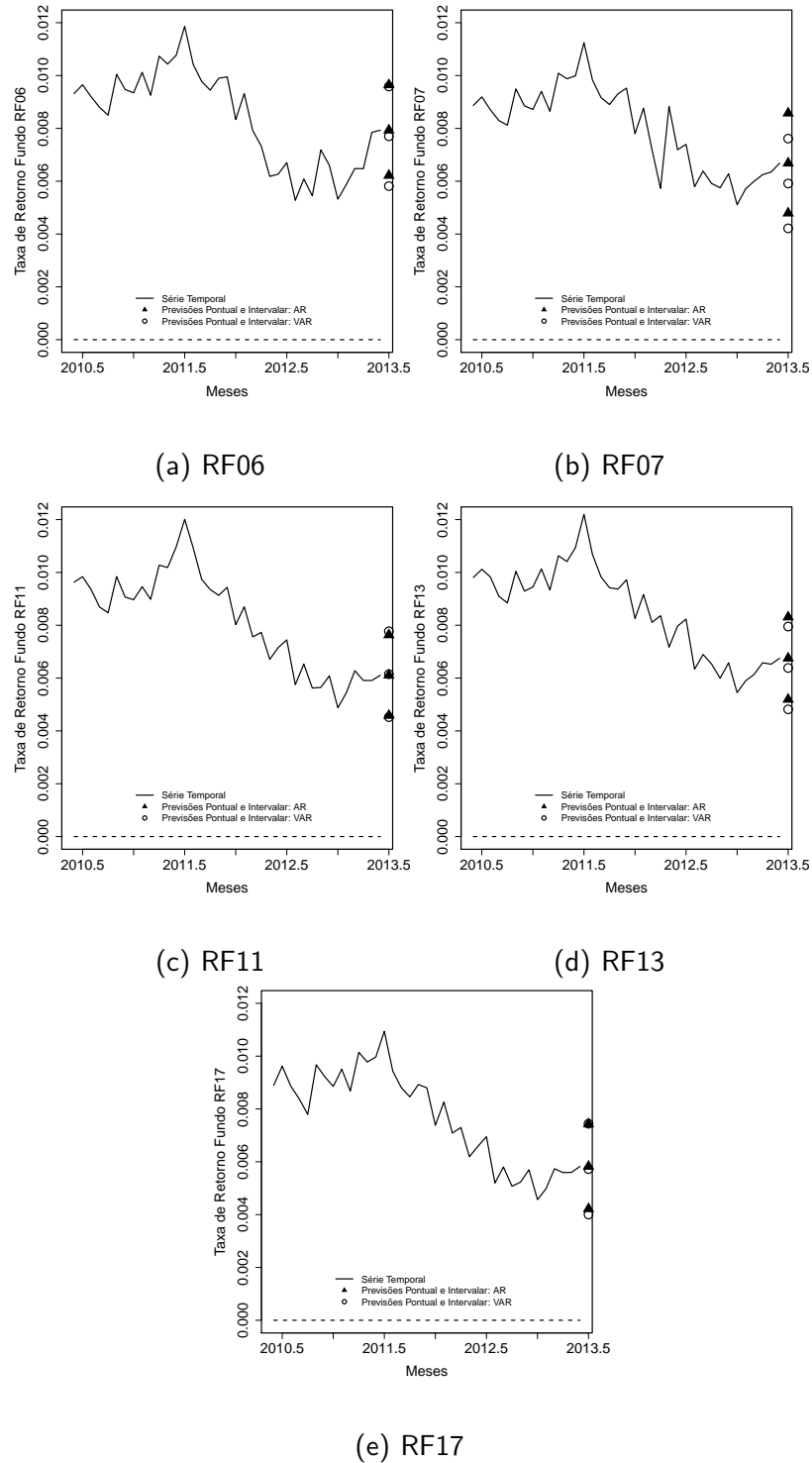


Figura 3.3: Séries de retornos dos Fundos de Renda Fixa selecionados e previsões um passo à frente dos ajustes dos modelos AR e VAR.

3.3 Ações

Para os Fundos de Ações, avaliamos 22 séries de taxas de retornos de trinta e seis meses correspondente ao período de julho de 2010 a junho de 2013. No apêndice C listamos os nomes desses fundos.

