5. Obtenção dos dados e análise do desempenho dos Fundos de Investimento

Neste estudo foram utilizados dados de cota dos Fundos de Investimentos Multimercados Multiestratégia. Os dados de cota destes fundos foram coletados no banco de dados da ANBID.

Dentre os Fundos de Investimentos Multimercados Multiestratégia selecionados, foram utilizados para a análise somente aqueles fundos que durante um determinado intervalo de aproximadamente três anos já fossem fundos constituídos e ainda não tivessem sido encerrados. O período escolhido foi de 15 de outubro de 2008 a 29 de julho de 2011. Realizada esta seleção, a amostra ficou com 400 fundos e aproximadamente 700 dados de retornos diários para cada fundo.

Como o objetivo é obter os dados de retorno dos fundos, primeiro, utilizaram-se os valores diários de cotas dos fundos, e calculou-se o retorno diário como o logaritmo neperiano da divisão da cota em t_0 pela cota em t_{-1}. Em seguida, calculou-se a média e o desvio padrão, pois estas estatísticas serão utilizadas nos cálculos das medidas.

A tabela cinco classifica os dez melhores fundos quanto ao retorno médio diário e a tabela 6 quanto ao desvio padrão, as estatísticas do Ibovespa estão presentes nas duas tabelas abaixo:

Tabela 5 – Classificação Preliminar de retorno

Classificação	Fundos	$\overline{Ri}$ (%)
1º	R&C FUNDO DE INVESTIMENTO MULTIMERCADO	0,266
2º	RBS FI MULTIM CALEDONIA CRED PRIV	0,235
3º	ANTARES FI MULTIMERCADO	0,163
4º	FIDES TREASURY FI MULTIMERCADO	0,146
5º	QUELUZ TRADER FI MULTIMERCADO	0,127
6º	JO CRED PRIV FI MULTIMERCADO	0,118
7º	BARCLAYS FI MULTI CRED PRIV INVEST EXTER	0,111
8º	CSHG NOZOMI FI MULTIMERCADO CRED PRIV	0,108
9º	LAWTON MULTIMERCADO EXCLUSIVO FI	0,091
10º	BVP FI MULTIMERCADO	0,091
	IBOVESPA	0,069

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

Pela tabela cinco pode-se observar que o fundo R&C FIM foi o que apresentou o maior retorno da amostra de 400 fundos no período analisado, enquanto o fundo BVP FIM teve o pior desempenho entre os dez melhores.

Tabela 6 – Classificação Preliminar de risco

Classificação	Fundos	σ_i (%)
1º	GRECIA FI MULT CRED PRIV	0,00566
2º	FI MULTIMERCADO SALEMA	0,00579
3º	INTER STRATEGIE FI MULTIMERCADO	0,00595
4º	BEACH FI MULTIMERCADO CREDITO PRIVADO	0,00604
5º	FI MULTI CREDITO PRIVADO BRASIL BROKERS	0,00634
6º	LULOS I FI MULT CRED PRIV	0,00634
7º	DIAMOND MULTIMERCADO CREDITO PRIVADO FI	0,00639
8º	MONTREAL CRED PRIV FIQ FI MULTIMERCADO	0,00641
9º	TEC PREMIERE FI MULT CRED PRIV	0,00642
10º	COOPMUTUO FI MULTIMERCADO CRED PRIVADO	0,00663
	IBOVESPA	2,04314

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

A tabela seis mostra que o fundo GRECIA FIM CP foi o que apresentou o menor desvio padrão da amostra de 400 fundos. É interessante notar que nenhum fundo aparece em ambas as tabelas 5 e 6, reforçando o conceito de risco-retorno.

Na tabela 7 tem-se a Curtose (C) e a Assimetria (S) dos fundos que estiveram presentes nas tabelas 5 e 6.

Tabela 7 – “*Skewness*” e “*Kurtosis*” dos fundos acima (tabelas 5 e 6)

Fundos	Skewness	Kurtosis
R&C FUNDO DE INVESTIMENTO MULTIMERCADO	0,107	3,66
RBS FI MULTIM CALEDONIA CRED PRIV	1,116	43,12
ANTARES FI MULTIMERCADO	0,075	3,75
FIDES TREASURY FI MULTIMERCADO	-1,473	55,55
QUELUZ TRADER FI MULTIMERCADO	2,435	44,85
JO CRED PRIV FI MULTIMERCADO	0,266	9,08
BARCLAYS FI MULTI CRED PRIV INVEST EXTER	-0,515	8,91
CSHG NOZOMI FI MULTIMERCADO CRED PRIV	2,012	41,15
LAWTON MULTIMERCADO EXCLUSIVO FI	0,582	5,40
BVP FI MULTIMERCADO	0,079	2,23
GRECIA FI MULT CRED PRIV	0,400	-0,55
FI MULTIMERCADO SALEMA	0,353	-0,93
INTER STRATEGIE FI MULTIMERCADO	0,389	-0,73
BEACH FI MULTIMERCADO CREDITO PRIVADO	0,080	2,90
FI MULTI CREDITO PRIVADO BRASIL BROKERS	0,632	2,43
LULOS I FI MULT CRED PRIV	0,010	0,67
DIAMOND MULTIMERCADO CREDITO PRIVADO FI	0,452	-0,08
MONTREAL CRED PRIV FIQ FI MULTIMERCADO	0,084	3,54
TEC PREMIERE FI MULT CRED PRIV	0,179	0,98
COOPMUTUO FI MULTIMERCADO CRED PRIVADO	0,573	0,47
IBOVESPA	0,368	9,25

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

Os valores de assimetria e curtose da tabela 7 sugerem que os fundos 20 fundos analisados não apresentam distribuição normal dos retornos, $K \neq 3$ e $S \neq 0$. O que será confirmado com o a aplicação do Teste de Jarque-Bera (JB) na amostra de fundos.

