

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO



André Senna Duarte

**O Valor Econômico dos Modelos de Correlação
Condicional e Dinâmica**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-graduação em Economia do Departamento de Economia da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Marcelo Cunha Medeiros

Rio de Janeiro

Março de 2007

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.



André Senna Duarte

O Valor Econômico dos Modelos de Correlação Condicional Constante e Dinâmica

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-graduação em Economia da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. Marcelo Cunha Medeiros

Orientador

Departamento de Economia – PUC-Rio

Prof. Márcio Gomes Pinto Garcia

Departamento de Economia – PUC-Rio

Prof. Caio Ibsen Rodrigues de Almeida

Departamento de Economia – Fundação Getúlio Vargas

Prof. João Pontes Nogueira

Vice-Decano de Pós-Graduação do CCS

Rio de Janeiro, 22 de março de 2007

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem a autorização do autor, do orientador e da universidade.

André Senna Duarte

Graduado em economia pela PUC-RIO em 2005 e pós-graduado em economia pela mesma universidade em 2007. Áreas de interesse são macroeconomia, economia internacional, séries temporais, história econômica e setor público. Atualmente é analista macroeconômico de mercados emergentes no Opportunity Asset Management.

Ficha Catalográfica

Duarte, André Senna

O valor econômico dos modelos de correlação condicional e dinâmica / André Senna Duarte; orientador: Marcelo Cunha Medeiros. – 2007.

52 f. : il. ; 30 cm

Dissertação (Mestrado em Economia)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2007.

Inclui bibliografia

1. Economia– Teses. 2. GARCH Multivariado. 3. Correlação condicional. 4. RiskMetrics. I. Medeiros, Marcelo Cunha. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Economia. III. Título.

CDD: 330

Agradecimentos

Em primeiro lugar, agradeço a Marcelo Cunha Medeiros pelo privilégio de tê-lo como orientador e pela incalculável contribuição à minha formação como economista. Foi uma honra termos trabalhados juntos. Sua disposição e energia foram fundamentais para a realização desta dissertação.

Agradeço aos comentários dos professores Vinícius Carrasco, Rogério Werneck, Gustavo Gonzaga e Leonardo Resende à versão preliminar deste trabalho. Em especial, as valiosas sugestões dos professores Márcio Garcia e Caio Almeida foram essenciais a esta dissertação, sem as quais a qualidade deste trabalho seria inequivocamente menor.

Agradeço aos meus colegas de mestrado pela amizade e companheirismo, tornando esta dissertação um trabalho prazeroso.

Agradeço aos meus amigos Carlos Henrique Zanata, André Rocha, Bernardo Barros, Bernardo Araújo, Bernardo Zainfarber, Arthur Butter, Júlia Nicolau, Lívio Ribeiro, Rafael Durães, Dennis Katsuragi, Carla Christopher e Paula Christopher. Feliz a pessoa que tem amigos como eles.

Agradeço à minha família. Não há palavras que possam exprimir toda a minha gratidão e carinho por eles.

Agradeço também a Claudia Pereira. Seu amor incondicional foi tudo que necessitei para enfrentar os momentos mais difíceis.

Por fim, um agradeco à CAPES pelo apoio financeiro e ao Departamento de Economia da PUC-Rio pela excelente formação.

Resumo

Duarte, André Senna; Medeiros, Marcelo Cunha (Orientador). **O Valor Econômico dos Modelos de Correlação Condicional Constante e Dinâmica**. Rio de Janeiro, 2007. 52p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Economia, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Em Fleming, Kirby e Ostdiek (2001), encontram-se evidências de que a utilização de modelos de previsão da volatilidade, possui valor econômico significativo quando se compara simplesmente com a matriz de variância incondicional, num arcabouço de otimização de portfólio. Indo além, este trabalho propõem averiguar se os modelos mais complexos de Correlação Condicional Constante (CCC) e Dinâmica (DCC) sugeridos respectivamente por Bollerslev (1990) e Engle (2002) podem oferecer melhores resultados. Os resultados encontrados são dependentes da preferência do investidor. Um investidor mais avesso ao risco, terá maior utilidade ao empregar o modelo DCC e CCC quando comparado ao simples modelo da média móvel com decaimento exponencial, popularizados por RiskMetrics. Isso ocorre porque os modelos DCC e CCC apresentam desvio padrão e retorno geralmente inferiores. Ainda, não é possível afirmar como em Fleming, Kirby e Ostdiek (2001) que a utilização de modelos de previsão da volatilidade, possui valor econômico significativo.

Palavras-chave

GARCH Multivariado, Correlação Condicional, RiskMetrics.

Abstract

Duarte, André Senna; Medeiros, Marcelo Cunha (Advisor). **The Economic Value of Constant and Dynamic Conditional Correlation Model**. Rio de Janeiro, 2007. 52p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Economia, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

At Fleming, Kirby e Ostdiek (2001), evidences are found that volatility timing models, have significant economic value when comparing with the simple unconditional variance matrix, in a framework of portfolio optimization. Going further, this work analyze if the more complex Constant (CCC) and Dynamic (DCC) Conditional Correlation models, suggested respectively by Bollerslev (1990) and Engle (2002) can have a higher performance. The results found depend on the investor's preference. A more risk averse investor has a higher utility level employing the DCC and CCC models when comparing with the simple exponential moving average model, popularized by RiskMetrics. This happens because the DCC and CCC models usually have smaller standard deviation and return. Furthermore, it is not possible to assert, like at Fleming, Kirby e Ostdiek (2001), that volatility timing models have higher economic value.

Keywords

Multivariate GARCH, Conditional Correlation, RiskMetrics.

Sumário

1. Introdução	10
2. Modelos para o Cálculo do Valor Esperado da Matriz de Covariância	12
2.1. RiskMetrics e Média Móvel	12
2.2. Modelos de Correlação Condicional Constante e Dinâmica	13
2.2.1. Modelo de Correlação Condicional Constante	14
2.2.2. Modelo de Correlação Condicional Dinâmica	15
3. Metodologia de Avaliação e Base de Dados	18
3.1. Medida Estatística x Valor Econômico	18
3.2. Decisão do Investidor	19
3.3. Cálculo do Valor Esperado e da Matriz de Correlação	20
3.4. Mensuração do Valor Econômico	21
3.5. Dados	23
4. Estimação, Resultados e Análise	26
4.1. Estimação do Parâmetro de Decaimento	26
4.2. Resultados da Estimação no Primeiro Estágio	26
4.3. Resultados da Estimação no Segundo Estágio	27
4.4. Valor Econômico dos Modelos	35
4.5. Análise dos Resultados	39
4.5.1. Teste de Robustez para o Resultado da Média Móvel	39
4.5.2. Análise Anual	41
5. Conclusão	43
6. Bibliografia	47
7. Apêndice	49

Lista de gráficos

Gráfico 1: Parâmetro Alfa, Segundo Estágio: Base-Índices	29
Gráfico 2: Parâmetro Beta, Segundo Estágio: Base-Índices	29
Gráfico 3: Parâmetro Alfa, Segundo Estágio: Base-Ações	30
Gráfico 4: Parâmetro Beta, Segundo Estágio: Base-Ações	30
Gráfico 5: Correlação S&P 500/DAX	31
Gráfico 6: Correlação S&P 500/HSI	32
Gráfico 7: Correlação DAX/HSI	32
Gráfico 8: Correlação PETR4/VALE5	33
Gráfico 9: Correlação PETR4/BBDC4	33
Gráfico 10: Correlação BBDC4/VALE5	34
Gráfico 11: Média Móvel x RiskMetrics	40
Gráfico 12: Peso do S&P 500 no Portfólio Total	49
Gráfico 13: Peso do DAX no Portfólio Total	50
Gráfico 14: Peso do HSI no Portfólio Total	50
Gráfico 15: Peso do PETR4 no Portfólio Total	51
Gráfico 16: Peso do VALE5 no Portfólio Total	51
Gráfico 17: Peso do BBDC4 no Portfólio Total	52

Lista de tabelas

Tabela 1: Resumo Estatístico - Base-Índices	24
Tabela 2: Resumo Estatístico - Base-Ações	25
Tabela 3: Estatísticas Descritivas da Estimação no Primeiro Estágio: Base-Índices	28
Tabela 4: Estatísticas Descritivas da Estimação no Primeiro Estágio: Base-Ações	28
Tabela 5: Resultados Finais: Base-Índices	29
Tabela 6: Resultados Finais: Base-Ações	30
Tabela 7: Resultados Finais por Ano: Base-Ações (1999-2001)	36
Tabela 8: Resultados Finais por Ano: Base-Ações (2002-2004)	37
Tabela 9: Resultados Finais por Ano: Base-Ações (2005-2006)	38

Introdução

No mundo financeiro de hoje, a estimação da volatilidade é de fundamental importância para inúmeras atividades como o gerenciamento de risco e a otimização de portfólio. Desde o trabalho seminal de Engle (1982), diversas formulações foram propostas na linha do modelo de heterocedasticidade autorregressiva condicional (GARCH) de Bollerslev (1986) no intuito de avaliar a volatilidade dos retornos de ativos. Entretanto, esta literatura em geral, teve como seu principal foco, avaliar a performance estatística dos modelos utilizados ao invés de alguma medida de significação econômica.

Desta forma, Cho, Edison e West (1993), propõem uma forma distinta de se avaliar a adequação de um determinado modelo da família GARCH. Estima-se o valor econômico de um investidor hipotético com dada função de utilidade, ao alocar seu portfólio, de acordo com a volatilidade estimada pelo modelo proposto quando comparado a um outro. O resultado então seria uma medida de quão disposto estaria o investidor de utilizar um determinado modelo em detrimento a outro, de acordo com um critério econômico.

Nesta direção, Fleming, Kirby e Ostdiek (2001), usando a metodologia sugerida acima, encontram evidências de que a utilização de modelos de previsão da volatilidade, possui valor econômico significativo quando se compara simplesmente com a otimização de um portfólio com matriz de variância incondicional. O modelo de previsão da volatilidade utilizado pelos autores é proposto em Foster e Nelson (1996) e constitui-se de um simples estimador não paramétrico. Assim, o objetivo central dos autores é encontrar evidências a respeito da utilidade dos modelos de previsão da volatilidade, sem procurar qual modelo fornece o melhor resultado.

Uma questão decorrente então, é se o desempenho de outros métodos para o cálculo do valor esperado da matriz de covariância, usando-se a mesma métrica de avaliação, é substancialmente diferente. Esta pergunta se torna natural diante dos diferentes modelos multivariados encontrados na literatura, sobretudo, os inspirados na família GARCH e na necessidade de avaliar o desempenho destes segundo um critério baseado na otimização de um portfólio.

Devido ao elevado número de modelos multivariados, este trabalho restringe-se aos modelos de Correlação Condicional Constante (CCC) e Dinâmica (DCC) sugeridos respectivamente por Bollerslev (1990) e Engle (2002). O interesse específico nestes modelos decorre, em especial, na possibilidade de estimação com potencialmente um grande número de ativos, o que é tradicionalmente um grave problema na literatura GARCH multivariada e de vital importância para uma instituição financeira que possivelmente pode ter milhares de ativos no seu portfólio. Comparando-os entre si, a vantagem do modelo introduzido por Engle (2002) é a possibilidade de permitir que a matriz de correlação condicional mude com o tempo, fornecendo então, maior flexibilidade à estimação.

A fim de avaliar o desempenho dos modelos são utilizadas duas bases de dados distintas de forma a garantir independência e maior robustez dos resultados. A primeira base de dados é composta pelos principais índices acionários dos EUA, Alemanha e Hong Kong, sendo estes respectivamente, S&P 500, DAX e HSI. A escolha de tais índices foi devido a relevância econômica destes, sendo cada um, representante importante de diferentes áreas econômicas do globo. A segunda base de dados é composta por doze ações amplamente negociadas na Bovespa.

Os resultados encontrados são dependentes da preferência do investidor. Um investidor com maior aversão ao risco, terá maior utilidade ao empregar o modelo DCC e CCC quando comparado ao simples modelo da média móvel com decaimento exponencial, popularizados por RiskMetrics. Isso ocorre porque os modelos DCCs e CCC apresentam desvio padrão e retorno geralmente inferiores. Ainda, não é possível afirmar como em Fleming, Kirby e Ostdiek (2001) que a utilização de modelos de previsão da volatilidade, possui valor econômico significativo quando se compara com um modelo com matriz de variância incondicional.

A dissertação está organizada da seguinte forma. No capítulo dois são descritos os modelos utilizados. No capítulo três, detalha-se a metodologia de avaliação assim como as bases de dados utilizadas. No capítulo quatro, os resultados das estimações são apresentados assim como sua análise detalhada. No quinto, conclui-se o trabalho.

2

Modelos Para o Cálculo do Valor Esperado da Matriz de Covariância

Neste capítulo, são descritos os diferentes métodos para estimar a matriz de covariância condicional. São utilizados como *benchmarks* dois modelos distintos. A média móvel e a média móvel com decaimento exponencial. Apresentam-se também os modelos de Correlação Condicional Constante e Dinâmico, foco central do trabalho.

2.1

RiskMetrics e Média Móvel

Seja cada elemento da matriz de covariância dos retornos de dadas séries financeiras descrito por um simples modelo auto-regressivo de primeira ordem AR(1):

$$h_{ij,t+1} = \alpha h_{ij,t} + e_{t+1},$$

onde $h_{ij,t}$ representa um elemento da matriz de covariância no instante t , sendo uma variável latente, e_t representa um ruído branco e α um parâmetro tal que: $0 \leq \alpha \leq 1$.

Utilizando-se a hipótese de passeio aleatório, tem-se que $\alpha = 1$ ¹. O valor esperado de $h_{ij,t+1}$, com base no conjunto de informação até T , é dado então por:

$$E_T(h_{ij,t+1}) = h_{ij,T}.$$

Com uso da expressão acima, para estimar a previsão um período à frente, basta calcular o valor de $h_{ij,T}$. Duas simples possibilidades são o cálculo da média histórica que calcula a matriz de covariância amostral com todas as observações e

¹ Alguns estudos encontram evidências de que a volatilidade parece seguir um passeio aleatório. Para referências, ver Perry (1982) e Pagan e Schwert (1990).

a média móvel que calcula a matriz de covariância amostral com as “ $n+1$ ” observações mais recentes. Em ambos os casos, as duas possibilidades podem ser descritas pela expressão abaixo:

$$h_{ij,T} = \sum_{t=n}^T (r_{i,t} - \bar{r})(r_{j,t} - \bar{r}), \quad (2.1)$$

onde $r_{i,t}$ e $r_{j,t}$ são respectivamente o retorno do ativo i e j nos instante t e no caso da média histórica, $n = 0$.

