



BANCO CENTRAL DO BRASIL

Trabalhos para Discussão

61

**O Uso de Dados de Alta Frequência na Estimação
da Volatilidade e do Valor em Risco para o Ibovespa**

João Maurício de Souza Moreira e Eduardo Facó Lemgruber
Dezembro, 2002

ISSN 1519-1028
CGC 00.038.166/0001-05

Trabalhos para Discussão	Brasília	nº 61	dez	2002	P. 1-30
--------------------------	----------	-------	-----	------	---------

Trabalhos para Discussão

Editado por:

Departamento de Estudos e Pesquisas (Depep)

(E-mail: workingpaper@bcb.gov.br)

Reprodução permitida somente se a fonte for citada como: Trabalhos para Discussão nº 61.

Autorizado por Ilan Goldfajn (Diretor de Política Econômica).

Controle Geral de Assinaturas:

Banco Central do Brasil

Demap/Disud/Subip

SBS – Quadra 3 – Bloco B – Edifício-Sede – 2º subsolo

70074-900 Brasília (DF)

Telefone: (61) 414-1392

Fax: (61) 414-3165

As opiniões expressas neste trabalho são exclusivamente do(s) autor(es) e não refletem a visão do Banco Central do Brasil.

Ainda que este artigo represente trabalho preliminar, citação da fonte é requerida mesmo quando reproduzido parcialmente.

The views expressed in this work are those of the authors and do not reflect those of the Banco Central or its members.

Although these Working Papers often represent preliminary work, citation of source is required when used or reproduced.

Central de Informações do Banco Central do Brasil

Endereço: Secre/Surel/Diate
Edifício-Sede – 2º subsolo
SBS – Quadra 3 – Zona Central
70074-900 Brasília – DF

Telefones: (61) 414 (...) 2401, 2402, 2403, 2404, 2405, 2406

DDG: 0800 99 2345

Fax: (61) 321-9453

Internet: <http://www.bcb.gov.br>

E-mail: cap.secre@bcb.gov.br
dinfo.secre@bcb.gov.br

O Uso de Dados de Alta Frequência na Estimação da Volatilidade e do Valor em Risco para o Ibovespa *

João Maurício de Souza Moreira
Eduardo Facó Lemgruber **

Resumo

Este artigo investiga o uso de dados de alta frequência na estimação das volatilidades diária e intradiária do Ibovespa e no cálculo do valor em risco (VaR). Modelos da família Garch e métodos determinísticos de filtragem de sazonalidade são usados para a previsão da volatilidade e do VaR intradiários. No cálculo do VaR diário, dois métodos simples de previsão buscam captar a informação de volatilidade contida nos dados de alta frequência. O primeiro baseado no desvio padrão amostral com janela móvel de dados e o segundo com base na técnica de alisamento exponencial. Ambos os métodos apresentaram bom desempenho. No cálculo do VaR intradiário, os resultados mostram que a filtragem do padrão sazonal é indispensável à obtenção de medidas úteis de volatilidades.

* Os autores agradecem à Bolsa de Valores de São Paulo pelos dados utilizados neste trabalho.

** Departamento de Estudos e Pesquisas, Banco Central do Brasil, e Coppead/UFRJ, respectivamente.

1. Introdução

Tradicionalmente o cálculo de estimativas da volatilidade de retornos financeiros, bem como a sua aplicação à determinação do valor em risco (VaR), tomam como base as variações diárias nos preços dos ativos, conforme ressaltam Goodhart e O'Hara (1997).¹ Contudo, a crescente disponibilidade de dados registrados em intervalos de tempo cada vez mais curtos, somada aos avanços tecnológicos na área de computação, abriram espaço para a investigação empírica voltada para a análise e aplicação dos dados de alta frequência em uma diversidade de aspectos dos mercados financeiros. A possibilidade de se obter estimativas mais precisas de volatilidade tem despertado o interesse de muitos pesquisadores.² Um benefício prático imediato seria o cômputo de valores em risco que representem com maior acurácia as possibilidades de perda. Não só o tradicional VaR diário poderia ser beneficiado pela informação adicional contida nos dados de alta frequência, como também há a possibilidade de se obter um VaR intradiário voltado para operações freqüentes em mercados de alta liquidez.