5.1 Análise da normalidade da distribuição dos retornos dos fundos de Investimento: O Teste de Jarque-Bera (JB)

Proposto por *Bera & Jarque* (1980), baseia-se na diferença entre os coeficientes de assimetria e curtose dos dados y1, y2, . . . , yn e nos coeficientes da distribuição assumida normal. As hipóteses nula e alternativa no teste Jarque-Bera são:

H0 : y1, y2, . . . , yn $\sim$ N(μ, σ)

H1 : não H0

O teste de normalidade de Jarque-Bera (JB) se baseia no método dos mínimos quadrados. Para realização do teste necessita-se dos cálculos da assimetria e da curtose. A estatística de JB é apresentada abaixo:

JB = $n[(S^2/6) + (K-3)^2/24]$, em que S representa a assimetria, K a curtose e n o tamanho da amostra. Suas equações são dadas por:

$$\hat{S} = \frac{\sum_{I=1}^{n}\left(\frac{X_i - \overline{X}}{s}\right)^3}{n} \quad .....(20)$$

$$K = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{X_i - \overline{X}}{s}\right)^4}{n} \quad .....(21)$$

O teste realizado para verificar a normalidade da distribuição de retornos dos fundos de investimento foi o teste de Jarque-Bera, que se baseia nas estatísticas de assimetria e curtose. Uma estatística Jarque-Bera de 0 indica que a distribuição tem uma assimetria de 0 e uma curtose de 3, e, portanto pode ser considerada como uma distribuição normal. Distribuições com assimetria diferente de zero e curtose diferente de 3 geram grandes valores de Jarque-Bera.

Como visto anteriormente, para uma distribuição normal, as medidas de desempenho possuem o mesmo critério de avaliação, entretanto, para outras distribuições este critério não é o mesmo, pois alguns índices conseguem capturar outros momentos da distribuição.

A tabela 8 apresenta o resultado do teste de Jarque-Bera para os dez fundos que apresentaram os menores valores no teste em questão.

Tabela 8 – Teste de Jarque-Bera

Fundos	JB
SDJ FI MULT CRED PRIV INV NO EXTERIOR	1,04
BEACH FI MULTIMERCADO CREDITO PRIVADO	1,07
MAGNOLIA FI MULT CREDITO PRIVADO	1,25
CICLOPE PREV MULTIMERCADO FI	1,72
BTG PACTUAL HEDGE FI MULTIMERCADO	1,78
MOONLIGHT CRED PRIV FIQ FI MULTIMERCADO	2,13
EVOLUCAO FI MULT CREDITO PRIVADO	3,49
GBS FI MULTIMERCADO	3,97
BRAD FI EXT MULT CRED PRIV CENTAURO I	4,90
BIRD FI MULT CRED PRIV INV EXT	5,26

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

As distribuições da grande maioria dos fundos analisados apresentaram assimetria diferente de zero e curtose diferente de 3, apresentando a estatística de Jarque-Bera superior a seis. Assim, pode-se afirmar que, a um nível de significância de 5%, os fundos têm uma distribuição não distribuição normal.

Isto indica que a amostra utilizada é uma boa amostra para os testes realizados na presente dissertação, pois os fundos multimercados multiestratégia se aproximam do que é conhecido como *hedge funds*, no que diz respeito, pelo menos, ao fato de a distribuição de seus retornos estarem longe de seguir uma distribuição normal.

Este resultado é significante para o trabalho, pois como as distribuições dos fundos analisados não seguem uma distribuição normal, pode-se capturar outros momentos da distribuição, como assimetria e curtose, além de momentos de ordem superior, como é o foco da medida Ômega.

Com o resultado desta estatística pode-se concluir que a utilização de medidas que se baseiam somente na análise da média e variância de uma distribuição para avaliar o desempenho de *hedge funds* é uma forma simplificada de avaliação.

5.2 Análise da estacionaridade das séries temporais dos retornos dos Fundos de Investimento: O Teste da Raiz Unitária

A presença de tendência em séries de tempo compromete a aplicação de boa parte do instrumental econométrico. Os modelos de Regressão Linear, por exemplo, só se aplicam a séries estacionárias. Os modelos ARMA (auto-regressivos de médias móveis) têm suas propriedades asseguradas apenas se todas as variáveis nele contidas forem estacionárias. Essa restrição está em desacordo com a maior parte das séries econômicas, já que a não-estacionariedade é a regra e não a exceção entre elas.

Os modelos ARMA (*autoregressive moving-average*) pertecem à classe dos modelos univariados e são constituídos por uma parte auto-regressiva (AR) e uma parte de média móvel (MA). Esses modelos são capazes de produzir, com poucos parâmetros, séries temporais com comportamentos bem variados.

Os modelos ARMA bem estimados podem ser usados para previsão e têm a vantagem da simplicidade de só trabalhar com as defasagens da própria variável a ser explicada, não requerendo o uso de outras variáveis explicativas. A grande restrição dos modelos ARMA é só olhar para o passado.

A importância do processo observado ser estacionário é a possibilidade de fixar parâmetros do modelo válidos para previsão do futuro a partir do passado. Assim, como primeiro passo para essa modelagem, são realizados procedimentos para a remoção da não-estacionariedade.

A análise das estatísticas básicas das séries estacionárias permite separar a estacionariedade em dois grupos:

1) *estacionariedade no amplo senso:* médias, variâncias e covariâncias constantes no tempo.