Outra forma alternativa de calcular $h_{ij,T}$ é utilizar a média móvel com decaimento exponencial popularizado na metodologia RiskMetrics². O emprego do método justifica-se pela sua intensa utilização pela comunidade financeira e pelos reguladores do sistema financeiro, além de ser de simples implementação. A sua expressão é dada por:

$$h_{ij,T} = \frac{(1-\lambda)}{(1-\lambda^{T-n+1})} \sum_{t=n}^T \lambda^{t-n} (r_{i,t} - \bar{r}_i)(r_{j,t} - \bar{r}_j), \quad (2.2)$$

onde λ é o parâmetro decaimento.

A média móvel com decaimento exponencial utiliza as “ $n+1$ ” observações mais recentes da amostra, todavia, quanto mais recente for a observação, maior o peso para o cálculo $h_{ij,T}$. A vantagem do método é de então, claramente, dar mais relevância a “informação recente” do que a “informação passada”. O valor do parâmetro de decaimento λ é estimado segundo metodologia proposta pelo RiskMetrics baseado no critério de minimização da raiz do erro quadrático médio³.

2.2

Modelos de Correlação Condicional Constante e Dinâmica

² RiskMetrics é um conjunto de metodologias e instrumentos que permite estimar a exposição ao risco de mercado de um portfólio dentro da estrutura “*Value-at-Risk*”. Lançado pela J.P Morgan, ao abrir a comunidade financeira os métodos internos de controle de risco, logo tornou-se amplamente utilizado. Para referência recente, vide Mina e Xiao (2001).

³ Os métodos com o uso da média móvel e média móvel com decaimento exponencial serão denominados respectivamente Média Móvel e RiskMetrics ao longo da dissertação.

Os modelos de Correlação Condicional Constante e Dinâmica apresentam uma série de vantagens tanto na especificação do modelo, quanto na sua própria estimação tornando-os atraente do ponto de vista teórico. A principal vantagem de tais modelos é de possibilitar que se separe a especificação da variância condicional de cada série, da matriz de correlação condicional. Esta separação implica que potencialmente a estimação pode ser feita em dois estágios, permitindo que os modelos tenham um número factível de parâmetros mesmo para uma matriz de covariância de tamanho considerável. Além disso, outra vantagem interessante é a possibilidade permitida de estimar cada série utilizando um modelo para a variância condicional diferente.

2.2.1

Modelo de Correlação Condicional Constante

Proposto por Bollerslev (1990), o modelo de Correlação Condicional Constante (CCC) impõe a condição de que a correlação condicional seja constante para todo instante t . A matriz de covariância neste modelo é dada por:

$$\mathbf{H}_t = \mathbf{D}_t \mathbf{R} \mathbf{D}_t,$$

onde \mathbf{H}_t é a matriz de covariância, \mathbf{D}_t a matriz diagonal com seus elementos compostos pela variância condicional $h_{ii,t}$ de cada série no instante t e \mathbf{R} a matriz dos coeficientes de correlação linear constante, p_{ij} .

É possível deduzir que, supondo distribuição normal condicional, o coeficiente de correlação linear entre as séries i e j é igual a⁴:

$$\hat{p}_{ij} = \frac{\sum_{t=0}^T \hat{e}_{i,t} \hat{e}_{j,t}}{\left(\sum_{t=0}^T \hat{e}_{i,t}^2 \right)^{1/2} \left(\sum_{t=0}^T \hat{e}_{j,t}^2 \right)^{1/2}}, \quad (2.3)$$

⁴ Para a demonstração, consultar Bollerslev (1990) páginas 499-500.

onde $\hat{e}_{i,t}$ e $\hat{e}_{j,t}$ são os resíduos padronizados das séries i e j encontrados na estimação univariada através dos modelos da família GARCH.

Assim, para calcular a matriz de covariância neste modelo, basta primeiramente estimar os modelos univariados, obter os resíduos padronizados e posteriormente utilizá-los para calcular os coeficientes de correlação linear. Neste trabalho, será utilizado o modelo GARCH(1,1) na especificação do primeiro estágio da estimação.

Notadamente, a limitação do modelo decorre da condição de correlação constante. Este tipo de restrição pode ser razoável dependendo do grupo de ativos escolhidos. Entretanto, em muitas aplicações, maior flexibilidade pode ser necessária. Um exemplo é a correlação entre duas ações de empresas diferentes. Conforme as empresas fazem novos investimentos e modifiquem seu perfil, as variáveis que determinam seus respectivos valores de mercado mudam. Espera-se então uma alteração nas na correlação das ações. Em vista desta limitação, Engle (2002) e Tse e Tsui (2002) propõem modelos de correlação condicional dinâmica com o objetivo de permitir tal flexibilização.

2.2.2

Modelo de Correlação Condicional Dinâmica⁵

O modelo de Correlação Condicional Dinâmica (DCC) proposto por Engle (2002), difere do modelo CCC ao permitir que a matriz de correlação condicional \mathbf{R}_t seja função do tempo. A flexibilização do modelo apresenta a vantagem de assimilar a possibilidade que a correlação entre os ativos mude com o tempo. A matriz de covariância condicional neste caso é dada por:

$$\mathbf{H}_t = \mathbf{D}_t \mathbf{R}_t \mathbf{D}_t,$$

onde, a única diferença para o modelo CCC são os parâmetros da matriz \mathbf{R}_t que neste caso são iguais a $p_{ij,t}$. Seja $q_{ij,t}$ dado por uma das sugestões abaixo, inspirados respectivamente pelos modelos RiskMetrics e GARCH(1,1):

⁵ Apenas o modelo de Engle (2002) será estimado nesta dissertação por ser utilizado com maior frequência em outros trabalhos.

$$q_{ij,t} = (1-\lambda)(\hat{e}_{i,t-1}\hat{e}'_{j,t-1}) + \lambda(q_{ij,t-1}) \quad (2.4)$$

$$q_{ij,t} = \bar{p}_{ij} + \alpha(\hat{e}_{i,t-1}\hat{e}'_{j,t-1} - \bar{p}_{ij}) + \beta(q_{ij,t-1} - \bar{p}_{ij}) \quad (2.5)$$

Assim, temos que o valor de cada elemento de \mathbf{R}_t é dado por:

$$\hat{p}_{ij,t} = q_{ij,t} (q_{ii,t})^{-1/2} (q_{jj,t})^{-1/2}, \quad (2.6)$$

onde \hat{e}_{ii} é o resíduo padronizado encontrado na estimação univariada da série i por um modelo da família GARCH.

Pode-se reescrever matricialmente (2.4) e (2.5) como, respectivamente:

$$\mathbf{Q}_t = (1-\lambda)(\hat{\mathbf{e}}_{t-1}\hat{\mathbf{e}}'_{t-1}) + \lambda(\mathbf{Q}_{t-1}), \quad (2.7)$$

$$\mathbf{Q}_t = \mathbf{S}(1-\alpha-\beta) + \alpha(\hat{\mathbf{e}}_{t-1}\hat{\mathbf{e}}'_{t-1}) + \beta(\mathbf{Q}_{t-1}), \quad (2.8)$$

onde, α, β são parâmetros não negativos que satisfazem $\alpha + \beta < 1$ e \mathbf{S} é a matriz de covariância não condicional de $\hat{\mathbf{e}}_t$.

Para realizar a estimação, suponha que o vetor de retornos \mathbf{r}_t tenha distribuição normal com variância condicional dada por \mathbf{H}_t e seja $\boldsymbol{\theta}$, o vetor de parâmetros a serem estimados. A estimação de $\boldsymbol{\theta}$ é feita a partir da função de densidade abaixo:

$$f(\mathbf{r}_t, \boldsymbol{\theta}) = (2\pi)^{-n/2} |\mathbf{H}_t|^{-1/2} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{r}_t - E(\mathbf{r}_t))'(\mathbf{H}_t)^{-1}(\mathbf{r}_t - E(\mathbf{r}_t))\right]$$

Sendo assim, o log da função de máxima verossimilhança é dado por:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{r}_t, \boldsymbol{\theta}) &= -\frac{1}{2} \sum_{i=0}^T n \log 2\pi + \log |\mathbf{H}_t| + \mathbf{e}'_t (\mathbf{H}_t)^{-1} \mathbf{e}_t \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{i=0}^T n \log 2\pi + \log |\mathbf{D}_t \mathbf{R}_t \mathbf{D}_t| + \mathbf{e}'_t (\mathbf{D}_t \mathbf{R}_t \mathbf{D}_t)^{-1} \mathbf{e}_t \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= -\frac{1}{2} \sum_{i=0}^T n \log 2\pi + 2 \log |\mathbf{D}_t| + \log(\mathbf{R}_t) + \mathbf{e}'_t \mathbf{D}_t^{-1} \mathbf{R}_t^{-1} \mathbf{D}_t^{-1} \mathbf{e}_t \\
&= -\frac{1}{2} \sum_{i=0}^T n \log 2\pi + 2 \log |\mathbf{D}_t| + \log(\mathbf{R}_t) + \hat{\mathbf{e}}'_t \mathbf{R}_t^{-1} \hat{\mathbf{e}}_t
\end{aligned} \tag{2.9}$$

A função de verossimilhança (2.9) pode ser maximizada em um único estágio. Contudo o interessante da formulação acima é a possibilidade de estimar os parâmetros através de um procedimento de dois estágios. Suponha que os parâmetros que descrevem a variância condicional, ou seja \mathbf{D}_t , sejam conhecidos. Logo, a parte relevante da função de máxima verossimilhança, para a maximização seria:

$$L = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \log(\mathbf{R}_t) + \hat{\mathbf{e}}'_t \mathbf{R}_t^{-1} \hat{\mathbf{e}}_t \tag{2.10}$$

Nesse sentido, sob condições de regularidade razoáveis, caso a estimação dos parâmetros em \mathbf{D}_t seja consistente, a estimação em dois estágios será também consistente embora não eficiente⁶. Condições suficientes que garantam tais propriedades são derivadas a partir de Newey e McFadden (1994) por Engle e Sheppard (2002). Desta forma, apesar de não ser eficiente, a flexibilidade permitida pela estimação em dois estágios torna o método atraente ao possibilitar a estimação de matrizes de covariância de larga escala.

Neste trabalho, estima-se o modelo DCC com a especificação inspirada pelo modelo GARCH para o segundo estágio, uma vez que este é mais flexível do que a especificação RiskMetrics. Para o primeiro estágio, testa-se três alternativas: GARCH(1,1), EGARCH(1,1) e GJR(1,1). As especificações GARCH, EGARCH e GJR foram escolhidas, novamente, devido à ampla utilização nos trabalhos sobre variância condicional. Além disso, em particular, os modelos EGARCH e GJR captam o efeito da assimetria do sinal das inovações na variância e desta forma, também é interessante avaliar o desempenho de modelos com essa característica, considerada um fato estilizado pela literatura.

⁶ As condições de regularidade e a prova da suficiência de tais condições podem ser encontrados em Engle e Sheppard (2001)

Metodologia de Avaliação dos Modelos e Base de Dados

A fim de avaliar o desempenho dos diferentes modelos propostos no capítulo anterior, este terceiro capítulo apresentará a metodologia de avaliação. Neste trabalho, a mesma metodologia de avaliação utilizada em Fleming, Kirby e Ostdiek (2001) é empregada. Resumidamente, supõe-se que um investidor representativo importe-se apenas com a média e a variância do retorno de seu portfólio, em contraposição com toda a distribuição de probabilidade dos retornos. Desta forma, o investidor formula previsões sobre o valor esperado e a matriz de covariância do retorno de seu portfólio com base em algum modelo e com essas informações, constrói a fronteira eficiente de investimentos a cada período. A partir da fronteira eficiente, o investidor por meio de uma estratégia de maximizar o retorno esperado dado um nível de risco ou minimizar o risco dado um retorno esperado, faz a escolha da carteira ótima. Posteriormente a escolha, utiliza-se uma função de utilidade quadrática para avaliar o desempenho de determinado modelo em comparação com outro.

O restante do capítulo detalha a metodologia de avaliação e descreve a base de dados utilizada.

3.1

Medida Estatística x Valor Econômico

Tradicionalmente, a avaliação de um modelo para a variância condicional é feita por alguma medida estatística comparando os valores previstos pelo modelo com o observado. Entre as medidas mais comuns, tem-se o erro quadrático médio ou o erro absoluto médio. Por este método, não há preocupação direta se um investidor faria melhor ou pior escolha de investimentos embora, claramente, a correta avaliação da volatilidade é fundamental para a decisão de investimento. O importante é minimizar uma medida estatística.

Cho, Edison e West (1993) sugerem uma forma alternativa de avaliação. Neste caso, um modelo de previsão da matriz de covariância é superior a outro se investimentos feitos baseados neste, resultam em uma utilidade maior para um

investidor hipotético. Sendo assim, os autores propõem um enfoque que privilegie justamente o fim na ótica de um investidor. Se um modelo é “melhor” que o outro, isso deverá implicar que o investidor terá melhores resultados ao escolher seu portfólio, de acordo com suas preferências.

Nota-se que a escolha de qual critério utilizar dependeria do objetivo final da pesquisa, de acordo com os autores. Se o objetivo for analisar a volatilidade para alguma aplicação em macroeconomia, por exemplo, o critério estatístico mostra-se mais recomendado. Se por outro lado, o objetivo final for à escolha de um portfólio, então o critério que utiliza a função de utilidade passa a ser mais natural.