Andersen e Bollerslev (1998, 1998-b, 1999) concluem que a explícita incorporação da informação contida em dados de alta frequência melhora significativamente as projeções da volatilidade dos retornos diários, tanto na teoria como na prática. Taylor e Xu (1997) utilizam uma série de retornos do mercado de câmbio de marco alemão em relação ao dólar americano, registrados a cada cinco minutos, para avaliar a existência de informação de volatilidade que seja incremental àquela obtida implicitamente a partir de opções cambiais. Os resultados corroboram esta possibilidade. Goodhart e O'Hara (1997) lembram que os retornos intradiários apresentam comportamento particular sistemático, cujo reconhecimento é fundamental para a modelagem da volatilidade. Entretanto, Andersen e Bollerslev (1997) alertam que os padrões sistemáticos observados em séries financeiras de alta frequência, em mercados de ações e de câmbio, são ignorados em boa parte da literatura empírica de microestrutura de mercado, o que

¹ Para uma explanação detalhada do conceito de VaR, consultar Jorion (1998).

² O interesse no uso de dados de alta frequência para o estudo da volatilidade em séries financeiras tem se revelado mais intensamente nos últimos anos. Contudo, o método do valor extremo de Parkinson (1980) já buscava mostrar que a estimação da volatilidade, relativa a séries de retornos de ações, efetuada com base nas cotações máxima e mínima registradas a cada dia é superior àquela computada somente a partir dos preços de fechamento.

explicaria a aparente inadequação dos modelos tradicionais de volatilidade quando aplicados a séries de alta frequência. Os autores mostram que a estimação e filtragem do componente periódico intradiário da volatilidade é factível e sua explícita incorporação na especificação dos modelos usados permite eliminar a maior parte das distorções atribuídas ao comportamento sazonal.

A modelagem do VaR é uma aplicação natural e imediata dos modelos de volatilidade. No entanto, apesar dos inúmeros estudos acerca da volatilidade de dados intradiários, pouco se tem escrito sobre a sua aplicação ao cálculo de VaR. Beltratti e Morana (1999) avaliam o uso de dados de alta frequência para a obtenção de medidas de risco. Em particular, os autores buscam avaliar se os resultados obtidos na análise da volatilidade com dados intradiários trazem implicações no cálculo da volatilidade para períodos múltiplos de um dia, e concluem que dados de alta frequência podem ser usados para obter medidas de volatilidade em intervalos de tempo inferiores a um dia. Contudo, para horizontes de tempo mais elásticos os resultados não foram animadores, sugerindo que os dados de alta frequência fornecem medidas de risco extremamente conservadoras. Giot (2000) usa uma série de cotações de alta frequência de ações da IBM negociadas na bolsa de Nova Iorque em conjunto com modelos GARCH e EGARCH para caracterizar a volatilidade intradiária, levando em conta a existência de padrões sazonais intradiários. Os modelos são usados para prever o VaR de 5% para os intervalos de 10 e 15 minutos seguintes, admitindo distribuição normal dos retornos filtrados. Para ambos os modelos, a proporção de vezes em que o VaR projetado foi superado esteve próxima dos 5% previamente estipulados. Na mesma linha, Giot (2000-b) analisa amplos movimentos de preços intradiários através da aferição do desempenho de diversos modelos paramétricos e não paramétricos de volatilidade, incluindo os da família GARCH, o RiskMetrics e os baseados no quantil empírico e na distribuição de Pareto, na projeção do VaR intradiário. Os resultados mostram que não há diferenças significativas entre os modelos para níveis de VaR iguais ou maiores que 2,5%, caso em que todos apresentam bom desempenho. Já para níveis menores ou iguais a 1% apenas os modelos que levam em conta caudas grossas, como o Student GARCH, e os baseados no quantil empírico e na distribuição de Pareto têm desempenho adequado. Em outra vertente, Giot e Laurent (2001) desenvolvem um modelo para computar o VaR diário a partir do uso de dados intradiários. Mais especificamente, usam a