Dentre os Fundos de Ações selecionados, ficamos com fundos geridos por todos os bancos selecionados. O patrimônio líquido aqui varia de R\$ 559.279,96 a R\$ 588.515.681,68, enquanto o *Benchmark* é o IBOVESPA.

As tabelas 3.19 e 3.20 apresentam algumas estatísticas descritivas desses 22 fundos, incluindo medidas de autocorrelação amostral de defasagem 1, assimetria e curtose.

Percebemos que a média das taxas de retorno mensal oscila bastante entre valores positivos e negativos. Já as autocorrelações de primeira ordem são pequenas, variando entre valores negativos e positivos, indicando dependência fraca entre as taxas. Testes estatísticos preliminares - via gráfico da FAC amostral - aplicados a estas séries de retornos rejeitaram a hipótese de independência dos valores de cada uma destas séries separadamente. Assim, utilizamos modelos de séries temporais para ajuste dos dados.

Algumas assimetrias são positivas e outras negativas, indicando que comparados à média, os fundos tendem a perder mais no caso de assimetria negativa ou a ganhar mais no caso de assimetria positiva.

Tabela 3.19: Média, mediana e desvio padrão amostral dos Fundos de Ações.

Fundo	Média	Mediana	D. Padrão	Fundo	Média	Mediana	D. Padrão
AC01	-0,00387	-0,00824	0,04949	AC12	0,00218	-0,00352	0,04716
AC02	0,01239	0,01536	0,02675	AC13	-0,00117	-0,01543	0,04745
AC03	0,00553	0,00706	0,03911	AC14	-0,00091	-0,01523	0,04684
AC04	-0,00311	-0,00467	0,04880	AC15	0,00025	-0,00072	0,04448
AC05	-0,00370	-0,00638	0,04959	AC16	-0,00280	-0,01498	0,05002
AC06	-0,00354	-0,00627	0,04915	AC17	-0,00289	-0,01409	0,05482
AC07	0,00372	0,00693	0,04391	AC18	-0,00112	-0,00585	0,03938
AC08	0,00644	0,00171	0,03676	AC19	0,00472	0,00119	0,04116
AC09	0,00832	0,00561	0,03210	AC20	-0,00126	-0,01579	0,04731
AC10	-0,00216	-0,01483	0,04770	AC21	-0,00367	-0,01688	0,04789
AC11	-0,00252	-0,00583	0,04879	AC22	0,00461	0,00020	0,04110

Tabela 3.20: Autocorrelação de defasagem 1 ($\hat{\rho}(1)$), assimetria e curtose amostral dos Fundos de Ações.

Fundo	$\hat{\rho}(1)$	Assimetria	Curtose	Fundo	$\hat{\rho}(1)$	Assimetria	Curtose
AC01	0,10388	0,32717	3,33853	AC12	-0,01879	0,84049	3,52808
AC02	0,23429	-0,08320	2,69497	AC13	-0,01242	0,56607	3,30244
AC03	0,05848	-0,00924	2,99159	AC14	-0,01455	0,56971	3,27159
AC04	0,07078	0,40861	3,51979	AC15	0,00900	0,58959	3,28042
AC05	0,10675	0,31035	3,38133	AC16	-0,01616	0,49534	3,28518
AC06	0,10430	0,32997	3,36068	AC17	0,22156	0,57253	4,01364
AC07	0,12834	-0,12843	2,15789	AC18	0,07087	0,34791	3,39948
AC08	0,06965	0,46778	3,50590	AC19	0,05929	0,43113	3,30694
AC09	0,19363	0,27171	3,33845	AC20	-0,01097	0,55241	3,30987
AC10	0,08897	0,49784	3,15691	AC21	0,07152	0,51390	3,22338
AC11	0,06991	0,40601	3,51367	AC22	0,08562	0,38219	3,36892

Nos Fundos de Ações usaremos novamente o melhor ajuste que foi obtido para os Fundos Multimercado: o ajuste AR(1).