3.2

Decisão do Investidor

A fim de medir a utilidade de um investidor ao empregar determinado modelo, primeiramente determina-se qual a estratégia que o investidor irá seguir para alocar seus recursos. Desta forma, supõe-se um investidor que leve em conta apenas os dois primeiros momentos para a escolha de seu portfólio. Supõe-se também que este investidor escolha todos os dias qual a composição de seu portfólio de acordo com a previsão que faz um dia a frente da média e da matriz de covariância. Assim, o investidor escolha de acordo com uma das seguintes estratégias sugeridas abaixo:

Estratégia I:

$$\underset{\mathbf{w}_t}{\text{Max}} \mathbf{w}'_t E_t(\mathbf{r}_{t+1})$$

$$\text{Sujeito a: } \mathbf{w}'_t E_t(\mathbf{H}_{t+1}) \mathbf{w}_t = v$$

$$w_t^1 + w_t^2 + \dots + w_t^n = 1$$

$$w_t^1, w_t^2, \dots, w_t^n \geq 0$$

Estratégia II:

$$\underset{w_t}{\text{Min}} \quad w_t' E_t(\mathbf{H}_{t+1}) w_t$$

$$\text{Sujeito a: } w_t' E_t(\mathbf{r}_{t+1}) = \mu$$

$$w_t^1 + w_t^2 + \dots + w_t^n = 1$$

$$w_t^1, w_t^2, \dots, w_t^n \geq 0$$

Sendo w_t o vetor $n \times 1$ dos pesos dos n diferentes ativos no portfólio, \mathbf{r}_t o vetor $n \times 1$ dos retornos, \mathbf{H}_t a matriz de covariância $n \times n$ dos retornos, μ e v escalares que representam respectivamente, o retorno e a variância almejados.

A estratégia I diz que o investidor maximiza o retorno esperado sujeito a três restrições. Um determinado nível de risco, uma combinação de pesos que seja igual a sua riqueza, ao qual é normalizada para um, e a obrigatoriedade dos pesos serem não negativos. A estratégia II, por sua vez, descreve um investidor que minimiza a volatilidade sujeito a um determinado valor esperado de suas aplicações, além de também ter que respeitar que a combinação dos pesos seja igual a um e os pesos sejam não negativos⁷.

Entre os n ativos, inclui-se um que garanta uma remuneração fixa. A necessidade da inclusão deste ativo é resultado de uma questão pragmática no cálculo dos pesos na composição do portfólio. A restrição encontrada na estratégia I, exigindo um determinado nível de risco, pode ser impossível de ser respeitada sem o auxílio de um ativo pré-fixado. Isso ocorre porque para a restrição ser respeitada, necessita-se de pelo menos uma combinação de ativos que garanta tal nível de risco, durante toda a amostra. Utilizando-se um ativo sem volatilidade e um nível de risco almejado v razoável, a restrição é facilmente respeitada. O ativo com remuneração constante utilizada neste trabalho tem taxa igual a 5% ao ano.

3.3

Cálculo do Valor Esperado e da Matriz de Covariância

⁷ O relaxamento da condição de não negatividade para os pesos do portfólio foi testada e não altera os resultados encontrados na dissertação

Um fato estilizado em finanças verificado em inúmeros trabalhos é que modelos para o primeiro momento não tem capacidade preditiva. Desta forma, o valor esperado do retorno empregado neste trabalho será simplesmente uma constante para todas as séries utilizadas, equivalente a média do retorno de toda a amostra.

O cálculo da matriz de covariância é realizado por meio de diferentes técnicas, sendo estas o cerne do trabalho. Para realizar a estimação dos modelos utilizou-se uma janela de 1.000 dias. Assim, para calcular a previsão da matriz de covariância um dia a frete, estima-se o modelo usando-se os 1.000 dias mais recentes e com o resultado da estimação, calcula-se a previsão⁸.

3.4

Mensuração do Valor Econômico

A fim de medir o valor econômico da matriz de covariância gerada pelos modelos DCCs, CCC e Média Móvel, compara-se o resultado da escolha dos portfólios pelas duas estratégias propostas com o resultado gerado pelo modelo RiskMetrics. O valor econômico de cada matriz de covariância leva em conta o *tradeoff* entre o retorno e a variância através de uma função de utilidade quadrática supondo novamente que o investidor só leve em conta esses dois momentos na sua função de utilidade.

A metodologia empregada foi proposta originalmente por Cho, Edison e West (1993) e generalizada por Fleming, Kirby e Ostdiek (2001). Seja W_t a riqueza do investidor. Sua função de utilidade é dada por:

$$U(W_{t+1}) = W_t R_{t+1} - \alpha \frac{(W_t R_{t+1})^2}{2} \quad (3.1)$$

onde, $R_{t+1} = \mathbf{w}'_t \mathbf{r}_{t+1}$

⁸ Outra possibilidade seria a partir de uma determinada data, usar toda a amostra anterior fazendo então com que a janela aumentasse. Esta possibilidade foi descartada devido ao aumento significativo do tempo necessário para estimar estes modelos.

Supondo αW_t constante em (3.1), isso é equivalente a manter o coeficiente de aversão relativa ao risco $\gamma_t = \frac{\alpha W_t}{(1 + \alpha W_t)}$ constante⁹. Com esta hipótese, podemos reescrever a função de utilidade da seguinte forma:

$$U(W_{t+1}) = W_t R_{t+1} - \frac{\gamma}{2(1 + \gamma)} W_t (R_{t+1})^2 = W_t \left(R_{t+1} - \frac{\gamma}{2(1 + \gamma)} (R_{t+1})^2 \right)$$

Assim, a utilidade do investidor durante todo o período é dada pela expressão:

$$UT = W_0 \left(\sum_{t=0}^{T-1} R_{t+1} - \frac{\gamma}{2(1 + \gamma)} (R_{t+1})^2 \right)$$

Para calcular o valor econômico de um modelo com relação a outro basta obter o valor do coeficiente Δ da igualdade abaixo.

$$\sum_{t=0}^{T-1} (R_{t+1}^A - \Delta) - \frac{\gamma}{2(1 + \gamma)} (R_{t+1}^B - \Delta)^2 = \sum_{t=0}^{T-1} R_{t+1}^A - \frac{\gamma}{2(1 + \gamma)} (R_{t+1}^B)^2 \quad (3.2)$$

onde R_t^A e R_t^B são determinados por modelos distintos.

O coeficiente Δ possui uma interpretação imediata. Significa quanto o investidor estaria disposto a pagar para utilizar um modelo em detrimento a outro. Em outras palavras, caso um investidor tenha que escolher entre dois gestores que usem modelos diferentes, Δ seria o quanto um gestor poderia cobrar a mais (ou menos) como taxa de administração do que o outro. Assim Δ é uma medida de desempenho de determinado modelo baseado em um valor econômico.

⁹ Ao supor γ_t constante, pode-se interpretar a função utilidade proposta como uma aproximação da verdadeira função de utilidade do investidor contanto que como condição suficiente para tal, a função de utilidade verdadeira possua todas as derivadas nos pontos relevantes.

3.5

Dados

O trabalho utiliza duas bases distintas a fim de verificar a robustez dos resultados. Ambas as bases foram coletadas através do terminal Bloomberg. A primeira base de dados é composta pelos índices de ação HSI (Hong Kong), S&P 500 (EUA) e DAX (Alemanha) cotados em dólar (base-índices). O retorno diário é calculado de 24/5/1991 até 13/11/2006 totalizando 4.145 dias de negociação. Tomando os EUA como base, nos dias em que há negociação na bolsa americana e não há nas outras, cria-se artificialmente uma cotação através da simples interpolação das cotações anteriores e posteriores das bolsas. Em cerca de 3% dos dias úteis é necessário fazer tal interpolação.

A segunda base de dados constitui-se de 12 empresas com capital aberto na Bovespa (base-ações) entre os dias 19/1/1995 e 11/10/2006, totalizando 2.945 dias de negociação e que obedecem a três critérios. Primeiramente, as 12 empresas que têm maior participação percentual no índice Ibovespa entre setembro e dezembro de 2006. Segundo, que possuam liquidez relevante em todo o período da amostra. Terceiro, uma única ação por empresa. Desta forma as empresas (e as respectivas ações) escolhidas foram, em ordem por importância na composição do Ibovespa: Petrobrás (Petr4), Vale do Rio Doce (Vale5), Bradesco (Bbdc4), Usiminas (Usim5), Itaú (Itau4), Companhia Siderúrgica Nacional (CSNA3), Gerdau (GGBR4), Braskem (Brkm4), Cemig (Cmig4), Eletrobrás (Elet6), Itausa (Itsa4) e Banco do Brasil (Bbas3). O mesmo procedimento de interpolação usado na base-índices foi utilizado para observações faltosas. Na base-ações, a ausência numa observação decorre, sobretudo, da falta de liquidez nos primeiros anos da base de dados e na existência de situações onde a Bovespa decide suspender a negociação de uma determinada ação devido a algum fato relevante sobre a empresa. Em cerca de 1% dos dias úteis é necessário fazer alguma interpolação.

Abaixo, seguem as tabelas 1 e 2 com as principais estatísticas das bases de dados.

Tabela 1: Resumo Estatístico - Base-Índices

	S&P 500	DAX	HSI
Média*	9.54	9.30	6.37
Desvio Padrão*	15.92	22.96	24.62
Coefficiente de Assimetria	-0.01	-0.09	0.08
Curtose	6.79	6.38	13.88

Matriz de Correlação

	S&P 500	DAX	HSI
S&P 500	1.00	0.41	0.13
DAX	0.41	1.00	0.33
HSI	0.13	0.33	1.00

* Média e Desvio Padrão em pontos percentuais, anualizados

Tabela 2: Resumo Estatístico - Base-Ações

	PETR4	VALE5	BBDC4	USIM5	ITAU4	CSNA3	GGBR4	BRKM5	CMIG4	ELET6	ITSA4	BBAS3
Média*	40.02	37.24	33.36	51.58	34.94	48.59	54.21	32.02	20.30	7.25	40.15	34.60
Desvio Padrão*	44.24	43.42	42.18	51.41	40.33	46.58	47.30	45.70	51.13	57.21	40.57	48.29
Coefficiente de Assimetria	0.29	2.12	0.67	0.23	0.35	0.07	0.55	0.34	0.75	1.13	0.36	0.27
Curtose	9.63	35.70	14.68	5.36	5.91	6.30	7.17	6.33	12.11	13.91	8.32	5.37

Matriz de Correlação

	PETR4	VALE5	BBDC4	USIM5	ITAU4	CSNA3	GGBR4	BRKM5	CMIG4	ELET6	ITSA4	BBAS3
PETR4	1.00	0.51	0.54	0.49	0.50	0.41	0.38	0.37	0.59	0.62	0.48	0.37
VALE5	0.51	1.00	0.40	0.42	0.38	0.39	0.35	0.33	0.48	0.51	0.38	0.28
BBDC4	0.54	0.40	1.00	0.49	0.63	0.39	0.39	0.39	0.55	0.55	0.60	0.40
USIM5	0.49	0.42	0.49	1.00	0.46	0.50	0.45	0.42	0.50	0.52	0.46	0.38
ITAU4	0.50	0.38	0.63	0.46	1.00	0.36	0.40	0.34	0.51	0.50	0.60	0.39
CSNA3	0.41	0.39	0.39	0.50	0.36	1.00	0.38	0.35	0.42	0.44	0.37	0.33
GGBR4	0.38	0.35	0.39	0.45	0.40	0.38	1.00	0.31	0.41	0.42	0.37	0.32
BRKM5	0.37	0.33	0.39	0.42	0.34	0.35	0.31	1.00	0.39	0.43	0.36	0.35
CMIG4	0.59	0.48	0.55	0.50	0.51	0.42	0.41	0.39	1.00	0.69	0.51	0.41
ELET6	0.62	0.51	0.55	0.52	0.50	0.44	0.42	0.43	0.69	1.00	0.50	0.41
ITSA4	0.48	0.38	0.60	0.46	0.60	0.37	0.37	0.36	0.51	0.50	1.00	0.40
BBAS3	0.37	0.28	0.40	0.38	0.39	0.33	0.32	0.35	0.41	0.41	0.40	1.00

* Média e desvio padrão em pontos percentuais, anualizados

4

Estimação, Resultados e Análise

As estimações realizadas e os resultados obtidos são apresentadas neste capítulo assim como a devida análise dos resultados. Os modelos empregados neste trabalho, a saber, RiskMetrics, DCC-GARCH, DCC-EGARCH, DCC-GJR, CCC-GARCH e Média Móvel, foram estimados com o uso do programa Matlab 7.0. Os resultados encontrados são apresentados de forma resumida ao longo do capítulo devido a quantidade elevada de informação resultante das estimações. Contudo, exibe-se o fundamental para a compreensão dos resultados¹⁰.

4.1

Estimação do Parâmetro de Decaimento

A estimação do parâmetro λ foi realizada de acordo com a metodologia proposta pelo RiskMetrics. Os valores encontrados foram de 0,91 para a base-índices e 0,90 base-ações. Nota-se que em ambos os casos, os valores são inferiores ao parâmetro λ sugerido pelo RiskMetrics de 0,94. Neste sentido, o modelo confere para ambas as bases, um peso maior para os retornos mais recentes. Este resultado é de certa forma esperado, pois as amostras utilizadas são mais voláteis do que aquela usada pelo RiskMetrics. Também vale notar, que o parâmetro λ é menor na base-ações do que na base-índices, sendo também a base-ações mais volátil.

4.2

Resultados da Estimação no Primeiro Estágio

¹⁰ Para a realização da estimação foram utilizados códigos próprios. Os códigos encontram-se disponíveis mediante solicitação: andresennaduarte@gmail.com.

Foram realizadas na base-índices, 3.145 regressões com as especificações GARCH, EGARCH e GJR, resultando em 28.305 regressões ao total. Para a segunda base de dados, 1.946 regressões foram realizadas para cada especificação e para cada ação, totalizando-se 70.056 regressões. Desta forma, devido ao elevado número de regressões, as tabelas 3 e 4 resumem os resultados do primeiro estágio apresentando apenas a média e o desvio padrão anualizados dos parâmetros estimados.

Os resultados encontrados na estimação do primeiro estágio apontam para um efeito ARCH médio elevado, especialmente, na base-ações. Neste caso o valor do parâmetro ARCH médio, na estimação do modelo GARCH, com exceção de uma ação (BBAS3), está acima de 0,10, o que implica que o modelo está conferindo significativa importância a informações mais recentes. Os coeficientes de assimetria encontradas nos modelos EGARCH e GJR são sempre de relevante magnitude. O desvio padrão dos parâmetros estimados é baixo em geral. Na grande maioria dos casos, os parâmetros estimados são significativos.