2) *estacionariedade no estrito senso:* probabilidade de uma dada flutuação no processo em torno da média é a mesma em qualquer momento do processo.

Na prática, aceita-se que as séries observadas sejam séries fracamente estacionárias, situações nas quais garante-se apenas médias e variâncias invariantes no tempo. Existe uma equivalência entre os modelos ARIMA e os modelos ARMA (autoregressivos e de médias móveis).

Esses últimos são ajustados a séries já estacionárias transformadas pelo método das diferenças de ordem d, ou seja, cujas séries originais são séries não-estacionárias homogêneas (assim denominadas por ter sido possível obter a estacionariedade com um número finito de diferenciações).

A origem da discussão sobre a existência de raiz unitária nas séries econômicas está no debate sobre a estacionaridade ou não da tendência, sendo que grande parte dos dados utilizados na análise empírica em economia é em forma de uma série temporal.

Uma série com uma tendência estocástica se diferencia de outra com uma tendência determinística, pois as mudanças na mesma deixam de ter um caráter transitório e passam a apresentar um caráter permanente.

A utilização dos modelos de regressão envolvendo séries temporais não estacionárias pode conduzir ao problema que se convencionou chamar de regressão espúria, isto é quando temos um alto R^2 sem uma relação significativa entre as variáveis. Isto ocorre devido ao fato de que a presença de uma tendência, decrescente ou crescente, em ambas as séries leva a um alto valor do R^2, mas não necessariamente, a presença de uma relação verdadeira entre séries.

Basicamente, a presença de raiz unitária na série temporal conduz a resultados viesados, invalidando os pressupostos da estatística clássica de que a média e a variância são constantes ao longo do tempo, e, com isto, mascarando o relacionamento entre duas, ou mais, variáveis. Detectada a presença de raiz unitária, então se deve trabalhar com as séries temporais diferenciadas e não em nível, ou seja, a tendência precisa ser removida.

Assim, quando uma série econômica apresentar uma tendência estocástica tornar-se-á estacionária após a aplicação de uma ou mais diferenças, pois terá pelo menos uma raiz unitária. No entanto, ao se remover a tendência, elementos de longo prazo entre as variáveis são eliminados.

A identificação da ordem de integração das variáveis é de fundamental importância por permitir que se determine se a série possui ou não raiz unitária, pressupostos estatísticos usuais de que a média e a variância são constantes ao longo do tempo somente permanecem válidos quando as variáveis em nível são estacionárias.

O teste de Dickey e Fuller (1979), amplamente utilizado na literatura econométrica, é utilizado para detectar a presença de raiz unitária. Esse teste caracteriza-se por ser simples e, muitas vezes, suficiente para detectar problemas de não-estacionariedade das séries (Gujarati, 2000).

Considere o seguinte modelo:

$$Y_T = Y_{T-1} + u_T \qquad ....(22)$$

em que Y_T é o valor da variável na atualidade, Y_{T-1} é o valor defasado em um período dessa variável e u_T é o termo de erro estocástico, conhecido como ruído branco.

Assim,

$$E(u_T) = 0$$
$$V(u_T) = \sigma_u^2$$
$$COV\ (u_T, u_{T-K}) = 0, T \neq T - K$$

Então, tem-se:

$$Y_T - Y_{T-1} = u_t \qquad ....(23)$$

Logo, por meio da equação (24) pode-se testar a hipótese de nulidade da estacionariedade dessa série. Seja,

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + u_t \quad ....(24)$$

A hipótese nula a ser testada, neste caso, é $Ho: \rho = 1$.

De forma alternativa:

$$Y_t - Y_{t-1} = \rho Y_{t-1} - Y_{t-1} + u_t$$
$$\Delta Y_t = (\rho - 1)Y_{t-1} + u_t$$
$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + u_t$$

Agora, a hipótese a ser testada é $Ho: \delta = 0$ (hipótese nula, a série é estacionária) contra $H_1: \delta < 0$ (hipótese alternativa, a série não é estacionária).

É interessante notar que a estatística *T-Student* não pode ser utilizada. Nesse caso, utiliza-se o τ (tau), cujos valores críticos foram tabulados por Dickey e Fuller com base em simulações de Monte Carlo.

O teste de Dickey e Fuller (1979), que utiliza modelos estimados pelo método dos mínimos quadrados ordinários, é aplicado nas seguintes formas:

a) $\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + u_t$, neste caso, o modelo é sem intercepto e sem tendência;

b) $\Delta Y_t = \beta_o + \delta Y_{t-1} + u_t$, neste caso, o modelo é com intercepto e sem tendência;

c) $\Delta Y_t = \beta_o + \beta_1 T_t + \delta Y_{t-1} + u_t$, neste caso, o modelo possui intercepto e tedência;

d) $\Delta Y_t = \beta_o + \beta_1 T_t + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{k} \alpha_i \Delta Y_{t-i} + u_t$, que é o modelo de Dickey-Fuller-Expandido.