volatilidade realizada diária, dada pela soma dos quadrados dos retornos intradiários ao longo de um dia, como uma medida de volatilidade diária agregada para duas séries de retornos de índices de ações registrados a cada 15 minutos. Com base nos resultados obtidos concluem que o uso de dados de alta frequência, por meio da modelagem da volatilidade realizada, com o objetivo de projetar a volatilidade e o VaR diários é uma opção factível e que pode alcançar bons desempenhos em modelos corretamente especificados.

O objetivo deste trabalho é avaliar o uso de dados de alta frequência na previsão de volatilidade para os horizontes diário e intradiário para estimativas de VaR, para uma série de cotações do IBOVESPA registradas a cada 15 minutos, entre abril de 1998 e julho de 2001. Estimativas de VaR intradiário calculadas com base nos modelos de volatilidade GARCH e EGARCH são avaliadas. As distorções, sugeridas pela literatura, decorrentes do fator sazonal intradiário, bem como o efeito da aplicação de procedimentos de filtragem de sazonalidade foram evidenciados. Também são aferidas as estimativas de VaR diário calculadas com base em métodos de estimação de volatilidade que incorporam informações contidas nos retornos intradiários. Os resultados indicam que os dados de alta frequência podem ser úteis ao cálculo de VaR diário e intradiário.

Este artigo se desenvolve com a Seção 2 descrevendo os dados e a metodologia empregada em seu tratamento, na investigação estatística, na estimação dos parâmetros dos modelos de previsão de volatilidade e na avaliação dos resultados. Em seguida, A Seção 3 apresenta os resultados obtidos e a Seção 4 reúne as conclusões e observações finais.

2. Metodologia e Amostra

Dados de alta frequência registrados de forma quase contínua demandam modelos que tratem observações com diferentes intervalos de tempo entre si. A organização dos dados em intervalos fixos de tempo permite o uso de modelos econométricos mais tradicionais. O intervalo entre as observações deve ser pequeno o bastante para dar uma idéia precisa da volatilidade intradiária, mas não tão pequeno que gere muitas

observações contíguas idênticas, onde nenhuma nova informação é transmitida. Giot (2000-b) considera ótimo o intervalo de 15 minutos, enquanto Andersen (2000) acredita que a frequência de 5 minutos seria, aproximadamente, a mais alta para a qual as propriedades da série não seriam seriamente distorcidas por aspectos da microestrutura de mercado. Para este estudo, a série utilizada é composta de cotações do Índice da Bolsa de Valores de São Paulo, IBOVESPA, registrados a cada 15 minutos durante o horário de pregão no período de 6/4/1998 a 19/7/2001, correspondendo a 803 dias úteis e 23.287 observações intradiárias.

Em um dia padrão, os dados encontram-se organizados em blocos diários de 29 cotações, equivalendo a 28 intervalos de 15 minutos, não importando o horário específico em que ocorreram, mas sim a sua ordem cronológica, com foco nas 29 últimas cotações de cada dia. No banco de dados original, o número de cotações varia entre 29 e 33 por dia. Com o objetivo de homogeneizar a distribuição das observações, optou-se por excluir todas as observações relativas a dias de expediente reduzido e as primeiras cotações dos dias em que o número de observações excede 29.³ Este procedimento levou em conta que a maior parte do período em estudo já apresenta originalmente 29 observações diárias.

A amostra é integralmente utilizada na investigação dos fatos estilizados das séries de retornos e na aferição das projeções de VaR diário com base em dados intradiários. Para a avaliação do VaR intradiário usou-se apenas uma parte destes dados, relativa ao período de 3/4/2000 a 6/10/2000, totalizando 130 dias úteis e 3.770 cotações intradiárias. Neste período o pregão apresentou horário e duração constantes, com 29 cotações a cada dia, não sendo necessário qualquer ajuste. O padrão sazonal intradiário seria impropriamente avaliado se fossem desconsiderados os primeiros retornos registrados no dia. Daqui em diante, o período de 6/4/1998 a 19/7/2001 será referido como amostra completa e o período de 3/4/2000 a 6/10/2000 como amostra reduzida.