4.3

Resultados da Estimação no Segundo Estágio

Os parâmetros estimados no segundo estágio da estimação são apresentados nos Gráficos 1, 2, 3 e 4. O parâmetro α , que captura o efeito ARCH na estimação do segundo estágio, apresenta pequeno valor em ambas as base de dados quando comparado aos resultados achados na estimação univariada durante toda a amostra. Em direção oposta, o parâmetro β , que capta o efeito GARCH, apresenta maior valor. A combinação desses dois efeitos implica que a matriz de correlação estimada confere pouco peso às inovações mais recentes quando comparado aos modelos univariados de volatilidade condicional.

Tabela 3 - Estatísticas Descritivas da Estimação no Primeiro Estágio: Base-Índices

	GARCH			EGARCH			GJR			
	Constante	Arch	Garch	Constante	Arch	Garch	Assimetria	Arch	Garch	Assimetria
S&P 500										
Média	3.5E-06	0.071	0.905	-0.382	0.089	0.959	-0.119	0.004	0.896	0.141
Desvio Padrão	3.9E-06	0.030	0.043	0.308	0.046	0.031	0.049	0.007	0.048	0.071
DAX										
Média	8.2E-06	0.087	0.866	-0.432	0.156	0.951	-0.066	0.034	0.870	0.090
Desvio Padrão	1.7E-05	0.036	0.149	0.912	0.063	0.102	0.038	0.032	0.137	0.072
HSI										
Média	6.6E-06	0.083	0.895	-0.213	0.148	0.974	-0.065	0.029	0.901	0.091
Desvio Padrão	6.2E-06	0.039	0.054	0.127	0.050	0.015	0.031	0.024	0.047	0.047

Tabela 4 - Estatísticas Descritivas da Estimação no Primeiro Estágio: Base - Ações

	GARCH			EGARCH			GJR			
	Constante	Arch	Garch	Constante	Arch	Garch	Assimetria	Arch	Garch	Assimetria
PETR4										
Média	2.5E-05	0.101	0.862	-0.370	0.175	0.951	-0.094	0.023	0.867	0.135
Desvio Padrão	8.7E-06	0.024	0.020	0.188	0.040	0.023	0.014	0.014	0.023	0.022
VALE5										
Média	5.2E-05	0.189	0.754	-0.672	0.318	0.909	-0.035	0.163	0.754	0.054
Desvio Padrão	2.0E-05	0.093	0.066	0.310	0.113	0.036	0.031	0.111	0.055	0.055
BBDC4										
Média	4.4E-05	0.122	0.820	-0.417	0.208	0.942	-0.087	0.044	0.842	0.137
Desvio Padrão	2.1E-05	0.046	0.045	0.137	0.088	0.019	0.030	0.024	0.037	0.049
USIM5										
Média	1.7E-04	0.132	0.725	-0.697	0.212	0.897	-0.067	0.071	0.751	0.116
Desvio Padrão	1.2E-04	0.056	0.103	0.504	0.100	0.074	0.029	0.039	0.085	0.053
ITAU4										
Média	5.5E-05	0.129	0.801	-0.555	0.230	0.923	-0.073	0.059	0.810	0.131
Desvio Padrão	3.1E-05	0.067	0.088	0.284	0.108	0.041	0.021	0.041	0.083	0.047
CSNA3										
Média	9.7E-05	0.172	0.731	-0.683	0.269	0.902	-0.046	0.118	0.741	0.096
Desvio Padrão	3.6E-05	0.105	0.122	0.426	0.176	0.061	0.028	0.084	0.119	0.060
GGBR4										
Média	2.4E-04	0.196	0.567	-1.680	0.333	0.759	-0.077	0.105	0.590	0.143
Desvio Padrão	1.3E-04	0.078	0.165	0.676	0.108	0.097	0.030	0.074	0.162	0.052
BRKM4										
Média	1.3E-04	0.135	0.732	-1.012	0.235	0.855	0.020	0.153	0.714	-0.041
Desvio Padrão	1.5E-04	0.074	0.221	1.179	0.118	0.168	0.047	0.122	0.269	0.098
CMIG4										
Média	6.5E-05	0.105	0.833	-0.381	0.167	0.945	-0.073	0.034	0.858	0.111
Desvio Padrão	2.8E-05	0.061	0.061	0.170	0.074	0.024	0.031	0.018	0.049	0.064
ELET6										
Média	1.7E-04	0.129	0.720	-0.733	0.163	0.893	-0.050	0.062	0.740	0.083
Desvio Padrão	9.2E-05	0.083	0.062	0.835	0.119	0.120	0.047	0.044	0.140	0.075
ITSA4										
Média	3.0E-05	0.101	0.850	-0.302	0.171	0.959	-0.062	0.041	0.870	0.095
Desvio Padrão	1.5E-05	0.024	0.029	0.185	0.031	0.024	0.017	0.013	0.029	0.023
BBAS3										
Média	5.5E-05	0.078	0.867	-0.587	0.178	0.915	-0.026	0.058	0.867	0.043
Desvio Padrão	5.6E-05	0.053	0.112	0.615	0.108	0.089	0.020	0.036	0.097	0.036

Gráfico 1
Parâmetro Alfa, Segundo Estágio: Base-Índices

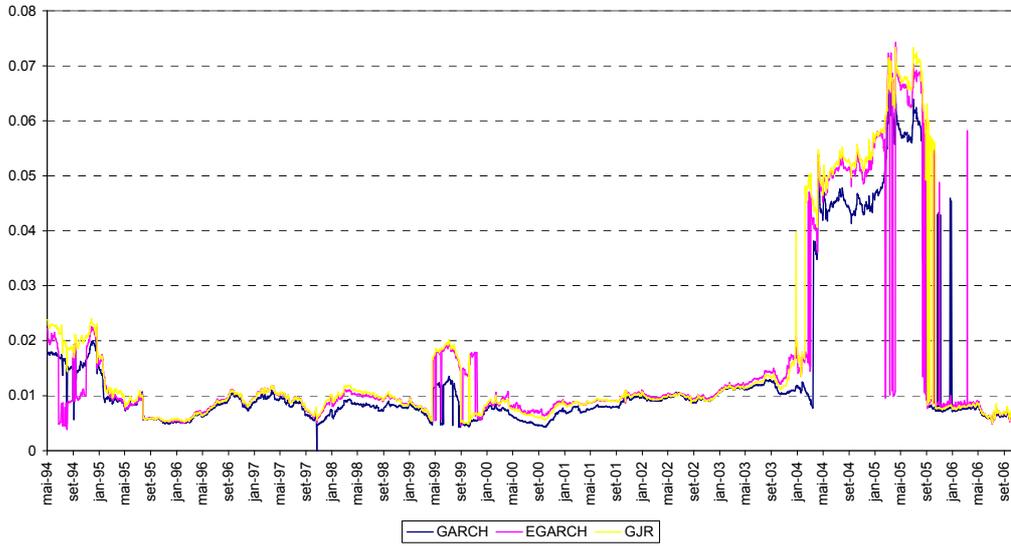


Gráfico 2
Parâmetro Beta, Segundo Estágio: Base-Índices

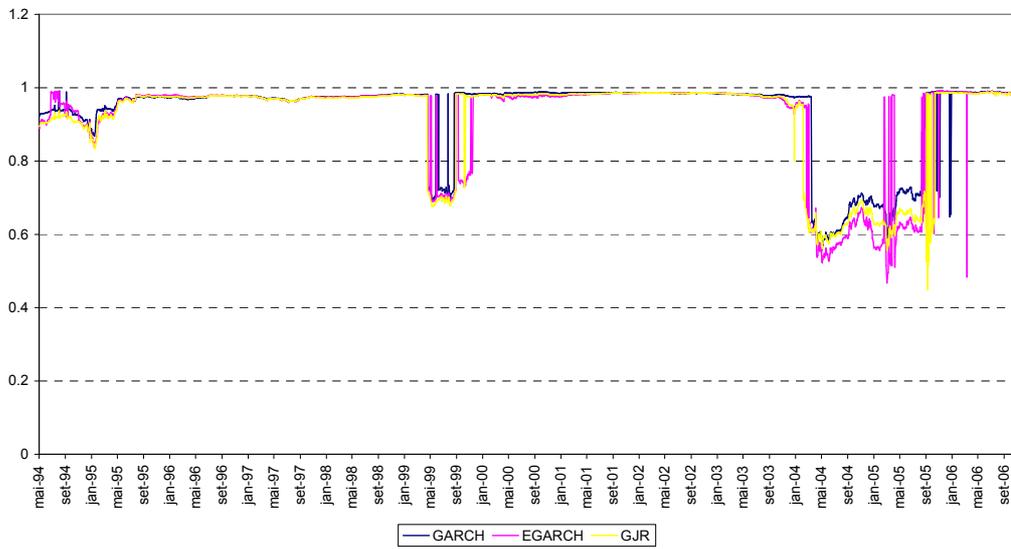


Gráfico 3
Parâmetro Alfa, Segundo Estágio: Base-Ações

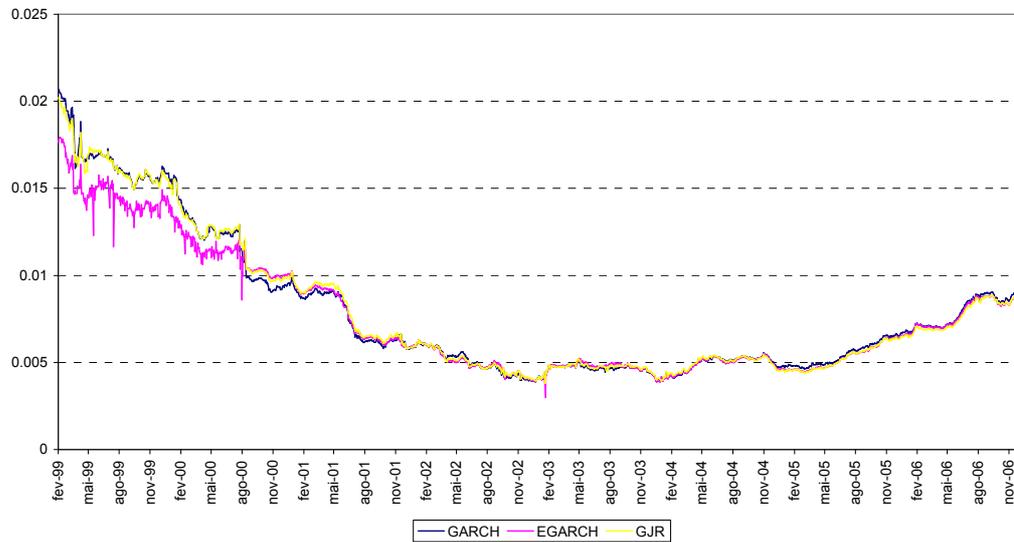
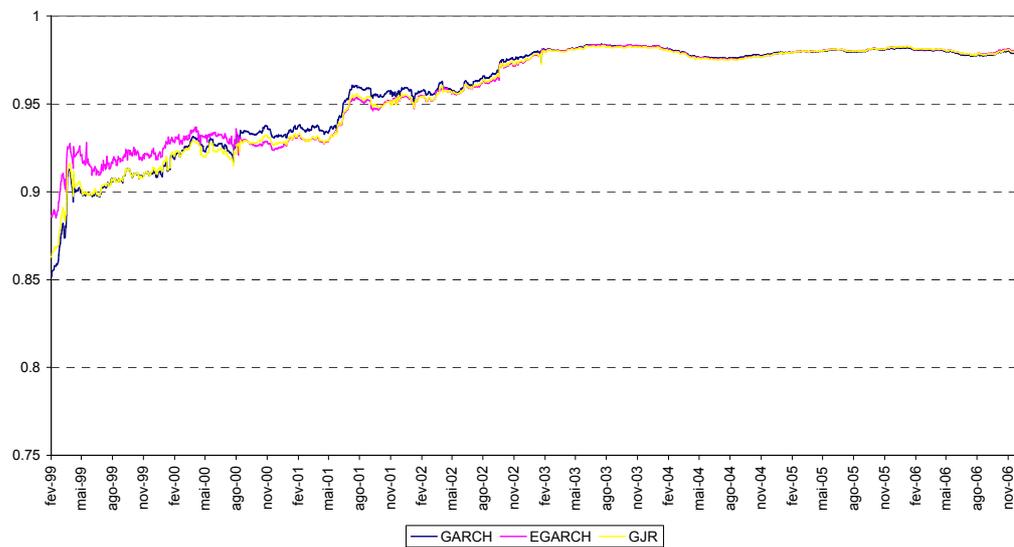


Gráfico 4
Parâmetro Beta, Segundo Estágio: Base-Ações



Observando-se os resultados de ambas as bases, nota-se que a base-índices apresenta estimativas dos parâmetros com maior variabilidade entre os diferentes modelos. Em especial, durante o período entre janeiro de 2004 até meados de 2006, os parâmetros estimados apresentam-se bastante instáveis, com destaque

aos modelos DCC-EGARCH e DCC-GJR. Quanto à base-ações, esta apresenta resultados bastante parecidos e estáveis para os diferentes modelos, o que não deixa de ser uma surpresa, pois as séries contidas nesta base são cerca de três a quatro vezes mais voláteis do que as séries na base-índices.

As conseqüências dessas estimativas podem ser verificadas nos gráficos 5, 6, 7, 8, 9 e 10 que mostram as correlações estimadas um dia à frente. Mais uma vez, devido ao grande número de correlações existentes na base-ações, serão apresentados apenas os resultados referentes às correlações entre as três ações mais líquidas do Ibovespa, ou seja, PETR4, VALE5 e BBDC4.