Nesse estudo foi utilizado o modelo com intercepto e tendência. Para realizar o teste da raiz unitária utilizou-se o software estatístico *Gretl*. A tabela 9 apresenta o resultado do teste da raiz unitária para os dez fundos com o maior retorno no período analisado:

Tabela 9 – Teste da Raiz Unitária

Fundos	$\hat{t}$	p-valor Assintótico
R&C FUNDO DE INVESTIMENTO MULTIMERCADO	-1,81	0,37
RBS FI MULTIM CALEDONIA CRED PRIV	-1,23	0,66
ANTARES FI MULTIMERCADO	-1,95	0,31
FIDES TREASURY FI MULTIMERCADO	-5,02	0,00
QUELUZ TRADER FI MULTIMERCADO	-3,11	0,03
JO CRED PRIV FI MULTIMERCADO	-2,09	0,25
BARCLAYS FI MULTI CRED PRIV INVEST EXTER	-2,38	0,15
CSHG NOZOMI FI MULTIMERCADO CRED PRIV	-3,53	0,01
LAWTON MULTIMERCADO EXCLUSIVO FI	-1,81	0,38
BVP FI MULTIMERCADO	-1,65	0,46
IBOVESPA	-2,46	0,13

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

O valor calculado para a estatística tau é igual a -1,81 (no caso do fundo R&C FIM), menor que o valor tabelado 0,37 (em todos os dez fundos e no Ibovespa essa condição foi verificada).

Em função desse resultado, rejeita-se a hipótese nula (a variável é estacionária). Assim, pode-se observar que para todos os fundos a hipótese nula foi rejeitada, ou seja, todas as séries são não-estacionárias.

5.3 Estimando os betas dos Fundos de Investimento: O Modelo ARIMA

Um modelo é a representação simplificada de algum problema ou situação da vida real destinado a ilustrar certos aspectos do problema sem se ater a todos os detalhes. Não raro, mais de um modelo pode descrever um mesmo fenômeno, haja vista que cada pesquisador tem a liberdade de modelar o fenômeno seguindo a metodologia que julgar mais adequada. Aqui a seleção do "melhor" modelo torna-se então evidente.

Ao longo dos anos diversas ferramentas para modelagem e previsão de séries temporais têm sido desenvolvidas, mas, no entanto, a maioria destes métodos baseia-se em hipóteses fundamentais que são: a série adapta-se a um modelo linear; estacionariedade ou redução (através de diferenciação) para a estacionariedade; homocedasticidade e gaussianidade.

Wheelwrigth e Makridakis (1985) especificam o modelo misto Autoregressivo e de Médias Móveis (ARMA) através da equação (25), como sendo a combinação dos modelos AR e MA.

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \ldots + \phi_p x_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \ldots - \theta_{\iota} \quad \text{....(25)}$$

Analisando a equação (25) é possível verificar que os modelos ARMA relacionam os valores futuros com as observações passadas, assim como também com os erros passados apurados entre os valores reais e os previstos.

Makridakis e Wheelwright (1985) investigaram o poder preditivo de vários métodos comumente utilizados na previsão de séries temporais. Pela comparação dos resultados alcançados, identificaram situações onde esses métodos apresentam melhor desempenho e definiram alguns critérios para a seleção dos procedimentos de previsão, pela confrontação dos objetivos a atingir.

O estudo desenvolvido por tais pesquisadores constatou que o incremento da complexidade e da sofisticação estatística dos métodos de previsão de séries temporais não implica, necessariamente, em uma melhora na acuidade da previsão. *"Métodos simples de previsão podem apresentar desempenho extremamente satisfatório sob certas condições"* (Wheel Wright, 1985).

Além disso, métodos de previsão menos complexos normalmente permitem alcançar total compreensão de suas suposições e limitações, e de interpretação de seus resultados. Assim, antes de se adotar um método de previsão mais complexo, é necessário avaliar os benefícios que um método dessa natureza pode gerar em relação ao custo de sua aplicação.

Segundo Wheel Wright, 1985, como a acuidade de uma previsão fica determinada não apenas pelo horizonte de previsão especificado, mas também pelas características das observações da série temporal investigada, a otimização desse critério pode ser alcançada com a aplicação de mais de um método de previsão. A combinação de previsões ou a verificação da consistência desses valores permite aumentar a confiabilidade da previsão e reduzir a possibilidade de grandes desvios.

O destaque atribuído ao modelo de George Box e Gwilyn Jenkins (Box, 1976), que também pode ser incluído nesta classificação, é devido principalmente a sua fundamentação teórica, sendo a princípio capaz de manipular séries temporais de qualquer natureza.

O método de Box e Jenkins consiste na busca de um modelo ARIMA (*AutoRegressive Integrate Moving Average*) que represente o processo estocástico gerador da série temporal, a partir de um modelo ARMA aplicável na descrição de séries temporais estacionárias, estendendo esse conceito para séries temporais não-estacionárias.

A estrutura do processo ARMA (p, q) tem p termos auto-regressivos, que representam a ordem de defasagens do termo auto-regressivo; e q termos de médias móveis, sendo que este representa a ordem de defasagens do termo de médias móveis. Nesta modelagem, os termos defasados de p representam a parte auto-regressiva do modelo, ou seja, a parte AR, enquanto que os termos defasados do termo q representam a parte de média móvel do modelo, ou seja, a parte MA.

No caso do modelo ARMA, as condições de estacionariedade são determinadas pela parte auto-regressiva (AR) do modelo. Este está embasado no postulado de que as séries temporais analisadas são estacionárias, ou seja, possuem média igual a zero, variância constante e covariância não variante no tempo.

Em geral, os vários passos nessa estratégia valem para modelos não lineares, entretanto, algumas vezes existem diferenças nas ferramentas estatísticas que deveriam ser utilizadas. A modelagem normalmente envolve os seguintes passos:

(1) calcular certas estatísticas para a série temporal em análise;

(2) comparar estes valores (ou "tamanho") dessas estatísticas com os respectivos valores teóricos para saber se o modelo é adequado (ou uma qualquer hipótese nula de um teste estatístico);

(3) estimar os parâmetros para o modelo proposto;

(4) avaliar o modelo usando medidas de diagnóstico;

(5) reespecificar o modelo se necessário;

(6) usar o modelo para fins de descrição ou previsão.