De acordo com o procedimento usual, são utilizados os retornos logarítmicos em toda a nossa análise, retomando-se os retornos efetivos por ocasião da aferição das projeções

³ Dias com menos de 29 observações ocorreram em datas especiais como Quarta-feira de Cinzas e Vésperas de Natal e Ano Novo, assim como em consequência de falhas no suprimento de energia elétrica.

de VaR. Para a amostra completa, seja $P_{t,0}$ a primeira cotação do IBOVESPA no dia t (abertura) e seja $R_{t,j}$ o retorno relativo ao j -ésimo intervalo de quinze minutos do dia t , onde $t = 1,2,3,\dots,802$ e $j = 1,2,3,\dots,28$. Para o cálculo do primeiro retorno no dia t , tem-se $R_{t,1} = \ln(P_{t,1}/P_{t-1,28})$.⁴ Para os demais retornos intradiários, tem-se $R_{t,j} = \ln(P_{t,j}/P_{t,j-1})$. E para cada dia, onde $P_t = P_{t,28}$ é a cotação de fechamento em t e $R_t = \ln(P_t/P_{t-1})$ é o retorno diário relativo ao dia t , tem-se $R_t = \sum R_{t,j}$. Vale observar que este cálculo para o primeiro retorno incorpora as informações relativas ao intervalo entre o fechamento do pregão do dia anterior e a abertura do pregão do dia em questão (*overnight*). Nos dias em que foram excluídas as primeiras cotações, estes retornos são adicionados ao *overnight* no cálculo do primeiro retorno. Na amostra reduzida, destinada à avaliação do VaR intradiário, não há a necessidade de incorporar o *overnight* no cálculo do primeiro retorno, uma vez que se está apenas interessado no comportamento intradiário da volatilidade. Neste caso, tem-se $R_{t,1} = \ln(P_{t,1}/P_{t,0})$. Os demais retornos são calculados de forma idêntica à especificada para a amostra completa.

2.1 Estimação de Volatilidade Intradiária

Os modelos GARCH e EGARCH utilizados nesta seção usam a série obtida a partir da amostra reduzida, composta de 3.640 retornos intradiários (intervalo de 15 minutos), no período de 3/4/2000 a 6/10/2000. Os primeiros 1.736 retornos (62 dias – 3/4/2000 a 30/6/2000) destinam-se à estimação dos parâmetros dos modelos e dos índices de sazonalidade, enquanto que os 1.904 retornos restantes (68 dias – 3/7/2000 a 6/10/2000) são reservados para a avaliação das estimativas. O padrão sazonal recorrente exibido pela volatilidade intradiária foi constatado para a série com a ajuda do autocorrelograma dos quadrados dos retornos. Para a avaliação da importância da sazonalidade intradiária no caso dos retornos do IBOVESPA, são utilizados inicialmente os dados brutos (desconsiderada a sazonalidade) repetindo-se o procedimento após a aplicação de métodos de filtragem. Para o modelo GARCH usou-se a especificação representada pelas equações:

$$R_t = aR_{t-1} + h_t e_t, \quad e_t \sim NID(0,1) \quad (1)$$

⁴ Ou seja, a primeira cotação do dia é desprezada, conforme procedimento adotado por Giot (2001).

$$h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}^2 \quad (2)$$

O termo autorregressivo na média condicional busca captar a autocorrelação de primeira ordem, detectada com alta significância para a série. O índice t refere-se a intervalos de quinze minutos. Para o modelo EGARCH utilizou-se especificação semelhante, dada pelas equações:

$$R_t = aR_{t-1} + h_t e_t, \quad e_t \sim NID(0,1) \quad (3)$$

$$\ln(h_t^2) = \omega + \beta \ln(h_{t-1}^2) + \alpha \left| \frac{e_{t-1}}{h_{t-1}} \right| + \gamma \frac{e_{t-1}}{h_{t-1}} \quad (4)$$

onde γ é o parâmetro representativo da existência de assimetria na resposta da volatilidade à ocorrência de retornos positivos e negativos.