Gráfico 5
Correlação S&P 500/DAX

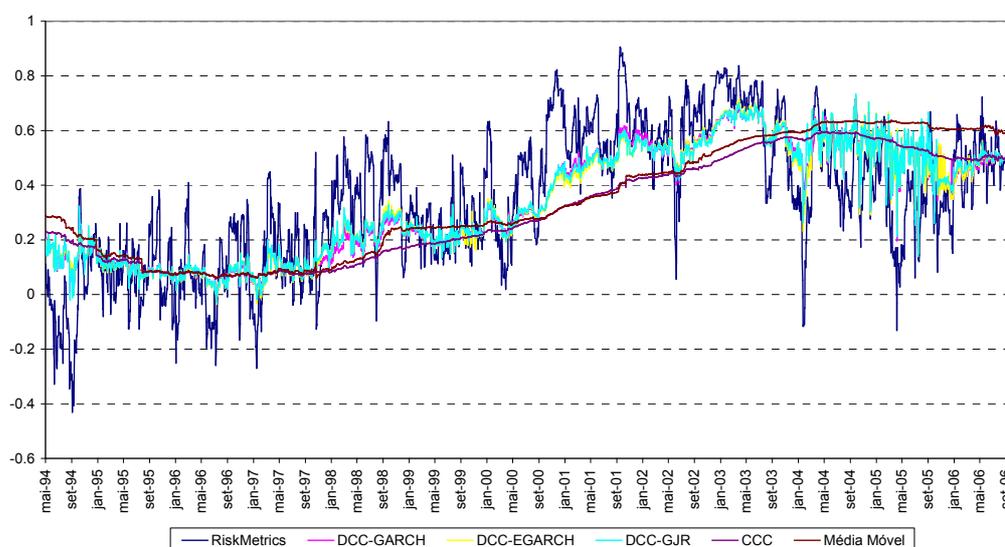


Gráfico 6
Correlação S&P 500/HSI

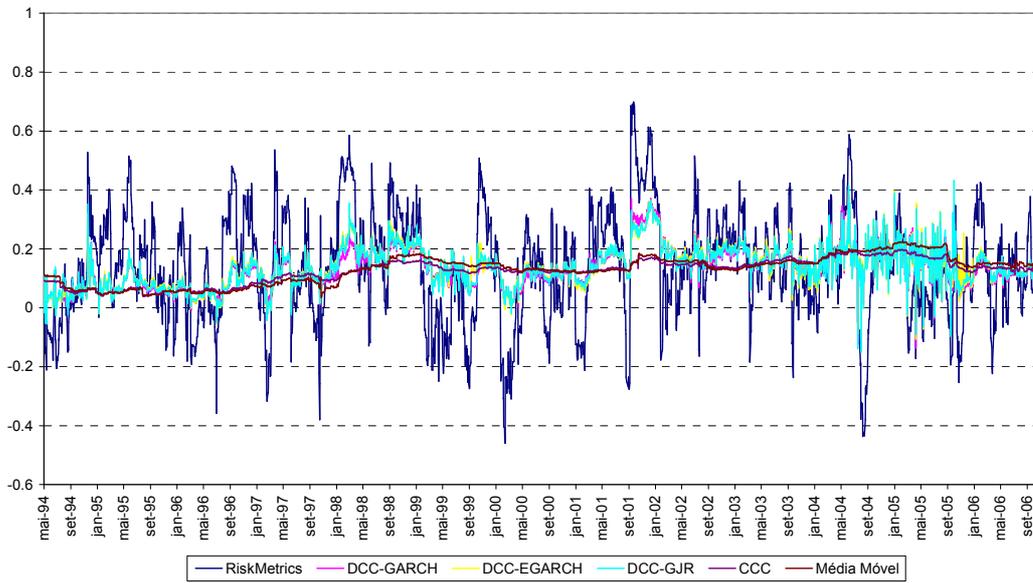


Gráfico 7
Correlação DAX/HSI

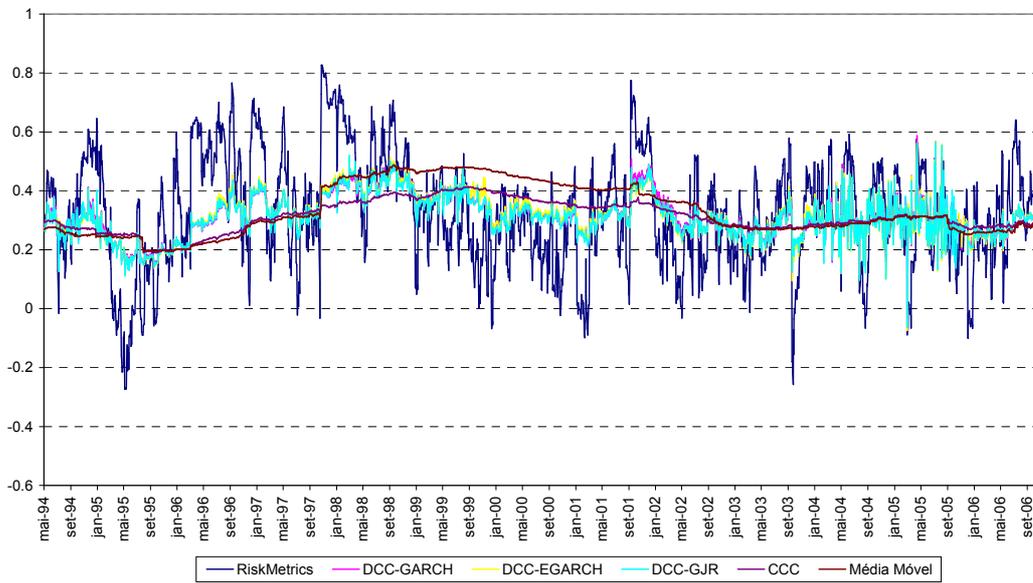


Gráfico 8
Correlação PETR4/VALE5

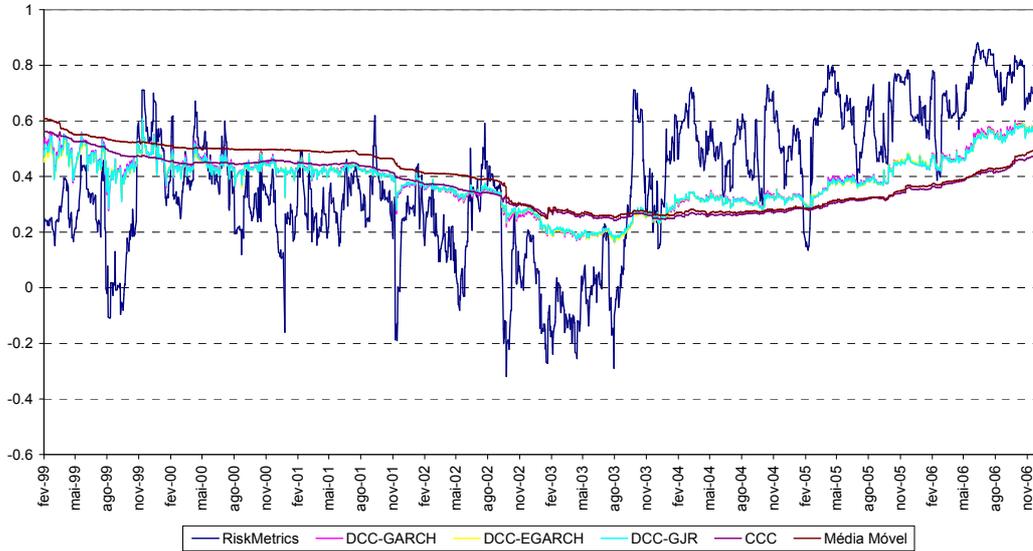


Gráfico 9
Correlação PEPTR4/BBDC4

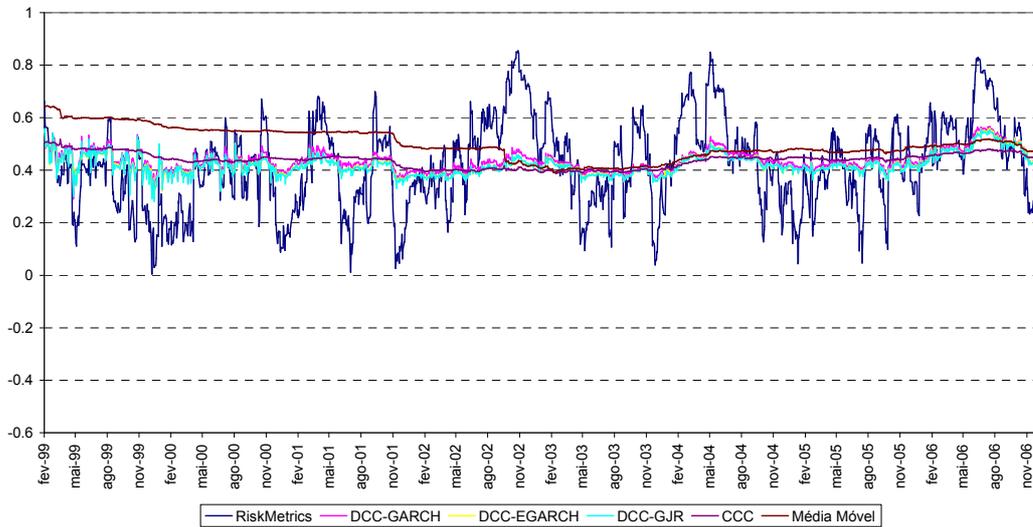
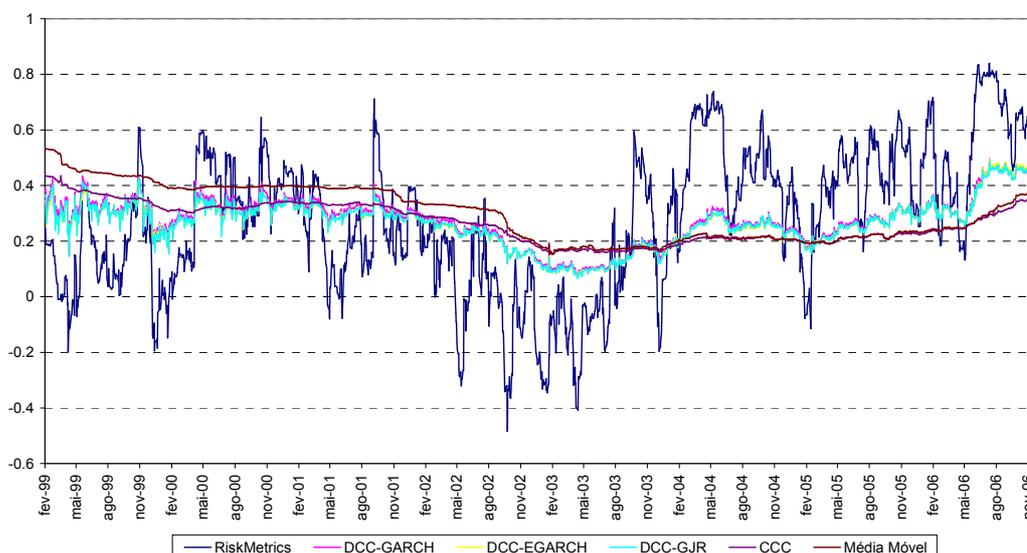


Gráfico 10
Correlação VALE5/BBDC4



Com base nos gráficos acima, alguns resultados são bastante nítidos. Primeiramente, o modelo RiskMetrics apresenta uma volatilidade na estimação da correlação esperada significativamente maior que qualquer outro método. Este resultado é particularmente esperado devido ao valor dos parâmetros estimados no segundo estágio dos modelos DCCs (baixo valor de α quando comparado a λ , implicando que o modelo confere pouco peso a informação mais recente), assim como pelo fato dos modelos CCC e Média Móvel implicarem lenta mudança das correlações¹¹. Assim, não deixa de ser interessante constatar, o fato que os modelos DCCs apresentem maior volatilidade na estimação da variância esperada para as séries univariadas e por outro lado, apresentem menor volatilidade na estimação da correlação quando comparado ao RiskMetrics.

Segundo, faz pouca diferença prática se a estimação é feita via DCC-GARCH, DCC-EGARCH ou DCC-GJR. As estimativas das correlações são bastante parecidas em todos os casos. Também vale notar que a instabilidade na

¹¹ Vale ressaltar que os modelos são estimados para com uma janela de 1000 dias. Isso implica que mesmo os modelos CCC e Média Móvel sofrem alterações no valor das correlações conforme a janela da estimação vai sendo alterada.

estimação dos parâmetros do segundo estágio para a base-índices, durante o período entre janeiro de 2004 até meados de 2006, tem reflexos no cálculo da correlação esperada, com a significativa elevação da sua volatilidade durante este período. Ainda, os modelos DCCs reagem mais rapidamente que o modelo CCC, mostrando então a sua eventual maior flexibilidade.

Por último, os modelos Média Móvel e CCC apresentam baixa volatilidade no cálculo da correlação esperada. Vale notar que, apesar dos dois modelos serem bastante distintos na metodologia de cálculo, o resultado final é semelhante.

4.4

Valor Econômico dos Modelos

Para a base-índices, o portfólio ótimo pela estratégia I é calculado para três níveis de desvio padrão esperado requerido, a saber, 3%, 4% e 5% ao ano. Não foi possível calcular para maiores valores, uma vez que em algumas datas, o desvio padrão esperado do portfólio com maior risco é menor que 6% ao ano. Para a estratégia II, o retorno esperado foi estabelecido em três níveis distintos: 7%, 8% e 9% ao ano.

Na base-ações, a estratégia I é estabelecida com desvio padrão esperado de 8%, 10% e 12% ao ano. Para a estratégia II, por sua vez, o retorno esperado é igual a 15%, 20% e 25%. Os valores superiores tanto para o retorno como para o desvio padrão justifica-se devido a maior instabilidade dos ativos, assim como maiores retornos médios. As tabelas 5 e 6 abaixo mostram o valor econômico Δ dos distintos modelos para diferentes estratégias. O valor econômico de cada modelo é calculado comparando-se com o RiskMetrics. Assim, um valor negativo implica que o RiskMetrics tem melhor performance. Por último, o valor de γ é fixado nos níveis de 1, 5 e 10 e quanto maior for γ , maior a aversão a risco.

Analisando-se primeiramente a base-índices, os resultados são os seguintes. O desempenho do modelo Média Móvel é superior em todos os casos, tanto de acordo com o critério do valor econômico quanto do *Sharpe Ratio*. Para a

estratégia I, a Média Móvel tem maior retorno e menor desvio padrão em todas as situações e com ampla diferença sempre. O RiskMetrics apresenta quando comparado aos demais modelos, com exceção da Média Móvel, maior retorno e desvio padrão. Neste sentido, sua performance comparativa com o DCC-GARCH e CCC depende da preferência do investidor. Caso o investidor esteja mais disposto assumir risco, o Riskmetrics terá melhor desempenho. Entretanto, vale ressaltar que a diferença é pequena. Quanto aos modelos assimétricos, ambos tem sistematicamente piores resultados que o Riskmetrics, independentemente de γ .