A principal vantagem de se modelar seqüencialmente os valores observados da série é de que modelos específicos implicam em específicas propriedades dos dados que são gerados por estes modelos. Comparando estas propriedades com as características correspondentes da série temporal em análise, pode-se ter uma idéia do grau de utilidade do modelo para descrever essa série.

Por exemplo, sabe-se que um modelo MA(1) apresenta apenas autocovariância de primeira ordem diferente de zero. Portanto, testes estatísticos podem ser realizados para saber se isso é verdade na série observada e, se isso for confirmado, pode-se iniciar no passo (3) com um modelo MA(1).

A grande parte das séries econômicas não é estacionária. Desta forma, estas séries precisam ser defasadas para atingir a condição de estacionariedade. Este processo também é definido como integração. Assim, o número de defasagens d necessárias para a obtenção da estacionariedade determinará o grau de integração da variável.

Caso a série seja não-estacionária terá que ser defasada d vezes até se tornar uma série estacionária. Assim, tem-se a passagem do processo ARMA (p, q) para um modelo auto-regresssivo integrado de médias móveis, ou simplesmente ARIMA (p, d, q).

Genericamente, um processo ARIMA (p,d,q) pode ser representado pela equação (26):

$$w_t = \phi_1 w_{t-1} + \ \dots \ + \phi_p w_{t-p} \ + e_t \ - \theta_1 e_{t-1} - \ \dots \ - \theta_q e_{t-q} \quad .....(26)$$

sendo $w_t = x_t - x_{t-d}$, onde ϕ_p e θ_q são os parâmetros dos processos auto-regressivo e de Média Móvel de ordem p e q (ARMA(p,q)); e_t corresponde ao erro de eventos aleatórios que não podem ser explicados pelo modelo e d equivale ao grau de homogeneidade não-estacionária.

O objetivo da identificação é determinar os valores de *p*, *d* e *q* do modelo ARIMA (*p*,*d*,*q*) (Wheel Wright, 1985). Inicialmente, a série temporal X^T é diferenciada para se obter uma série estacionária. Com isso, o processo fica reduzido a um modelo ARMA (*p*,*q*). Em seguida, a ordem do processo ARMA é identificada pela análise dos coeficientes de auto-correlação e auto-correlação parcial. Ainda nesta etapa são efetuadas estimativas dos parâmetros do modelo identificado.

Para os modelos ARIMA, os passos (1) e (2), abaixo, são fundamentais para identificar a ordem do modelo, ou seja, p, d e q.

(1) calcular certas estatísticas para a série temporal em análise;

(2) comparar estes valores (ou "tamanho") dessas estatísticas com os respectivos valores teóricos para saber se o modelo é adequado (ou uma qualquer hipótese nula de um teste estatístico);

Essa parte da especificação é chamada quase sempre de "identificação do modelo" (Box & Jenkins, 1970). Note que em modelos não lineares existe identificação dos parâmetros que é um conceito completamente diferente deste.

Essa identificação em vários modelos não lineares é de que algumas restrições tenham que ser impostas para que se possa "identificar" (estimar) os parâmetros. As estatísticas mais relevantes para identificar a ordem do modelo são as funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP).

Existe também um comportamento específico dessas funções para saber se a série necessita de diferenciação. Além disso, testes de hipótese que verificam a presença ou não de uma raiz unitária na equação característica como Dickey Fuller (DF) podem ser aplicados.

Muitos métodos de estimação dos parâmetros para modelos ARIMA foram desenvolvidos, o fato de que não existe um método preferencial para estimação é causado pelo fato de que as variáveis defasadas da parte MA são não observáveis, e suas realizações tem que ser estimadas juntamente com os parâmetros.

As propostas dos procedimentos de estimação diferem principalmente na estimação desses choques não observados. Um método muitas vezes aplicado é o método de mínimos quadrados iterativo.

Estimado o modelo, a verificação de sua habilidade em representar os fenômenos observáveis da série temporal é confirmada pela análise dos erros do modelo proposto. Caso a inadequação fique evidenciada, o ciclo de identificação, estimação e verificação é novamente aplicado, até que a representação apropriada seja encontrada.

Para realizar a seleção dos modelos é preciso ter em mente que não existem modelos verdadeiros. Há apenas modelos aproximados da realidade que, causam perda de informações. Deste modo, é necessário fazer a seleção do “melhor” modelo, dentre aqueles que foram ajustados, para explicar o fenômeno sob estudo.

Se uma boa estimativa para a log verossimilhança esperada puder ser obtida através dos dados observados, esta estimativa poderá ser utilizada como um critério para comparar modelos.

Assim um modo de comparar n modelos é simplesmente comparar as magnitudes da função suporte maximizada. Mas tal método não fornece uma verdadeira comparação, haja vista que, o fato de não se conhecer o verdadeiro modelo introduz um viés, sendo que a magnitude deste viés varia de acordo com a dimensão do vetor de parâmetros do modelo.

Deste modo, os critérios de informação são construídos para avaliar e corrigir o viés da função suporte. Akaike (1974) mostrou que o viés é dado assintoticamente por p, em que p é o número de parâmetros a serem estimados no modelo.

Critério de Informação de Akaike é uma estatística freqüentemente utilizada para a escolha da especificação ótima de uma equação de regressão no caso de alternativas não aninhadas. Dois modelos são ditos não aninhados quando não existem variáveis independentes comuns aos dois.