Para a filtragem da sazonalidade intradiária, Andersen e Bollerslev (1997, 1998, 1999), Taylor e Xu (1997) e Giot (2000 e 2000-b) adotam métodos determinísticos, enquanto Beltratti e Morana (1999) definem uma sazonalidade estocástica para a volatilidade intradiária. Optou-se por seguir a linha determinística por ser mais simples e tendo em vista os resultados de Giot (2000), onde se constatou para este método desempenho semelhante ao obtido por procedimentos estocásticos mais complexos. Em uma primeira etapa, é necessário obter estimativas do padrão sazonal da volatilidade ao longo do dia. Segundo Taylor e Xu (1997), a soma dos quadrados dos retornos fornece uma estimativa simples de variabilidade e médias calculadas em intervalos fixos de tempo podem ser usadas para estimar o padrão sazonal. Desta forma, sendo I_j o índice sazonal relativo ao j-ésimo intervalo de 15 minutos, foram estimados os 28 índices, relativos a cada um dos 28 intervalos de 15 minutos, pela média dos quadrados dos retornos verificados em cada intervalo ao longo dos 62 primeiros dias da amostra:

$$I_j = \frac{1}{62} \sum_{k=1}^{62} R_{k,j}^2 \quad j = 1, 2, \dots, 28; \quad k = 1, 2, \dots, 62. \quad (5)$$

Em seguida buscou-se verificar se os padrões sazonais seriam significativamente diferentes para cada dia da semana. Para isso os 62 dias foram agrupados em cinco

subconjuntos, conforme o dia da semana. O mesmo procedimento foi então utilizado dando origem a 140 estimativas de índices sazonais, que refletem o comportamento da volatilidade segundo a hora do dia e o dia da semana, denotados por $I_{j,s}$:

$$I_{j,s} = \frac{1}{n_s} \sum_{k=1}^{n_s} R_{k,j,s}^2, \quad j = 1, 2, \dots, 28; \quad s = 1, 2, \dots, 5; \quad k = 1, 2, \dots, n_s. \quad (6)$$

onde n_s é o número de vezes em que um dado dia s da semana aparece durante os 62 dias considerados. Alternativamente, foram implementadas algumas modificações no procedimento acima, buscando gerar padrões de sazonalidade mais suavizados. Agora, ao invés de se considerarem apenas os dados relativos ao intervalo j de 15 minutos, calculou-se $I_{j,s}$ como a média dos quadrados dos retornos verificados nos intervalos $j-1$, j e $j+1$. No caso do primeiro e do último intervalos, foram considerados apenas os retornos dos intervalos j ; $j+1$ e $j-1$; j , respectivamente. Esta espécie de “janela móvel horizontal” de 45 minutos promove um alisamento inicial dos padrões de sazonalidade. A fim de se obter um conjunto de índices para intervalos de 15 minutos ainda mais suavizado, foram descartados os valores relativos aos intervalos pares e aplicou-se aos valores relativos aos intervalos ímpares um procedimento de interpolação por *splines* cúbicas.⁵ Uma vez calculadas as estimativas dos índices de sazonalidade, podemos obter a série de retornos filtrados (“dessazonalizados”) por:

$$y_t = \frac{R_t}{\sqrt{\phi_t}} \quad (7)$$

onde ϕ_t denota o componente determinístico de sazonalidade, que assume o valor de I_j para o retorno $R_t = R_j$, ou seja, quando o retorno se referir ao j -ésimo intervalo de 15 minutos. Analogamente, para o caso em que se considerou o dia da semana, ϕ_t assume o valor de $I_{j,s}$, para o retorno $R_t = R_{j,s}$, ou seja, quando o retorno se referir ao intervalo j do dia de semana s .