Os resultados para a estratégia II mostram novamente a Média Móvel com melhor desempenho que os demais. O DCC-GARCH e o CCC apresentam melhores resultados que o RiskMetrics independentemente de γ , apesar de ser por uma pequena margem. Também vale um comentário a respeito do péssimo resultado quanto aos modelos DCC-EGARCH e DCC-GJR. Substituindo o índice HSI, pelo IBOVESPA, NIKKEI, ou até mesmo realizando a estimação apenas com o S&P 500 e o DAX, todos os resultados apresentados nesta base de dados se mantém, com exceção deste resultado de baixo retorno dos modelos DCC-EGARCH e DCC-GJR. O mesmo também não acontece na base-ações. Desta forma, este resultado pode ater-se apenas a esta base de dados, não indicando um possível problema estrutural com os modelos.

Quanto a base-ações, para a estratégia I, o RiskMetrics mostra-se novamente com retorno e desvio padrões superiores aos demais e de forma significativa. Assim, quanto menor for γ , maior a utilidade do investidor segundo o modelo RiskMetrics. Com relação aos DCCs, estes apresentam comportamentos similares, com uma ligeira vantagem do DCC-GJR. Por último, desta vez, o modelo Média Móvel apresenta o pior desempenho geral.

Na estratégia II, temos que o Média Móvel tem melhor desempenho que os demais. Quanto ao RiskMetrics, este supera os DCCs e CCC, independentemente da aversão ao risco do investidor. Novamente, o DCC-EGARCH apresenta o pior desempenho entre os DCCs e CCC.

Tabela 5 - Resultados Finais: Base-Índices

	Estratégia I: Desvio Padrão Esperado igual a 3%					Estratégia II: Retorno Esperado Igual a 7%						
	Delta-1	Delta-5	Delta-10	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1	Delta-5	Delta-10	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	6.08%	2.65%	0.41	0.00%	0.00%	0.00%	6.15%	5.14%	0.22
Garch-DCC	-0.03%	0.01%	0.06%	6.05%	2.42%	0.43	0.02%	0.05%	0.10%	6.17%	5.06%	0.23
Egarch-DCC	-0.47%	-0.43%	-0.39%	5.59%	2.48%	0.24	-1.77%	-1.73%	-1.68%	4.30%	5.03%	-0.14
GJRGarch-DCC	-0.49%	-0.45%	-0.41%	5.57%	2.46%	0.23	-1.65%	-1.62%	-1.58%	4.44%	5.05%	-0.11
CCC	-0.03%	0.00%	0.05%	6.04%	2.44%	0.43	0.08%	0.11%	0.15%	6.24%	5.06%	0.24
Média Móvel	0.78%	0.80%	0.82%	6.91%	2.39%	0.80	1.06%	1.06%	1.05%	7.29%	5.12%	0.45

	Estratégia I: Desvio Padrão Esperado igual a 4%					Estratégia II: Retorno Esperado Igual a 8%						
	Delta-1	Delta-5	Delta-10	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1	Delta-5	Delta-10	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	6.42%	3.52%	0.40	0.00%	0.00%	0.00%	6.50%	7.69%	0.19
Garch-DCC	-0.04%	0.03%	0.12%	6.37%	3.21%	0.43	0.07%	0.15%	0.25%	6.57%	7.57%	0.21
Egarch-DCC	-0.62%	-0.57%	-0.50%	5.76%	3.29%	0.23	-2.63%	-2.54%	-2.42%	3.77%	7.54%	-0.16
GJRGarch-DCC	-0.65%	-0.59%	-0.51%	5.73%	3.27%	0.22	-2.44%	-2.38%	-2.30%	3.96%	7.57%	-0.14
CCC	-0.05%	0.02%	0.10%	6.37%	3.23%	0.42	0.15%	0.22%	0.31%	6.66%	7.58%	0.22
Média Móvel	1.03%	1.06%	1.10%	7.53%	3.17%	0.80	1.62%	1.61%	1.60%	8.24%	7.66%	0.42

	Estratégia I: Desvio Padrão Esperado igual a 5%					Estratégia II: Retorno Esperado Igual a 9%						
	Delta-1	Delta-5	Delta-10	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1	Delta-5	Delta-10	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	6.77%	4.38%	0.40	0.00%	0.00%	0.00%	6.72%	10.17%	0.17
Garch-DCC	-0.08%	0.03%	0.17%	6.69%	4.00%	0.42	0.02%	0.09%	0.19%	6.74%	10.08%	0.17
Egarch-DCC	-0.81%	-0.72%	-0.62%	5.92%	4.11%	0.22	-3.11%	-3.03%	-2.93%	3.50%	10.06%	-0.15
GJRGarch-DCC	-0.84%	-0.75%	-0.63%	5.88%	4.08%	0.22	-2.89%	-2.86%	-2.83%	3.73%	10.10%	-0.13
CCC	-0.08%	0.02%	0.14%	6.68%	4.03%	0.42	0.11%	0.17%	0.23%	6.84%	10.10%	0.18
Média Móvel	1.26%	1.30%	1.36%	8.13%	3.95%	0.79	2.15%	2.08%	1.99%	9.07%	10.21%	0.40

Tabela 6 - Resultados Finais: Base-Ações

	Estratégia I: Desvio Padrão Esperado igual a 8%					Estratégia II: Retorno Esperado Igual a 15%						
	Delta-1	Delta-5	Delta-10	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1	Delta-5	Delta-10	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	21.50%	9.05%	1.82	0.00%	0.00%	0.00%	15.23%	5.41%	1.89
Garch-DCC	-3.82%	-2.32%	-0.46%	17.03%	6.50%	1.85	-0.73%	-0.68%	-0.62%	14.40%	5.30%	1.77
Egarch-DCC	-4.00%	-2.53%	-0.70%	16.83%	6.53%	1.81	-1.03%	-0.99%	-0.94%	14.05%	5.31%	1.71
GJRgarch-DCC	-3.39%	-1.90%	-0.06%	17.52%	6.52%	1.92	-0.76%	-0.71%	-0.65%	14.36%	5.28%	1.77
CCC	-3.61%	-2.15%	-0.34%	17.27%	6.58%	1.87	-0.57%	-0.54%	-0.49%	14.57%	5.32%	1.80
Média Móvel	-3.91%	-2.19%	-0.07%	16.94%	5.92%	2.02	0.54%	0.47%	0.38%	15.85%	5.60%	1.94

	Estratégia I: Desvio Padrão Esperado igual a 10%					Estratégia II: Retorno Esperado Igual a 20%						
	Delta-1	Delta-5	Delta-10	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1	Delta-5	Delta-10	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	25.77%	11.27%	1.84	0.00%	0.00%	0.00%	20.29%	8.26%	1.85
Garch-DCC	-4.70%	-2.36%	0.51%	20.13%	8.12%	1.86	-0.91%	-0.72%	-0.49%	19.20%	7.93%	1.79
Egarch-DCC	-4.94%	-2.64%	0.18%	19.85%	8.16%	1.82	-1.37%	-1.20%	-0.98%	18.66%	7.95%	1.72
GJRgarch-DCC	-4.17%	-1.86%	0.99%	20.74%	8.14%	1.93	-0.96%	-0.77%	-0.52%	19.15%	7.91%	1.79
CCC	-4.45%	-2.18%	0.61%	20.41%	8.21%	1.88	-0.68%	-0.52%	-0.32%	19.47%	7.97%	1.82
Média Móvel	-4.81%	-2.13%	1.14%	20.00%	7.39%	2.03	0.96%	0.88%	0.78%	21.45%	8.39%	1.96

	Estratégia I: Desvio Padrão Esperado igual a 12%					Estratégia II: Retorno Esperado Igual a 25%						
	Delta-1	Delta-5	Delta-10	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1	Delta-5	Delta-10	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	30.52%	13.44%	1.90	0.00%	0.00%	0.00%	25.55%	11.00%	1.87
Garch-DCC	-5.92%	-2.63%	1.38%	23.23%	9.73%	1.87	-1.20%	-0.86%	-0.44%	24.06%	10.56%	1.80
Egarch-DCC	-6.09%	-2.83%	1.14%	23.04%	9.77%	1.85	-1.82%	-1.50%	-1.11%	23.31%	10.59%	1.73
GJRgarch-DCC	-5.28%	-2.02%	1.95%	23.98%	9.76%	1.95	-1.26%	-0.92%	-0.48%	23.98%	10.53%	1.80
CCC	-5.64%	-2.44%	1.46%	23.56%	9.84%	1.89	-0.89%	-0.61%	-0.24%	24.43%	10.62%	1.83
Média Móvel	-6.03%	-2.24%	2.34%	23.11%	8.86%	2.04	1.27%	1.13%	0.95%	27.16%	11.18%	1.98

4.5

Análise dos Resultados

De acordo com o exposto acima, podem ser destacados os seguintes pontos principais:

1-) Apesar da simplicidade, o modelo Média Móvel apresenta bom desempenho em geral, principalmente na base-índices.

2-) O modelo RiskMetrics apresenta, na grande maioria dos casos, retorno e desvio padrão maiores que os DCCs e CCC. Assim, a preferência por um modelo dependerá fundamentalmente da aversão a risco do investidor.

3-) Dentre os DCCs, o DCC-EGARCH apresenta desempenho sistematicamente inferior aos demais. Quanto ao DCC-GJR e o DCC-GARCH, não é possível determinar qual que tem a melhor performance.

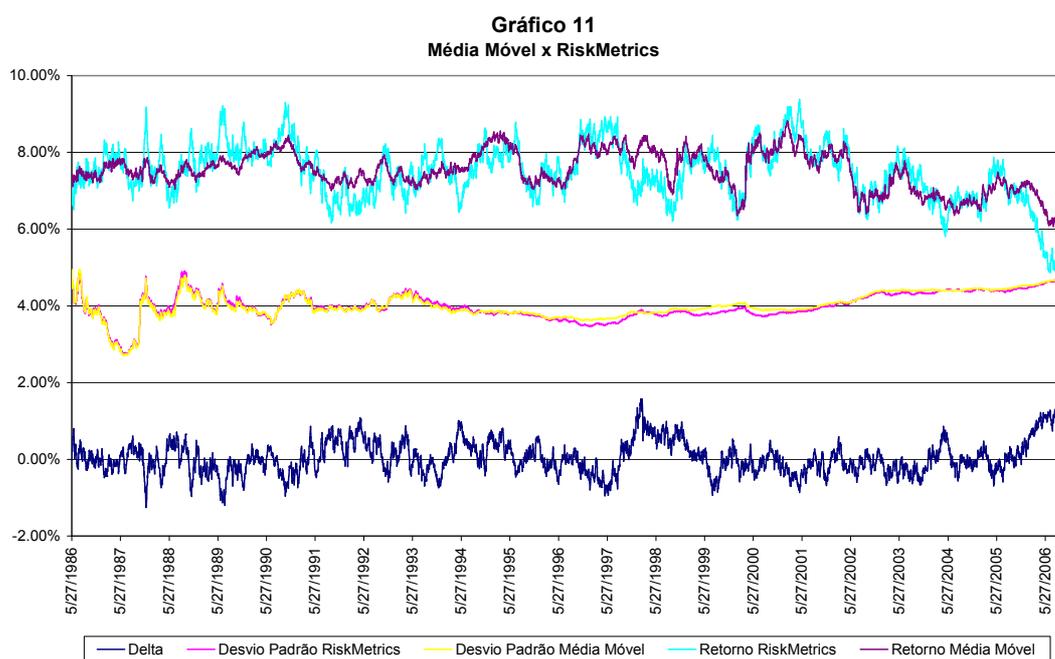
O primeiro resultado é surpreendente por ser de certa forma contrário à conclusão de Fleming, Kirby e Ostdiek (2001). Ou seja, o investidor avesso ao risco estaria disposto a pagar para utilizar a matriz de covariância o mais simples possível. Uma possível explicação para isso poderia ser inferida a partir do comportamento dos portfólios formados com a Média Móvel. O comportamento dos portfólios difere significativamente dos demais como pode ser visto no apêndice A. Isso ocorre porque a matriz de covariância estimada se ajusta muito lentamente a novas informações. Desta forma, a matriz de covariância pode estar estimando de forma incorreta o verdadeiro risco em cada momento e com isso, o resultado pode ser espúrio.

Quanto a comparação entre o RiskMetrics e os DCCs, o maior retorno do modelo Riskmetrics pode estar associado ao fato de ele ser mais volátil. Desta forma uma análise desta hipótese poderá ser feita com a divisão a cada ano dos resultados da base-ações. Tais resultados serão demonstrados na secção 4.5.2.

4.5.1

Teste de Robustez para o Resultado da Média Móvel

Para encontrar evidências a respeito do melhor resultado da Média Móvel ser espúrio, propõe-se um teste de escolha da amostra. Estende-se a base de dados até 24/11/1969 e com isso, a amostra é aumentada para 9.304 retornos diários¹². Como a estimação apresentada foi realizada com uma amostra de 3.145, utiliza-se então este valor como janela. Assim, escolhendo uma das estratégias, no caso, a estratégia II, com o valor do retorno esperado igual a 7% ao ano, calcula-se o Δ (com relação ao RiskMetrics) para a amostra ampliada, para todos os dias. Os resultados podem ser vistos no gráfico 11.



O gráfico acima ilustra a possibilidade do resultado ser espúrio. O valor de Δ muda de sinal inúmeras vezes durante todo o período, indicando que o resultado dependeria da amostra. Este resultado decorre da alternância do maior retorno entre os dois modelos. Em particular, para a amostra inicial utilizada neste trabalho, o retorno da Média Móvel apresenta-se muito superior ao Riskmetrics quando comparado com o restante do período. Isso indica então que a escolha da amostra inicial foi fundamental para os resultados encontrados com relação a Média Móvel. Por último, vale notar, que apesar de não se poder definir qual modelo tem melhor desempenho com base no critério adotado, o desvio padrão do modelo RiskMetrics é em geral, menor que a Média Móvel, o que é esperado dado suas propriedades.

¹² Primeiro dia do índice HSI disponível na Bloomberg. Os demais índices são mais longos.

4.5.2

Análise anual

Seguem abaixo as tabelas 7, 8 e 9 com os resultados finais para a base-ações divididos por ano. Os resultados são mostrados apenas para um objetivo por estratégia.