Comos nas seções anteriores, tivemos fundos que não passaram nos testes de normalidade e independência dos resíduos. Continuamos nossa análise com os fundos que passaram nesses testes estatísticos, ou seja, onde podemos aceitar a hipóteses de normalidade e independência. Calculamos as correlações entre fundos selecionados e em seguida fizemos os ajustes com o modelo autoregressivo que forneceram os resultados que constam na tabela 3.21.

Tabela 3.21: Resultados dos ajustes do modelo AR(1) as séries temporais incluindo os testes de normalidade (Shapiro e Jarque-Bera) e de independência (Ljung-Box) dos resíduos (valor p) para os 5 Fundos de Ações selecionados. Entre parênteses é dado o erro padrão da estimativa dos coeficientes.

Fundo	$\hat{\mu}$	$\hat{\phi}$	$\hat{\sigma}$	Valor p		
	Nível	Coef. AR	D. Padrão	Shapiro	Jarque-Bera	Ljung-Box
AC01	-0,0038 (0,0094)	0,1419 (0,1931)	0,0484	0,1392	0,4253	0,8868
AC02	0,0124 (0,0061)	0,3172 (0,1855)	0,0253	0,9935	0,8328	0,6394
AC07	0,0037 (0,0084)	0,1572 (0,1824)	0,0428	0,5741	0,5337	0,7527
AC09	0,0085 (0,0070)	0,2765 (0,1928)	0,0308	0,5732	0,4829	0,6870
AC17	-0,0030 (0,0118)	0,2644 (0,1760)	0,0524	0,1191	0,0508	0,8290

Os níveis estimados destes fundos de ações são próximos de zero e estatisticamente não significativos. Não podemos afirmar muito sobre perdas ou ganhos a longo prazo destes fundos. Um dos motivos é o tamanho da série temporal e de sua variabilidade em torno de retorno nulo (média zero). Os coeficientes autoregressivos são pequenos e também não significativos. Isso indica que as taxas de retornos do mês atual não dependem muito das taxas de retornos dos meses passados. Essa análise faz sentido, visto que esse tipo de fundo está atrelado ao estado atual da bolsa de valores. Existe muita incerteza neste tipo de mercado. Apesar de nossos resultados não apontarem isto, em geral, investimentos em ações têm uma rentabilidade positiva a longo prazo.

A tabela 3.22 mostra a matriz de correlações amostrais dos resíduos dos ajustes do modelo AR(1) as 5 séries de retornos dos Fundos de Ações selecionados.

Tabela 3.22: Matriz de correlações dos resíduos dos ajustes AR(1) dos 5 Fundos de Ações selecionados.

Fundos	AC01	AC02	AC07	AC09	AC17
AC01	1,00	0,91	0,78	0,93	0,75
AC02	0,91	1,00	0,88	0,96	0,78
AC07	0,78	0,88	1,00	0,85	0,75
AC09	0,93	0,96	0,85	1,00	0,76
AC17	0,75	0,78	0,75	0,76	1,00

Como nas seções anteriores, vamos desconsiderar novamente a dependência entre os fundos selecionados e fazer a previsão para a taxa de retorno incluindo o intervalo de previsão. Os resultados se encontram na 3.23.

Tabela 3.23: Previsão um passo à frente e intervalos de confiança do modelo AR(1) para as previsões a nível de 95% para os Fundos de Ações selecionados.

Fundos	y_{36}	\hat{y}_{37}	I.C. Inferior	I.C. Superior
AC01	-0,1111	-0,0190	-0,1139	0,0759
AC02	-0,0473	-0,0065	-0,0562	0,0431
AC07	-0,0780	-0,0091	-0,0931	0,0749
AC09	-0,0608	-0,0107	-0,0710	0,0496
AC17	-0,1105	-0,0314	-0,1341	0,0712

Todos os fundos selecionados teriam retorno negativo em julho de 2013. Além disso, os intervalos de confiança mostram que todos eles poderiam ter perda com 95% de confiança dado que em todos os intervalos temos um extremo negativo. Isso pode de fato ocorrer visto que os Fundos de Ações investem no mínimo cerca de 67% em ações negociadas na bolsa de valores e esse tipo de investimento apresenta um dos maiores riscos pois varia bastante de acordo com o índice BOVESPA.