Uma vez construída a nova série y_t , o próximo passo consistiu na aplicação dos modelos GARCH e EGARCH. Desta forma, novos parâmetros foram estimados a partir dos

⁵ Conforme proposto por Giot (2000).

retornos filtrados, que também apresentaram significativa autocorrelação de ordem 1. As especificações GARCH e EGARCH utilizadas são as mesmas dadas por (1), (2), (3) e (4). A previsão final de volatilidade condicional para ambos os modelos, reincorporando o padrão sazonal, a ser utilizada na aplicação à projeção do VaR é dada por

$$h_t^2 = \phi_t h_t^2, \quad (8)$$

onde h_t^2 representa a variância condicional para a série de retornos filtrados y_t .

2.2 Estimação de Volatilidade Diária com base em Dados Intradiários

Foram utilizados dois métodos que estimam a volatilidade diária a partir dos dados de alta frequência. Na mesma linha adotada para os modelos da seção anterior, o conjunto amostral usado para a estimação de parâmetros é distinto do conjunto usado para a aferição dos resultados. Os parâmetros são estimados com base no período de 6/4/1998 a 29/11/2000 (402 dias e 11.256 retornos intradiários), enquanto que a aferição do desempenho abrange o período de 30/11/2000 a 19/7/2001 (400 dias e 11.200 retornos intradiários).

O primeiro método se baseia no uso de uma janela móvel de dados para o cálculo do desvio padrão amostral. Sendo $R_t = \sum R_{t,j}$, a variância de R_t será dada por

$$VAR(R_t) = VAR\left(\sum_{j=1}^{28} R_{t,j}\right) = \sum_{i=1}^{28} \sum_{j=1}^{28} \rho_{i,j} s_{t,i} s_{t,j}, \quad (9)$$

onde $\rho_{i,j}$ é o índice de correlação entre as séries de retornos verificados nos intervalos de quinze minutos de ordem i e j e $s_{t,i}, s_{t,j}$ são os respectivos desvios padrões relativos ao dia t . Ou seja, considerou-se que a cada intervalo j de quinze minutos corresponde uma variável aleatória $R_{t,j}$, totalizando vinte e oito séries de retornos intradiários. Para cada variável aleatória $R_{t,j}$ tem-se uma amostra de 802 observações. Considerando-se a matriz de correlação $[\rho_{i,j}]$, de ordem 28×28 e a matriz (na verdade um vetor) de desvios padrões $[s_{t,j}]$, de ordem 1×28 , então $VAR(R_t)$ será dada por $s_t^2 = [s_{t,j}] \times [\rho_{i,j}] \times [s_{t,j}]'$,

onde $[s_{t,j}]'$ é a transposta de $[s_{t,j}]$. Os desvios padrões $s_{t,j}$ foram calculados pela fórmula amostral,⁶ utilizando uma janela móvel de 30 dias, de forma a detectar com rapidez alterações no comportamento da volatilidade. Lembrando que as 28 variáveis aleatórias $R_{t,j}$ formam na verdade uma única série de retornos intradiários e admitindo a hipótese de estacionariedade fraca, ou seja, que as estruturas de autocorrelação serial dependem apenas da distância entre as observações, não dependendo do tempo, tem-se que o índice de correlação $\rho_{i,j}$ pode ser substituído pelo índice de autocorrelação de ordem $k = |i-j|$. Então, por exemplo, $\rho_{1,2} = \rho_{2,3} = \rho_{3,4} = \rho_1$. Como por definição $\rho_{i,j} = 1$ para $i = j$ e $\rho_{i,j} = \rho_{j,i}$, a matriz $[\rho_{i,j}]$, agora $[\rho_k]$, foi montada a partir do cálculo de 27 índices de autocorrelações, correspondente às 27 defasagens existentes em um dia. A janela usada para a construção de $[\rho_k]$ foi de 402 dias. Assim, as previsões de s_t^2 são computadas a partir do 403º dia da amostra, com base nos dados referentes aos 402 dias anteriores. No passo seguinte, as previsões de volatilidade diária s_t são utilizadas no cálculo do VaR. A matriz $[\rho_k]$ é recalculada diariamente, totalizando 400 matrizes diferentes, onde a janela móvel de 402 dias (11.256 retornos) é mantida. Dada a estacionariedade dos retornos, é razoável supor que o recálculo de $[\rho_k]$ em intervalos maiores não afete significativamente o resultado. Desta forma, repetiu-se o procedimento ampliando o intervalo de recálculo para 20 dias.⁷ Adicionalmente, substituiu-se $[\rho_k]$ pela matriz identidade. Com isto buscou-se avaliar o impacto da hipótese de estacionariedade para a série de retornos intradiários e do decorrente uso de $[\rho_k]$.