Observando-se as tabelas, pode-se notar que para os anos de 1999 e 2003, o retorno do modelo RiskMetrics é significativamente superior aos demais. Especificamente, no início de 1999 e final de 2002, o índice Ibovespa sofreu sucessivas quedas, apresentando alta volatilidade. A partir de meados de 1999 assim como 2003, a bolsa brasileira apresentou forte recuperação.

Nesse sentido, após os momentos de maior depressão dos preços dos ativos, quando o mercado se torna menos volátil e começa a subir, o portfólio do modelo RiskMetrics se ajusta mais rapidamente que os DCCs na direção de assumir maior risco. Ou seja, foge do ativo sem risco, para as ações. Este movimento está em consonância com a rápida alteração das correlações estimadas. O comportamento dos portfólios pode ser visto no apêndice A em detalhes.

Este comportamento nos portfólios acontece porque numa situação de sucessivas quedas, o benefício da diversificação é reduzido, uma vez que na presença de risco sistêmico, as correlações entre os ativos tornam-se maiores. Logo que o mercado reduz a volatilidade, o modelo RiskMetrics rapidamente alterna as correlações estimadas para uma situação de menor risco, onde as correlações são menores entre os ativos. Isso implica então, maior benefício na diversificação entre os ativos com risco. Assim, para um mesmo nível de risco estimado, o modelo RiskMetrics se posiciona, neste momento, em ativos que em geral, propiciam maior retorno.

Uma outra forma possível de argumentar esta questão é, como o RiskMetrics se posiciona mais rapidamente em ativos de maior risco após uma queda significativa, este estaria capturando um prêmio de risco. Sendo este

prêmio, a remuneração por assumir um risco maior, numa situação de aversão a risco dos investidores¹³.

Assim, o resultado encontrado que os DCCs têm menor retorno pode ser justificada pela menor velocidade em que as correlações estimadas mudam, especialmente numa situação crise. Por último, vale salientar que o desvio padrão estimado é sistematicamente mais baixo no caso dos DCCs, inclusive quando se observa os resultados desagregados por ano. Desta forma, modelos que levem em conta a assimetria da matriz de correlação, podem potencialmente fornecer melhores resultados que os DCCs vistos aqui.

¹³ Informalmente, numa queda acentuada, os ativos com risco passam da mão dos “medrosos” para os “corajosos”. Assim, o prêmio de risco seria então a remuneração necessária para os “corajosos” assumirem o risco dos ativos e fornecerem seguro para os “medrosos”.

Tabela 7 - Resultados Finais por Ano: Base-Ações (1999-2001)

Ano: 1999	Estratégia I: Desvio Padrão Esperado igual a 12%					Estratégia II: Retorno Esperado Igual a 25%						
	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	140.88%	13.99%	9.71	0.00%	0.00%	0.00%	111.40%	11.42%	9.32
Garch-DCC	-34.07%	-29.80%	-24.54%	79.79%	9.78%	7.65	-15.52%	-14.97%	-14.27%	83.06%	10.48%	7.45
Egarch-DCC	-34.98%	-31.31%	-26.76%	78.57%	10.16%	7.24	-14.73%	-14.53%	-14.28%	84.31%	10.79%	7.35
GJRGarch-DCC	-27.40%	-23.62%	-18.93%	89.17%	10.13%	8.31	-11.49%	-11.13%	-10.67%	89.66%	10.68%	7.93
CCC	-35.01%	-30.64%	-25.24%	78.52%	9.62%	7.65	-16.00%	-15.48%	-14.82%	82.30%	10.44%	7.40
Constante	-44.04%	-38.35%	-31.41%	67.35%	8.36%	7.46	-5.48%	-5.85%	-6.31%	100.45%	11.64%	8.20
Ano: 2000	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	-7.05%	14.28%	-0.84	0.00%	0.00%	0.00%	-7.63%	12.41%	-1.02
Garch-DCC	11.24%	13.96%	17.26%	4.71%	10.89%	-0.03	10.53%	11.04%	11.68%	3.24%	11.96%	-0.15
Egarch-DCC	13.69%	16.37%	19.61%	7.69%	10.74%	0.25	13.75%	14.15%	14.64%	7.10%	11.93%	0.18
GJRGarch-DCC	14.60%	17.14%	20.23%	8.83%	11.01%	0.35	14.47%	14.88%	15.40%	8.00%	12.00%	0.25
CCC	11.60%	14.37%	17.73%	5.14%	10.71%	0.01	11.24%	11.75%	12.40%	4.06%	11.88%	-0.08
Constante	9.55%	13.58%	18.38%	2.76%	8.25%	-0.27	9.08%	9.65%	10.35%	1.59%	11.55%	-0.30
Ano: 2001	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	-6.88%	14.48%	-0.82	0.00%	0.00%	0.00%	4.34%	12.01%	-0.06
Garch-DCC	9.34%	13.63%	18.75%	2.73%	10.73%	-0.21	0.26%	1.08%	2.09%	4.62%	11.57%	-0.03
Egarch-DCC	12.58%	15.93%	19.95%	6.55%	10.98%	0.14	3.20%	3.48%	3.82%	7.79%	11.72%	0.24
GJRGarch-DCC	8.13%	12.42%	17.53%	1.37%	10.77%	-0.34	-0.80%	0.05%	1.11%	3.51%	11.45%	-0.13
CCC	9.70%	14.06%	19.24%	3.14%	10.63%	-0.17	0.43%	1.21%	2.19%	4.79%	11.59%	-0.02
Constante	12.10%	17.54%	23.93%	5.95%	8.89%	0.11	1.56%	1.81%	2.11%	6.00%	12.42%	0.08

Tabela 8 - Resultados Finais por Ano: Base-Ações (2002-2004)

Ano: 2002	Estratégia I: Desvio Padrão Esperado igual a 12%					Estratégia II: Retorno Esperado Igual a 25%						
	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	13.96%	15.36%	0.58	0.00%	0.00%	0.00%	14.51%	12.72%	0.75
Garch-DCC	-6.74%	-2.42%	2.76%	6.76%	11.72%	0.15	-2.59%	-2.20%	-1.70%	11.61%	12.43%	0.53
Egarch-DCC	6.08%	6.78%	7.65%	21.40%	12.56%	1.31	6.46%	5.08%	3.30%	22.44%	13.11%	1.33
GJRGarch-DCC	-5.50%	-1.51%	3.30%	8.01%	11.98%	0.25	-1.22%	-0.96%	-0.64%	13.13%	12.54%	0.65
CCC	-6.71%	-2.30%	2.98%	6.79%	11.61%	0.15	-2.23%	-1.86%	-1.39%	12.01%	12.44%	0.56
Constante	-1.35%	4.78%	11.98%	12.44%	9.28%	0.80	0.56%	0.60%	0.66%	15.15%	12.95%	0.78
Ano: 2003	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	104.99%	12.73%	7.86	0.00%	0.00%	0.00%	86.99%	10.60%	7.73
Garch-DCC	-23.38%	-20.53%	-17.00%	66.22%	9.15%	6.69	-7.97%	-7.60%	-7.13%	73.21%	9.76%	6.99
Egarch-DCC	-30.99%	-28.17%	-24.67%	56.56%	9.06%	5.69	-12.55%	-12.18%	-11.70%	66.17%	9.59%	6.38
GJRGarch-DCC	-23.62%	-20.86%	-17.42%	65.90%	9.18%	6.63	-9.04%	-8.61%	-8.07%	71.52%	9.60%	6.93
CCC	-24.56%	-21.64%	-18.02%	64.63%	9.03%	6.60	-8.48%	-8.14%	-7.70%	72.40%	9.75%	6.91
Constante	-31.51%	-27.33%	-22.19%	55.94%	7.47%	6.82	-2.77%	-2.85%	-2.95%	81.97%	10.41%	7.40
Ano: 2004	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	35.72%	14.98%	2.05	0.00%	0.00%	0.00%	28.86%	12.78%	1.87
Garch-DCC	-5.71%	-2.20%	2.08%	28.40%	11.20%	2.09	-0.21%	0.10%	0.50%	28.59%	12.12%	1.95
Egarch-DCC	-10.63%	-7.05%	-2.69%	22.69%	11.17%	1.58	-4.13%	-3.98%	-3.79%	23.76%	12.19%	1.54
GJRGarch-DCC	-4.93%	-1.50%	2.69%	29.35%	11.26%	2.16	0.73%	1.07%	1.50%	29.81%	12.07%	2.06
CCC	-7.31%	-3.65%	0.81%	26.48%	11.07%	1.94	-1.65%	-1.32%	-0.90%	26.77%	12.10%	1.80
Constante	-12.32%	-7.25%	-1.18%	20.84%	9.50%	1.67	-1.38%	-2.12%	-3.06%	27.11%	13.27%	1.67

Tabela 9 - Resultados Finais por Ano: Base-Ações (2005-2006)

Ano: 2005	Estratégia I: Desvio Padrão Esperado igual a 1,2%					Estratégia II: Retorno Esperado Igual a 25%						
	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	17.95%	14.80%	0.88	0.00%	0.00%	0.00%	13.51%	12.63%	0.67
Garch-DCC	-2.23%	0.84%	4.57%	15.38%	11.19%	0.93	0.88%	1.18%	1.56%	14.52%	12.12%	0.78
Egarch-DCC	-2.80%	0.25%	3.97%	14.73%	11.17%	0.87	-0.54%	-0.23%	0.16%	12.89%	12.12%	0.65
GJRGarch-DCC	-2.65%	0.31%	3.91%	14.91%	11.33%	0.87	-0.93%	-0.57%	-0.13%	12.46%	12.09%	0.62
CCC	-2.18%	0.97%	4.79%	15.44%	11.08%	0.94	1.31%	1.62%	2.02%	15.01%	12.11%	0.83
Constante	-10.18%	-5.59%	-0.08%	7.06%	9.40%	0.22	-5.45%	-5.86%	-6.38%	7.64%	13.11%	0.20
Ano: 2006	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio	Delta-1*	Delta-5*	Delta-10*	Retorno	Desvio Padrão	Sharp Ratio
Riskmetrics	0.00%	0.00%	0.00%	13.37%	15.20%	0.55	0.00%	0.00%	0.00%	20.48%	12.46%	1.24
Garch-DCC	2.26%	6.41%	11.40%	15.99%	11.24%	0.98	-0.70%	-0.25%	0.32%	19.64%	12.01%	1.22
Egarch-DCC	1.76%	6.22%	11.56%	15.39%	10.87%	0.96	-1.40%	-0.79%	-0.04%	18.82%	11.75%	1.18
GJRGarch-DCC	2.31%	6.51%	11.57%	16.04%	11.21%	0.98	-1.61%	-1.07%	-0.40%	18.58%	11.90%	1.14
CCC	2.25%	6.48%	11.55%	15.98%	11.18%	0.98	-0.70%	-0.30%	0.21%	19.64%	12.10%	1.21
Constante	1.79%	8.01%	15.30%	15.43%	8.21%	1.27	-0.82%	0.18%	1.42%	19.50%	11.46%	1.26

Conclusão

A comparação entre os modelos Médias Móveis e RiskMetrics mostra que nas bases de dados utilizadas originalmente, a Média Móvel apresenta melhor desempenho em geral. Entretanto, fazendo-se um teste de escolha de amostra, o desempenho comparativo entre os modelos alterna-se bastante durante toda a amostra e assim não é possível verificar que um modelo seja superior ao outro. Este resultado está em discordância com Fleming, Kirby e Ostdiek (2001) onde um modelo com características similares ao RiskMetrics tem melhor desempenho.

Os modelos DCCs apresentam desempenho, quando comparado ao RiskMetrics, dependente das preferências do investidor. Quanto mais avesso for o investidor, maior sua utilidade ao empregar os modelos DCCs. Sugere-se que este resultado é devido ao modelo RiskMetrics se apropriar de um prêmio de risco, em momentos de queda e maior volatilidade. Ainda, os modelos DCCs apresentam consistentemente desvios padrões estimados menores que o RiskMetrics.

Comparando-se os modelos CCC e DCCs, não é possível estabelecer qual apresenta melhor resultado consolidado, dependendo então, tanto da base de dados quanto da estratégia. Por último entre os diferentes DCCs, o DCC-EGARCH apresenta-se o pior entre todos os modelos, enquanto não é possível determinar se o DCC-GARCH ou o DCC-GJR tem melhor performance em geral.

Os resultados encontrados aqui estimulam novas pesquisas com relação aos DCCs. Novas especificações para o modelo DCC podem e devem ser testadas, assim como novas bases de dados. Em particular, formulações recentes como em Cappiello, Engle e Sheppard (2003) que leva em consideração o efeito da assimetria na matriz de correlação, parecem promissores.

Bibliografia

ANDERSEN, G. BOLLERSLEV, T. Answering the skeptics: Yes, Standard Volatility Model do Provide Accurate Forecasts. *International Economic Review*, v. 39, p. 885-905, 1998.

BAWENS, L. LAURENT, S. ROMBOUTS, J. Multivariate Garch Models: A Survey. *Journal of Applied Econometrics*, v.21, p. 79-109, 2006.

BILLIO, M. CAPORIN, M. E GOBBO, M. Flexible Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH for Asset Allocation. *GRETA Working Paper* n.04.03, 2004.

BOLLERSLEV, T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, v.31, p. 307-327, 1986.

CAPPIELLO, ENGLE E SHEPPARD. Assymetrics Dynamics in Correlations of Global Equity and Bond Returns. *Working Paper*, 2003.

CHO, D. EDISON, H. WEST, K. A Utility-Based Comparison of some Models of Exchange Rate Volatility. *Journal of International Economics*, v. 35, p. 23-45, 1993.

BOLLERSLEV, T. Modeling the Coherence in the Short-Run Nominal Exchange Rates: a Multivariate Generalized ARCH Model. *Review of Economics and Statistics*, v.72, p. 498-505, 1990.

BOLLERSLEV, T. ENGLE, R. WOOLDRIDGE, J. A Capital Asset Price Model with Time Varying Covariances. *Journal of Political Economy*, v. 96, p. 116-131, 1998.

ENGLE, R. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, v. 50(4), p. 987-1007, 1982.

ENGLE, R. Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models. *Journal of Business & Economic Statistics*, v.20, p. 339-350, 2002.