Como nas seções anteriores, diante do ajuste AR(1) tivemos uma correlação alta dos resíduos indicando forte dependência entre os resíduos. Vamos propor novamente o ajuste de um modelo VAR(1) por ser mais comparável com o AR(1). A tabela 3.24 mostra os resultados do ajuste VAR(1) para os 5 fundos selecionados.

Tabela 3.24: Resultados dos ajustes VAR(1) para os Fundos de Ações selecionados. Entre parênteses o erro padrão das estimativas.

Fundos	AC01 (j=1)	AC02 (j=2)	AC07 (j=3)	AC09 (j=4)	AC17 (j=5)
σ_j	0,0444	0,0241	0,0445	0,0285	0,0522
μ_j	0,0044 (0,0118)	0,0088 (0,0064)	0,0040 (0,0118)	0,0090 (0,0075)	0,0131 (0,0138)
ϕ_{1j}	-0,0096 (4,1075)	-0,6639 (1,0058)	0,0981 (4,1304)	-0,2226 (1,0098)	0,5605 (0,2313)
ϕ_{2j}	-0,0626 (2,2256)	0,3622 (0,5450)	0,0007 (2,2380)	-0,3304 (0,5472)	0,2573 (0,1253)
ϕ_{3j}	0,1686 (4,1128)	-0,5924 (1,0071)	-0,0771 (4,1357)	-0,2637 (1,0111)	0,5552 (0,2316)
ϕ_{4j}	-0,1074 (2,6319)	0,0365 (0,6445)	0,2613 (2,6466)	-0,3472 (0,6471)	0,2588 (0,1482)
ϕ_{5j}	-2,3406 (4,8217)	-1,6672 (1,1807)	2,4398 (4,8486)	0,4314 (1,1854)	0,5883 (0,2716)

Como nos outros tipos de fundos, vamos manter todos os coeficientes apesar de nenhum deles ter sido estatisticamente significativo. Visto que consideramos o modelo VAR(1) para o primeiro tipo de fundo (Multimercado) vamos seguir o mesmo processo para os fundos de Ações. Podemos

notar que o erro padrão das estimativas dos coeficientes é elevado se comparados aos outros dois ajustes do modelo VAR(1) realizados anteriormente. Isto se deve à série temporal ser considerada pequena e com alta variabilidade.

Ao analisar as correlações da tabela 3.26 e as correlações dos resíduos dos ajustes do modelo AR(1) dados na tabela 3.22 percebemos uma grande semelhança nos valores, o que nos induz a analisar de fato o modelo VAR(1) demonstrando a dependência entre os fundos selecionados.

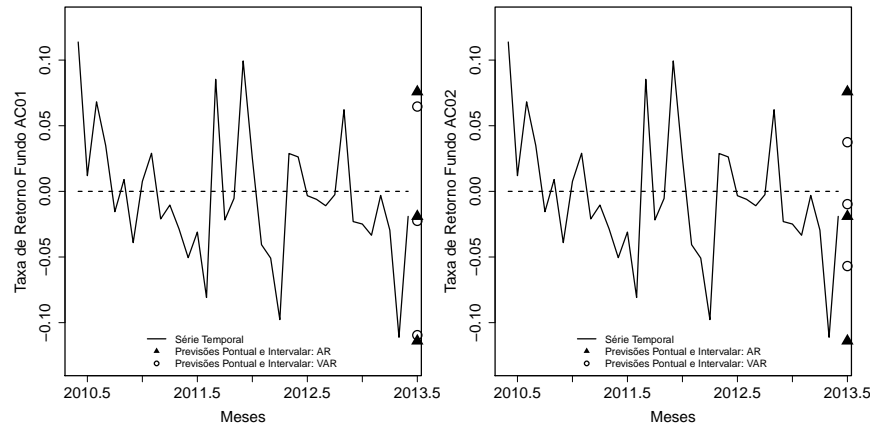
A tabela 3.23 mostra a previsão diante do ajuste AR(1) e a tabela 3.25, a previsão diante do ajuste VAR(1). As estimativas pontuais são diferentes, mas a amplitude de todos os intervalos de confiança é extremamente parecida. Através do gráfico 3.4 vemos claramente que os Fundos de Ações apresentam inúmeras oscilações e isso justifica uma amplitude tão alta nos intervalos de confiança.