Quando se quer decidir entre dois modelos não aninhados, o melhor é o que produz o menor valor do critério de Akaike. Por exemplo, o número de defasagens a serem incluídas numa equação com defasagens distribuídas pode ser indicado pela seleção que produz o menor valor do critério de Akaike.

O critério de Akaike (AIC) é definido como: AIC = 2 * (k-L) / N, onde L é a estatística log verossimilhança, N o número de observações e k o número de coeficientes estimados (incluindo a constante).

Critério de Schwarz é uma estatística semelhante ao critério de Akaike com a característica de impor uma penalidade maior pela inclusão de coeficientes adicionais a serem estimados. O critério de Schwarz (SIC) é definido como:

SIC = (k*log(N) – 2*L) / N.

Após a validação do modelo, a previsão dos valores futuros da série temporal modelada pode, enfim, ser obtida. Para estimar os parâmetros do modelo utilizou-se o software estatístico *Gretl*. Abaixo segue a tabela 10 com os parâmetros do modelo ARIMA utilizado para estimar os betas dos fundos de investimentos.

Tabela 10 – Parâmetros do modelo ARIMA

phi	***theta***	**Critério de Schwarz**	**Critério de Akaike**
0,994	-0,985	-1106,61	-1170,32

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

A metodologia de Box-Jenkins para a previsão se baseia no ajuste de modelos tentativos denominados ARIMA a séries temporais de valores observados de forma que a diferença entre os valores gerados pelos modelos e os valores observados resulte em séries de resíduos de comportamento aleatório em torno de zero.

Os modelos ARIMA (auto-regressivos integrados e de médias móveis) são capazes de descrever os processos de geração de uma variedade de séries temporais para os previsores sem precisar levar em conta as relações econômicas, por exemplo, que geraram as séries.

Segundo a sistemática da metodologia de Box-Jenkins, os modelos ARIMA descrevem tanto o comportamento estacionário como o não-estacionário. Dessa forma, pode-se afirmar que essa é uma metodologia de modelagem flexível em que as previsões com base nesses modelos são feitas a partir dos valores correntes e passados dessas séries.

Os betas foram estimados regredindo-se suas séries contra a do mercado (Ibovespa). Abaixo, segue a tabela 11 com os betas estimados de dez fundos selecionados:

Tabela 11 – Betas estimados

Fundos	*Bi*
GRECIA FI MULT CRED PRIV	0,9532
FI MULTIMERCADO SALEMA	1,0106
INTER STRATEGIE FI MULTIMERCADO	1,0063
BEACH FI MULTIMERCADO CREDITO PRIVADO	0,0031
FI MULTI CREDITO PRIVADO BRASIL BROKERS	1,0168
LULOS I FI MULT CRED PRIV	0,9355
DIAMOND MULTIMERCADO CREDITO PRIVADO FI	1,0668
MONTREAL CRED PRIV FIQ FI MULTIMERCADO	0,8103
TEC PREMIERE FI MULT CRED PRIV	0,9377
COOPMUTUO FI MULTIMERCADO CRED PRIVADO	0,0029

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

Os betas foram estimados foram utilizados no cálculo das medidas de performance que será realizado na próxima seção deste capitulo.

5.4 Estimação das medidas de desempenho

Para os cálculos das medidas de avaliação de desempenho é necessário que se estabeleça um *benchmark*, que pode ser interpretado como um parâmetro que o investidor observa para comparar a rentabilidade do seu investimento. Há diferentes tipos de investidores em relação à percepção ao risco, alguns têm uma percepção de perda se o retorno do seu investimento for negativo, outros se o retorno do seu investimento for inferior ao custo de oportunidade. Nesse trabalho o índice Ibovespa representa o custo de oportunidade.

Assim, trabalhou-se com um tipo de investidor ao qual um retorno inferior ao Ibovespa gera uma percepção de perda. A análise realizada neste trabalho irá comparar cada medida dentro do *benchmark* Ibovespa.

O intuito deste trabalho é utilizar um *benchmark* próximo da realidade de percepção do investidor e verificar se os resultados são consistentes. Abaixo seguem as tabelas com o ranking gerado pelos Índices de Sharpe, Treynor, Sortino e Ômega, com seus respectivos parâmetros:

Tabela 12 – Classificação pelo Índice de Sharpe

Classificação	Fundos	IS	$\overline{Ri}$ -Rf (%)	σ_i (%)
1º	FI MULTI CRED PRIV REMAR	0,503	0,01572	0,0312
2º	PLANNER FI MULTIMERCADO	0,353	0,00249	0,0071
3º	COOPMUTUO FI MULTIMERCADO CRED PRIVADO	0,328	0,00217	0,0066
4º	ALPES FI MULTI CRED PRIVADO	0,288	0,00470	0,0163
5º	BEACH FI MULTIMERCADO CREDITO PRIVADO	0,265	0,00160	0,0060
6º	HSBC FI MULT CREDITO PRIVADO ALPRESS	0,201	0,00316	0,0157
7º	CORVUS MULTIMERCADO FI	0,190	0,00718	0,0378
8º	ICATU VANGUARDA DELTA CAPOF FI PREV MULT	0,189	0,00687	0,0363
9º	LULOS I FI MULT CRED PRIV	0,187	0,00119	0,0063
10º	FI MULTIMERCADO CREDITO PRIVADO BRISA	0,181	0,00123	0,0068

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

Pode-se observar da tabela 12 que o fundo FIM CP REMAR é considerado o melhor fundo de investimento da amostra selecionada de 400 fundos, segundo o IS.