ENGLE, R. Kroner F. Multivariate Simultaneous Generalized ARCH. *Econometric Theory*, v. 11, p. 122-150, 1995.

ENGLE, R. F. Sheppard, K. Theoretical and Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH. *NBER Working Paper*, n. 8554, 2001.

FLEMING, J. KIRBY, C. OSTDIEK, B. The Economic Value of Volatility Timing. *Journal of Finance*, v. 56(1), p. 329-352, 2001.

FLEMING, J. KIRBY, C. OSTDIEK, B. The Economic Value of Volatility Timing Using Realized Volatility. *Journal of Finance*, v. 67, p. 473-509, 2003.

FOSTER, P. NELSON, D. Continuous Record Asymptotics for Rolling Sample Variance Estimators. *Journal of Econometrics*, v. 64, p. 139-174, 1996.

GLOSTEN, L. JAGANATHAN, R. RUNKLE, D. On the Relation Between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. *Journal of Finance*, v. 48, p. 1779-1801, 1993.

MINA, J. XIAO, J. Return to RiskMetrics: The Evolution of a Standard. 2001

NEWBY, W. MCFADDEN, D. Large Sample Estimation and Hypothesis Testing. *In Handbook of Econometrics*, eds. R. Engle e D. McFadden, New York: Elsevier Science, v. 4, p. 2213-2245, 1994.

NELSON, D. Conditional Heteroscedasticity in Asset Return: a New Approach. *Econometrica*, v.59(2), p. 347-370, 1991.

PAGAN, A. SCHWERT, W. Alternative Models for Conditional Stock Volatility. *Journal of Econometrics*, v. 45, p. 267-290, 1990.

PERRY, P. The Time-Variance Relationship of Security Returns: Implications for the Return-Generating Stochastic Process. *Journal of Finance*, v. 37, p. 857-870. 1992.

SER-HUANG, P. GRANGER, C. Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review. *Journal of Economic Literature*, v. 41(2), p. 478-539, 2003.

VAN DER WEIDE, R. Generalized Orthogonal Garch: A Multivariate Garch Model. *Journal of Applied Econometrics*, v. 17, p. 549-564, 2002.

TSE, Y. TSUI, A. A Multivariate GARCH model with time-varying correlations. *Journal of Business & Economic Statistics*, v.20, p. 351-362, 2002.

Apêndice A

Os gráficos das composições dos portfólios são mostrados abaixo. Devido ao elevado número de portfólios estimados em diferentes estratégias e modelos, serão apenas apresentados alguns gráficos selecionados. Para a base-índices, os gráficos 12, 13 e 14 seguem a estratégia I, com desvio padrão igual a 4% a.a. e para apenas os modelos DCC-GARCH, DCC-GJ, RiskMetrics e Média Móvel.

Para a base-ações, os gráficos 15, 16 e 17 mostram os portfólios com a estratégia II e com o retorno almejado de 20% a.a. Novamente, apenas alguns modelos são apresentados, assim como apenas para apenas a composição de PETR4, VALE5 e BBDC4 no portfólio total.

Gráfico 12
Peso do S&P 500 no Portfólio Total

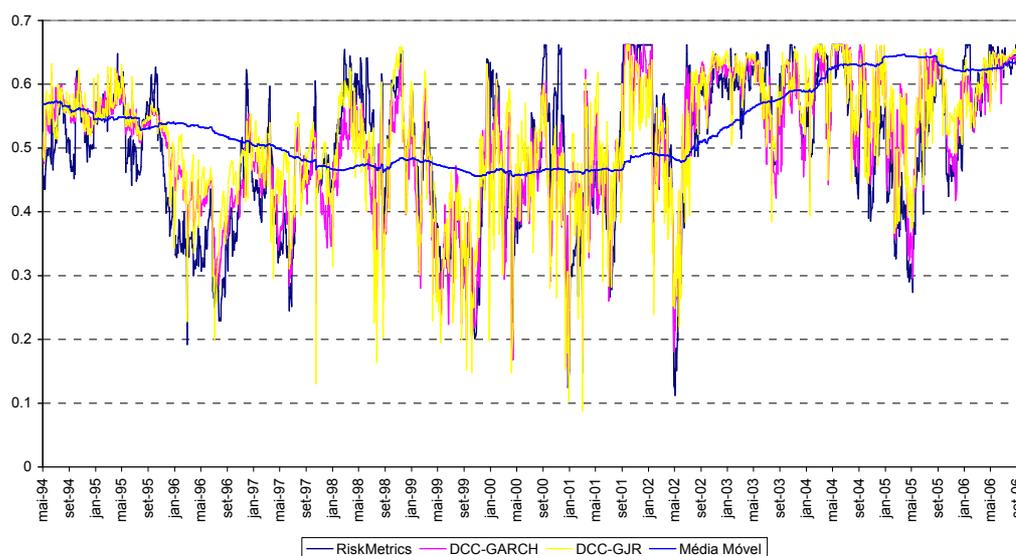


Gráfico 13
Peso do DAX no Portfólio Total

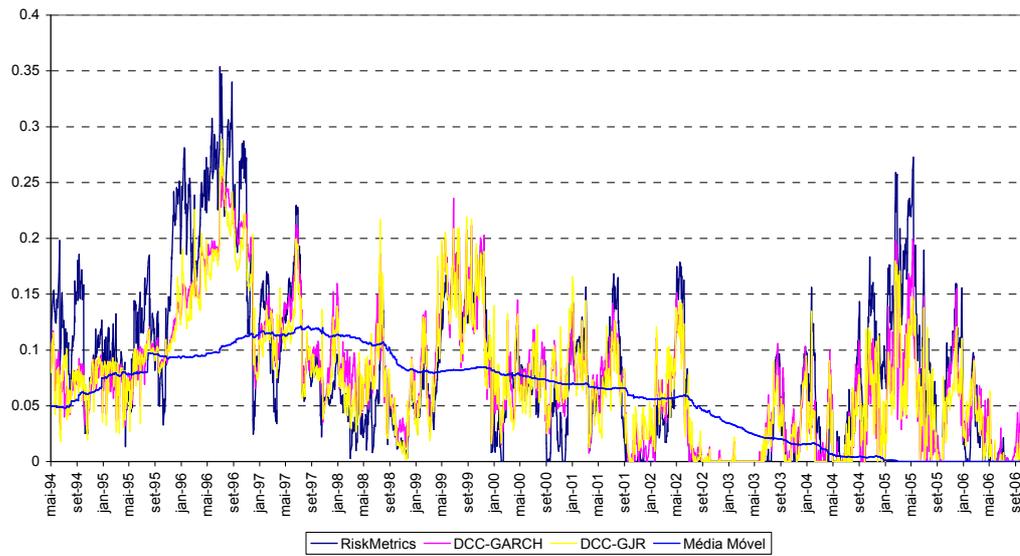


Gráfico 14
Peso do HSI no Portfólio Total

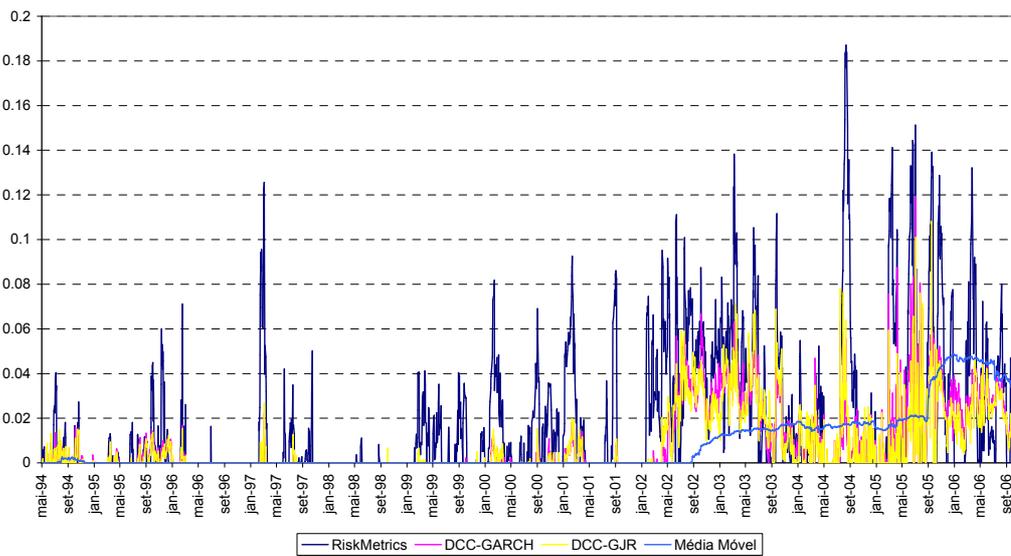


Gráfico 15
Peso da PETR4 no Portfólio Total

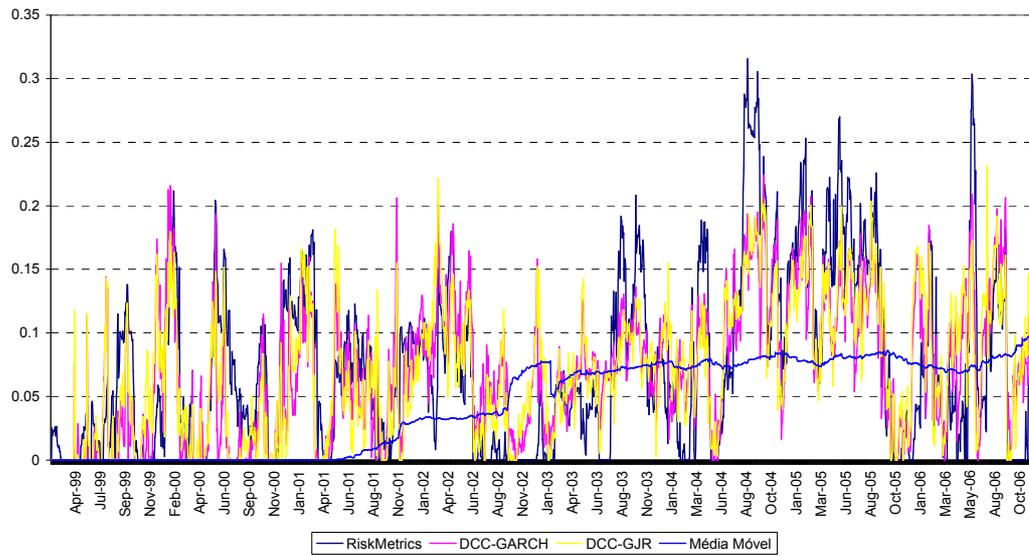


Gráfico 16
Peso da Vale5 no Portfólio Total

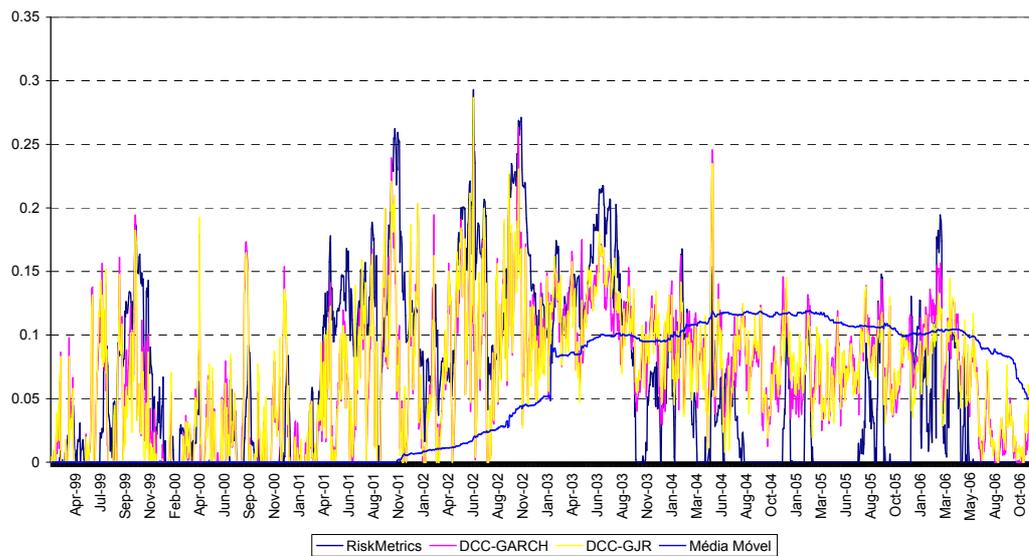
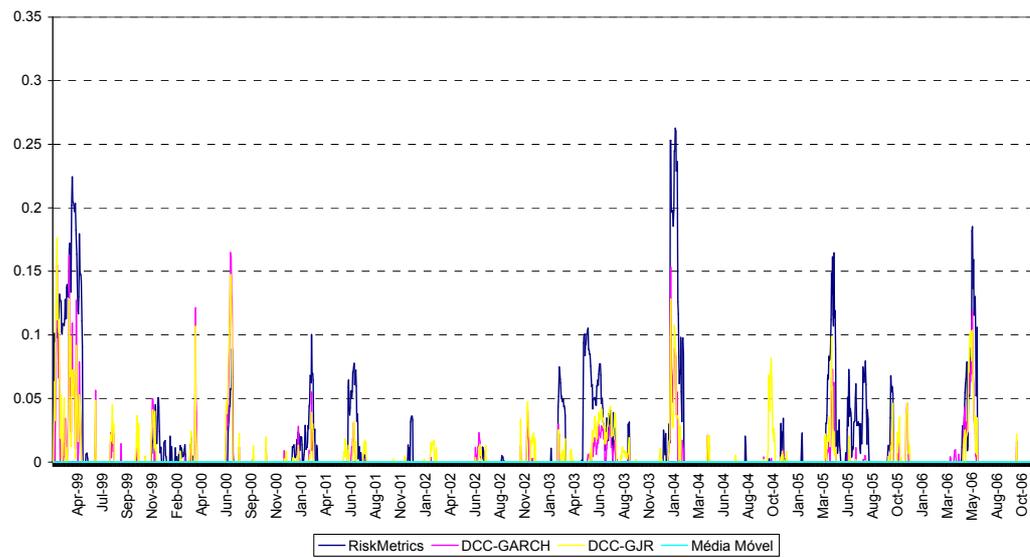


Gráfico 17
Peso da BBDC4 no Portfólio Total



Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)