Tabela 3.25: Previsão um passo à frente e intervalos de confiança do modelo VAR(1) para as previsões a nível de 95% para os Fundos de Ações selecionados.

Fundos	y_{36}	\hat{y}_{37}	I.C. Inferior	I.C. Superior
AC01	-0,1111	-0,0224	-0,1095	0,0646
AC02	-0,0473	-0,0097	-0,0569	0,0375
AC07	-0,0780	-0,0235	-0,1107	0,0637
AC09	-0,0608	-0,0172	-0,0730	0,0386
AC17	-0,1105	-0,0100	-0,1122	0,0922

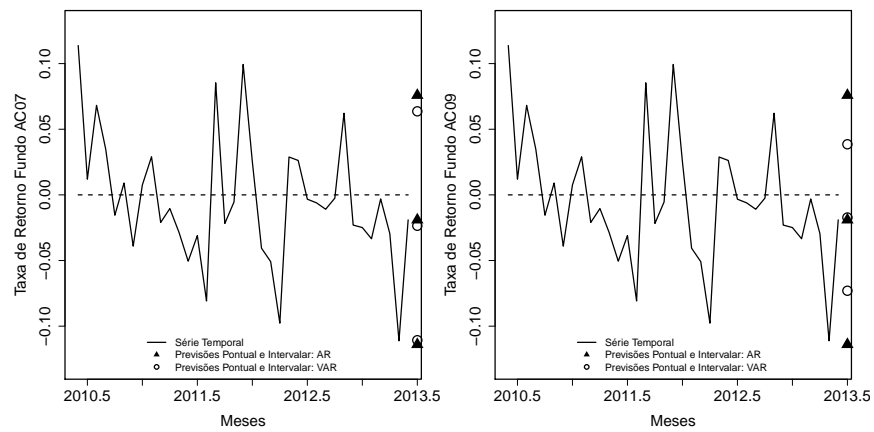
Tabela 3.26: Matriz de correlações dos resíduos do ajuste VAR(1) dos 5 Fundos de Ações selecionados.

Fundos	AC01	AC02	AC07	AC09	AC17
AC01	1,00	0,88	0,99	0,93	0,73
AC02	0,88	1,00	0,88	0,96	0,79
AC07	0,99	0,88	1,00	0,92	0,73
AC09	0,93	0,96	0,92	1,00	0,76
AC17	0,73	0,79	0,73	0,76	1,00



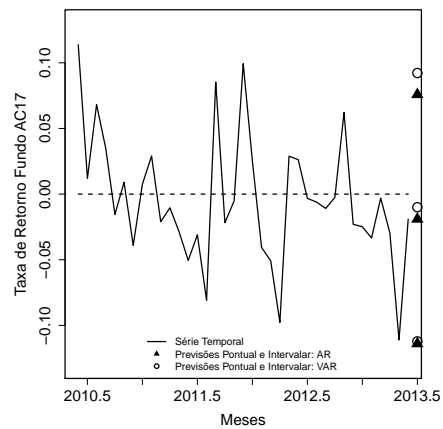
(a) AC01

(b) AC02



(c) AC07

(d) AC09



(e) AC17

Figura 3.4: Séries de retornos dos Fundos de Ações selecionados e previsões um passo à frente dos ajustes dos modelos AR e VAR.

Capítulo 4

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O mercado de fundos de investimento no Brasil é um dos mais importantes do mundo. Além de oferecer transparência, segurança e diversificação, esse mercado é amplamente regulamentado e por isso é uma das maneiras mais eficientes de alocar recursos no mercado financeiro.

Diante das análises realizadas percebemos algumas particularidades em cada tipo de fundo. Isso é um ponto importante visto que cada fundo de investimento tem uma política de investimento diferente.

Nos Fundos Multimercado temos uma carteira diversificada entre classes como renda fixa, câmbio e ações. Como não há concentração em um investimento específico, encontramos um nível médio de risco justificado pelas médias positivas. Isso é mostrado claramente nos resultados das previsões dos modelos utilizados. Alguns fundos podem apresentar taxas de retorno ruins porém nos fundos onde encontramos maior dependência temporal (vista claramente nas autocorrelações altas) obtemos uma taxa de retorno melhor e previsões boas para o futuro.