Tabela 13 – Classificação pelo Índice de Treynor

Classificação	Fundos	IT	$\overline{Ri}$ - Rf(%)	Bi
1º	FI MULTI CRED PRIV REMAR	0,0099	0,01572	0,016
2º	COOPMUTUO FI MULTIMERCADO CRED PRIVADO	0,0074	0,00217	0,003
3º	ARTICO FI MULTIMERCADO CREDITO PRIVADO	0,0074	0,04712	0,064
4º	ALPES FI MULTI CRED PRIVADO	0,0055	0,00470	0,008
5º	PLANNER FI MULTIMERCADO	0,0052	0,00249	0,005
6º	BEACH FI MULTIMERCADO CREDITO PRIVADO	0,0051	0,00160	0,003
7º	SAFRA HIGH YIELD FI MULTIMERCADO	0,0047	0,00994	0,021
8º	FUNDO MOD CARATINGA FI MULTIMERCADO	0,0037	0,00717	0,019
9º	GAP LONG SHORT FI MULTIMERCADO	0,0032	0,01628	0,050
10º	MUGEN FI MULTIMERCADO	0,0032	0,00085	0,003

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

Da mesma forma que o IS, o IT classificou o fundo FIM CP REMAR como o melhor fundo de investimento de toda a amostra de fundos no período analisado. Pode-se observar uma semelhança entre os rankings das tabelas 12 e 13, o fundo

COOPMUTUO FIM CP aparece em segundo na classificação pelo IT e em terceiro no ranking do IS.

No cálculo do índice de Sortino e da medida Ômega, o RMA utilizado foi o retorno do Ibovespa.

Tabela 14 – Classificação pelo Índice de Sortino

Classificação	Fundos	ISort	$\overline{Ri}$ (%)	DR (%)
1º	COOPMUTUO FI MULTIMERCADO CRED PRIVADO	3,850	0,0418	0,0006
2º	PLANNER FI MULTIMERCADO	2,139	0,0422	0,0012
3º	FI MULTI CRED PRIV REMAR	2,018	0,0554	0,0078
4º	GRECIA FI MULT CRED PRIV	1,332	0,0403	0,0005
5º	BEACH FI MULTIMERCADO CREDITO PRIVADO	1,291	0,0413	0,0012
6º	SANTANDER FI PULP RENDA FIXA	0,716	0,0403	0,0008
7º	BIOESTRATEGIA FI MULTIMERCADO CRED PRIV	0,679	0,0411	0,0021
8º	LULOS I FI MULT CRED PRIV	0,636	0,0409	0,0019
9º	FTE II FI MULTIMERCADO	0,574	0,0434	0,0064
10º	ALPES FI MULTI CRED PRIVADO	0,554	0,0444	0,0085

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

No caso do ranking formado através do ISort, também há semelhança com os rankings das tabelas 12 e 13, o ISort classificou o fundo FIM CP REMAR como o terceiro melhor fundo de investimento, enquanto o IS e o IT o classificaram em primeiro.

Tabela 15 – Classificação pela medida Ômega

Classificação	Fundos	Ômega	EC (%)	ES (%)
1º	PLANNER FI MULTIMERCADO	2,445	0,0030	0,0012
2º	PREVICEL I MULTIMERCADO FI FATOR	2,332	0,0086	0,0037
3º	ALPES FI MULTI CRED PRIVADO	2,263	0,0075	0,0033
4º	FI NETUNO MULT PREVIDENCIARIO CRED PRIV	2,188	0,0114	0,0052
5º	FI MULTIMERCADO TRANQUILIDADE	2,106	0,0191	0,0091
6º	HSBC FI MULT CREDITO PRIVADO ALPRESS	2,047	0,0048	0,0023
7º	POLO CREDITO PRIVADO FI MULTIMERCADO	2,009	0,0601	0,0299
8º	FTE II FI MULTIMERCADO	1,996	0,0055	0,0028
9º	COOPMUTUO FI MULTIMERCADO CRED PRIVADO	1,993	0,0023	0,0011
10º	FI MULTIMERCADO ARENA CREDITO PRIVADO	1,935	0,0157	0,0081

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

A tabela 15 apresenta os dez melhores fundos de acordo com o medida Ômega. É possível observar semelhança, numa menor escala, com os rankings gerados pelas outras medidas de desempenho aqui utilizadas.

No geral, as medidas não geram um mesmo ranking para a amostra de fundos utilizada, todavia há semelhança entre os rankings gerados por todas as medidas de desempenho utilizadas nesta dissertação.

Nas próximas seções será verificado se, como esperado, a medida Ômega é a que gera um ranking mais dispare das demais medidas. Para realizar essa verificação, será utilizado o *T-Test* para diferença das médias dos retornos dos N melhores fundos de investimento de acordo com cada medida de desempenho.

5.5 Ranking de Spearman

Após o cálculo das medidas, é feito o ranking dos fundos de acordo com o valor calculado por cada medida. Para saber se o ranking de fundos originado por uma medida é semelhante ou não com o ranking originado por outra medida, será utilizado o Coeficiente de Correlação de Ranking de Spearman.

Este coeficiente é uma medida não paramétrica de correlação que avalia o quão bem uma função monotônica arbitrária pode descrever a relação entre duas variáveis, sem fazer nenhuma premissa sobre a distribuição de freqüência das variáveis. A vantagem deste coeficiente de correlação é que este pode ser usado para medir variáveis ordinais, que é o nosso caso. A comparação é feita sempre dois a dois, assim serão realizadas seis análises diferentes entre os índices de desempenho dos fundos de investimentos.