O segundo método utilizado se baseia no uso de alisamento exponencial, consistindo em uma adaptação do procedimento descrito no documento RiskMetrics (1996) em sua versão para média de retornos igual a zero. Assim, para cada uma das 28 séries de retornos de 15 minutos, a volatilidade condicional no dia t relativa ao j -ésimo intervalo de quinze minutos é dada por

$$h_{t,j}^2 = \lambda_j h_{t-1,j}^2 + (1 - \lambda_j) R_{t-1,j}^2 \quad (10)$$

⁶ Dada por $s_{t,j} = \left[\frac{1}{29} \sum_{i=1}^{30} (R_{t,j} - \mu_{R,j})^2 \right]^{1/2}$.

⁷ Contudo, $[s_{t,j}]$ permanece sendo recalculado diariamente com janela móvel de 30 dias.

onde λ_j é o parâmetro de decaimento a ser estimado para a j -ésima série intradiária, e $R_{t-1,j}^2$ é o quadrado do respectivo retorno observado no dia anterior. Desta forma, foram estimados 28 parâmetros de decaimento, um para cada intervalo de 15 minutos. Uma vez obtidas as estimativas de variância condicional para cada dia t e intervalo j de quinze minutos, calculou-se a variância condicional diária, pela fórmula $s_t^2 = [s_{t,j}] \times [\rho_k] \times [s_{t,j}]'$, onde $[\rho_k]$ é a mesma matriz de autocorrelação utilizada no método anterior e $[s_{t,j}]$ é formada pelos desvios padrões condicionais calculados como a raiz quadrada das variâncias condicionais $h_{t,j}^2$. A previsão de volatilidade diária s_t é então utilizada para o cálculo do VaR diário. Analogamente ao caso anterior, avaliou-se o cálculo da matriz de autocorrelação em intervalos de 20 dias, bem como se substituiu $[\rho_k]$ pela matriz identidade. Adicionalmente, foram refeitos todos os cálculos para um parâmetro de decaimento $\lambda = 0,94$ para todas as séries $R_{t,j}$.

2.3 Cálculo e Aferição das Projeções de VaR

Foram computados os valores em risco relativos aos percentis de 1%, 2,5% e 5% (cauda esquerda) e 95%, 97,5% e 99% (cauda direita), para todas as situações consideradas. O desempenho das projeções de VaR é aferido com base no teste de Kupiec (1995) para a proporção de vezes em que o quantil previsto é ultrapassado. Admitindo que os distúrbios aleatórios da série são normalmente distribuídos, usou-se a fórmula $\text{VaR}(\alpha\%) = \exp(s \cdot z_\alpha) - 1$, onde z_α corresponde ao quantil α da normal padronizada. Desta forma, o valor em risco é fornecido na forma de retorno (e não em valor monetário), podendo ser diretamente comparado à série de retornos efetivos, dados por $P_t/P_{t-1} - 1$, para efeito de aferição. São considerados como falhas os eventos em que o retorno verificado é inferior (maior em módulo) que o previsto pelo VaR na cauda esquerda, ou maior que o previsto na cauda direita. Espera-se que a proporção verificada de falhas em relação ao total de observações esteja próxima de $\alpha\%$, que corresponde ao limite arbitrado (proporção teórica) para avaliação do desempenho dos modelos.