Nos Fundos de Renda Fixa temos investimentos em ativos relacionados a títulos públicos ou privados que são fixados. Por conta disso encontramos um menor fator de risco. Isso é notado nos coeficientes altos dos ajustes e nos intervalos de confiança que apresentam valores altos em todos os fundos selecionados. Ou seja, nos Fundos de Renda Fixa tendemos a um retorno positivo embora possam ser valores altos ou baixos.

Já os Fundos de Ações são os fundos que oferecem maior risco ao investidor. Suas negociações estão focadas no mercado de Ações que é extremamente volátil. Notamos isso nas oscilações presentes em todas as séries selecionadas e nos intervalos de confiança (encontramos diversas médias negativas). A maior amplitude de intervalos foi encontrada nesse tipo de fundo, demonstrando que o investidor está sujeito a inúmeras perdas e ganhos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abraham, P. V. (2010). *A relevância dos fundos de investimento no mercado de capitais brasileiro*. Tese de doutorado não publicada, UFSC, Florianópolis.
- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC-19, 255–723.
- Assaf Neto, A. (2008). *Mercado financeiro* (8th ed.). São Paulo: Atlas.
- Brockwell, P. J., e Davis, R. A. (2010). *Introduction to time series and forecasting* (2nd ed.). New York: Springer.
- Bruni, A. L. (1998). *Risco, retorno e equilíbrio: uma análise do modelo de precificação de ativos financeiros na avaliação de ações negociadas na BOVESPA (1988-1996)*. Tese de doutorado não publicada, USP, São Paulo.
- CVM. (2009, Janeiro). *Caderno 3 - fundos de investimento*. Rio de Janeiro.
- Gujarati, D. N. (2004). *Basic econometrics* (4th ed.). United States: The McGraw-Hill Companies.
- Johnson, R. A., e Wichern, D. W. (2007). *Applied multivariate statistical analysis* (6th ed.). Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall.
- Morettin, P. A., e Toloi, C. M. (2006). *Análise de séries temporais* (2nd ed.). São Paulo: Egard Blucher.
- Prado, R., e West, M. (2010). *Time series: Modeling, computation and inference*. Boca Raton: Chapman & Hall.

R Core Team. (2014). R: A language and environment for statistical computing [Computer software manual]. Vienna, Austria. Retrieved from <http://www.r-project.org/>

Apêndice A

LISTAGEM DOS FUNDOS MULTIMERCADO

Fundo	Nome do Fundo
MM1	MADEIRA EQUITY FI MULTIMERCADO
MM2	MALCA EQUITY FIC MULTIMERCADO
MM3	ITAÚ PRIVATE CREDIT SUISSE HEDGING GRIFFO JADE FIC MULTIMERCADO
MM4	ITAÚ FLEXPREV RICKY ESPECIALMENTE CONSTITUÍDOS FIC MULTIMERCADO
MM5	INDAIAL FIC MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO
MM6	ITAÚ FLEXPREV LUKETTE FIC MULTIMERCADO
MM7	ITAÚ PRIVATE GAP ABSOLUTO FIC MULTIMERCADO
MM8	BETA VT FI MULTIMERCADO
MM9	VOTORANTIM GAP LONG SHORT FIC MULTIMERCADO
MM10	LAGAVEA FIC MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO
MM11	EZRA FI MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO
MM12	LONTRAS FIC MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO LP
MM13	OITOCENTAS FIC MULTIMERCADO
MM14	DILETTO FIC MULTIMERCADO
MM15	ITAÚ PERSONNALITÉ BNP PARIBAS HEDGE FIC MULTIMERCADO
MM16	AGILE FIC MULTIMERCADO
MM17	MAGIA FIC MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO
MM18	SANTA EMÍLIA FIC MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO
MM19	VERACE FIC MULTIMERCADO
MM20	LEGATO FIC MULTIMERCADO
MM21	NATIVO FIC MULTIMERCADO
MM22	ITACURUÇA FI MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO
MM23	SOTTILE FIC MULTIMERCADO
MM24	BUDNELSON FIC MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO
MM25	INSTITUCIONAL SINAF FIC MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO
MM26	ALCAT FIC MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO
MM27	CARTEIRA PRIVATE 280 FIC MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO
MM28	ORLANDIN FIC MULTIMERCADO
MM29	ITAÚ EVEREST FIC MULTIMERCADO
MM30	CARTEIRA PRIVATE 163 FI MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO
MM31	ITAÚ BBA SC SAÚDE FIC MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO
MM32	ITAÚ FLEXPREV BETA FIC MULTIMERCADO
MM33	INVESTCENTER KONDOR FIC MULTIMERCADO
MM34	INVESTCENTER BRZ LONG SHORT ADVANCED FIC MULTIMERCADO
MM35	ESTRATÉGIA FI MULTIMERCADO CRÉDITO PRIVADO
MM36	ITAÚ PRIVATE KINEA MACRO FIC MULTIMERCADO