Para efetuar o cálculo do Coeficiente de Correlação de Ranking de Spearman, primeiramente os valores encontrados no cálculo das medidas de desempenho devem ser transformados em ranking. Segundo, para cada fundo, calculou-se a diferença entre o ranking determinado por duas medidas. A equação do Coeficiente de Correlação de Ranking de Spearman é a seguinte:

$$\rho = 1 - \frac{6\Sigma D^2}{N\left(N^2 - 1\right)} \quad ......(27)$$

onde:
D é a diferença entre os rankings dos valores correspondentes de cada fundo; e
N é o número de pares de valores.

Quanto mais próximo de um é o coeficiente de correlação, mais parecidos são os rankings, e quanto mais próximo de zero é o coeficiente de correlação, mais diferentes são os rankings.

Os testes realizados calculando os Coeficientes de Correlação de Ranking de Spearman compararam os rankings obtidos de cada medida. Os resultados obtidos mostram que na maioria das vezes os rankings são bem parecidos, principalmente, ao se comparar os rankings utilizando o Índice de Sharpe e o Índice de Sortino.

O ranking originado pela medida Ômega é o que mais se distancia dos rankings das outras medidas. Estes resultados podem ser observados na tabela abaixo:

Tabela 16 – Coeficiente de Correlação de Spearman

Coeficiente de correlação de Spearman	
OMEGA - SHARPE	0,931
OMEGA - SORTINO	0,919
OMEGA - TREYNOR	0,933
SHARPE - TREYNOR	0,965
SHARPE - SORTINO	0,980
SORTINO - TREYNOR	0,958

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

Esta diferença no ranking do Ômega já era esperada, pois esta medida não leva em consideração apenas os dois primeiros momentos da distribuição, como fazem as outras medidas de desempenho tradicionais, e sim todos os momentos da distribuição.

Nota-se, na tabela 16, que todas as comparações originaram um coeficiente acima de 0,9 e a comparação entre os rankings originados por Sharpe e Sortino gerou um coeficiente bem próximo a 1, ou seja, os rankings gerados pelas duas medidas foram praticamente iguais.

Pode-se concluir, portanto, que no geral, as medidas tradicionais geram um mesmo ranking para a amostra de fundos utilizada. E que, como esperado, a medida Ômega gera um ranking diferente das demais medidas.

Dado, então, que a medida ômega gera um ranking diferente, resta saber se esta seria a mais aconselhável para um investidor utilizar, ou seja, se traria um retorno maior para o investidor.

5.6 Testes de Significância da diferença das médias dos retornos

Para alguns resultados, foram realizados testes para verificar se a diferença entre as médias de retornos das carteiras formadas pelos diferentes índices de *performance* é estatisticamente significante.

O primeiro resultado que se pode comparar é a média de retornos das carteiras formadas pelos 10 melhores fundos. A comparação é feita entre pares de medidas e o teste de significância aplicado foi o *T-Test* para diferenças de médias.

Tabela 17: Teste de Significância para Diferença de Médias
Média dos retornos da carteira dos 10 Melhores fundos

TOP 10	Estatística t
OMEGA - SHARPE	1,056
SORTINO - OMEGA	1,343*
OMEGA - TREYNOR	1,153
SHARPE - TREYNOR	0,713
SHARPE - SORTINO	0,536
SORTINO - TREYNOR	0,686

* Significante a 15%.

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

Na tabela 17 somente um resultado deste teste foi significativo, e a 15% de significância. Assim, ao nível de significância de 15%, a medida Ômega gera carteiras dos dez melhores fundos com uma média dos retornos diferente da carteira formada utilizando o Índice de Sortino.

Nesse mesmo sentido pode-se comparar a média de retornos das carteiras formadas pelos 20, 50 e 100 melhores fundos.

Tabela 18: Teste de Significância para Diferença de Médias
Média dos retornos da carteira dos 20 Melhores fundos

TOP 20	Estatística t
OMEGA - SHARPE	2,291*
SORTINO - OMEGA	2,467*
OMEGA - TREYNOR	2,343*
SHARPE - TREYNOR	0,860
SHARPE - SORTINO	0,447
SORTINO - TREYNOR	0,742

* Significante a 5%.

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

Para os vinte melhores fundos, como pode ser visto na tabela 18, obtiveram-se os resultados mais robustos deste trabalho, ao nível de significância de 5% a medida Ômega gera carteiras dos vinte melhores fundos com uma média dos retornos diferente da carteira formada utilizando os índices tradicionais.

Tabela 19: Teste de Significância para Diferença de Médias
Média dos retornos da carteira dos 50 Melhores fundos

TOP 50	Estatística t
OMEGA - SHARPE	1,312
SORTINO - OMEGA	2,001*
OMEGA - TREYNOR	1,258
SHARPE - TREYNOR	1,157
SHARPE - SORTINO	1,026
SORTINO - TREYNOR	0,986

* Significante a 5%.

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

Na analise da tabela 19, para os cinquenta melhores fundos, obteve-se um resultado significativo a 5% de significância para a diferença da média dos retornos entre a medida Ômega e o índice de Sortino.

Tabela 20: Teste de Significância para Diferença de Médias
Média dos retornos da carteira dos 100 Melhores fundos

TOP 100	Estatística t
OMEGA - SHARPE	0,892
SORTINO - OMEGA	0,718
OMEGA - TREYNOR	1,024
SHARPE - TREYNOR	0,674
SHARPE - SORTINO	0,539
SORTINO - TREYNOR	0,786

Fonte: Cálculos próprios
Período de coleta de dados: 10/2008 a 07/2011

Os resultados não foram significantes no teste realizado para os cem melhores fundos, como pode ser visto na tabela 20. A esse resultado não significante, atribui-se o universo de fundos relativamente grande e consequentemente bastante semelhante.