Apêndice B

LISTAGEM DOS FUNDOS DE RENDA FIXA

Fundo	Nome do Fundo
RF1	ITAÚ FLEXPREV XVII FIC RENDA FIXA
RF2	VOTORANTIM TERMO FI RENDA FIXA
RF3	F II FI RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF4	ITAÚ FLEXPREV XX FIC RENDA FIXA
RF5	ITAÚ FLEXPREV XXI FIC RENDA FIXA
RF6	JUNCO FI RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF7	BB SELEÇÃO PRIVATE FIC RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF8	BRAPESCO INVESTIDORES NÃO RESIDENTES FI RENDA FIXA
RF9	VOTORANTIM BANKS FGC II FI RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF10	ENERGY SOBERANO FI RENDA FIXA
RF11	VOTORANTIM ABSOLUTE INFLAÇÃO FI RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF12	ÔMEGA FI RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF13	VOTORANTIM ABSOLUTE CORPORATE BONDS FI RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF14	VOTORANTIM ABSOLUTE CORPORATE BONDS FIC RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF15	VOTORANTIM PREMIUM BANKS FI RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF16	VOTORANTIM SELECTED BANKS FI RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF17	VOTORANTIM SELECTED BANKS FIC RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF18	VOTORANTIM BANKS FGC FI RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF19	VOTORANTIM BANKS FGC FIC RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF20	JPM SPECIAL FIC RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF21	JPM SPECIAL MASTER FI RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF22	TRENTO FIC RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF23	BRAPESCO VITÓRIA FI RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF24	CICLO VT FI RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF25	BRAPESCO FPSO FI RENDA FIXA CRÉDITO PRIVADO
RF26	VOTORANTIM INFLATION FIC RENDA FIXA
RF27	VOTORANTIM SOBERANO FI RENDA FIXA
RF28	ROUSSEAU FI RENDA FIXA CRDITO PRIVADO

Apêndice C

LISTAGEM DOS FUNDOS DE AÇÕES

Fundo	Nome do Fundo
AC1	5 ESFERAS FI AÇÕES
AC2	TOP 874 FI AÇÕES
AC3	PIMLICO FI AÇÕES
AC4	DALFON FI AÇÕES
AC5	ESTRELA FI AÇÕES
AC6	SWINDON FI AÇÕES
AC7	BRADESCO LONÁ FI AÇÕES
AC8	KAIROS FI AÇÕES
AC9	MAQUINE FIC AÇÕES
AC10	JPMORGAN BRASIL WEALTH MASTER FI AÇÕES
AC11	GUAÍBA FI AÇÕES
AC12	LUME FIC AÇÕES
AC13	LINCE FI AÇÕES
AC14	VALUE IBOVESPA FI AÇÕES
AC15	POMAR FIC AÇÕES
AC16	HÁRPIA FIC AÇÕES
AC17	MCSB FIC AÇÕES
AC18	BRADESCO STOCK PICKING FI AÇÕES
AC19	ITAÚ RPI IBOVESPA ATIVO FI AÇÕES
AC20	ARUBA FI AÇÕES
AC21	JP MORGAN BRASIL WEALTH FIC AÇÕES
AC22	ITAÚ INSTITUCIONAL FUND OF FUNDS FIC AÇÕES