Aplicou-se às séries de projeções de VaR o teste de Kupiec para a proporção de falhas, com 5% de nível de significância. Foram construídos intervalos para a não rejeição da

hipótese nula para a proporção empírica de vezes em que o VaR foi ultrapassado⁸. Quando a proporção verificada esteve contida nestes intervalos, H0 não foi rejeitada. Adicionalmente calculamos o p-valor para as proporções encontradas. Dado o nível de significância do teste, quanto maior for o p-valor em relação aos 5%, maior a margem de segurança para a não rejeição de H0.

3. Resultados

Esta seção apresenta os resultados organizados em dois blocos. O primeiro mostra o comportamento da sazonalidade intradiária para o IBOVESPA e o efeito da filtragem dos padrões observados no desempenho do VaR intradiário. O bloco seguinte mostra os resultados do uso de dados intradiários para cálculo do VaR diário.

3.1 Aferição do VaR Intradiário

A exemplo do que ocorre com as séries diárias de retornos financeiros, a série de retornos de alta frequência apresenta aglomerados de volatilidade, como pode ser inferido pelo Gráfico 1. Nota-se, também, que o autocorrelograma dos quadrados dos retornos da série intradiária revela um forte e distintivo padrão sazonal para o processo de volatilidade em formato de "J invertido", com valores expressivos no início do dia, decrescendo até meados do período diário e voltando a crescer em seguida até o final do dia, denotando a existência de sazonalidade intradiária no processo de volatilidade.⁹ O Gráfico 2 retrata os índices de sazonalidade calculados para cada intervalo de 15 minutos e confirma para a amostra reduzida a existência do padrão intradiário. Já o Gráfico 3 indica que pode haver uma influência significativa do dia da semana no comportamento da volatilidade, haja vista os diferentes padrões observados. Porém, é possível identificar um padrão geral caracterizado por “picos” no início e “vales” no meio do período diário, para todos os dias. Pode-se ainda observar no Gráfico 4 o resultado da técnica de alisamento usada nas estimativas dos padrões sazonais, cujas

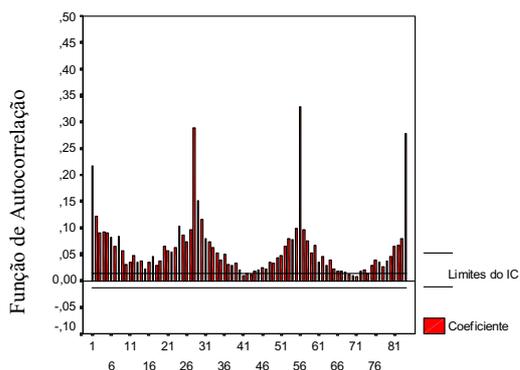
⁸ Testa-se a hipótese nula de que a proporção verdadeira de falhas do modelo é igual ao nível pré-especificado para o VaR.

formas mais suavizadas contrastam com as anteriores. É interessante, por fim, avaliar o efeito do procedimento de filtragem aplicado à amostra reduzida. O Gráfico 5 mostra que o padrão sazonal foi removido em boa parte, a exemplo do que registraram Andersen e Bollerslev (1997, 1998), Beltratti e Morana (1999), Andersen (2000) e Giot (2000). Uma comparação com o autocorrelograma dos quadrados dos retornos diários, exibido no Gráfico 6, permite constatar para a série de alta frequência um decaimento na estrutura de autocorrelação mais próximo dos padrões modelados adequadamente por modelos da família GARCH.

Os números relatados nas Tabela 1 e 2 mostram que o uso dos modelos GARCH e EGARCH com dados de alta frequência cujo fator sazonal intradiário não foi filtrado levam a estimativas de volatilidade e projeções de VaR sem utilidade. Somente após a devida incorporação do fenômeno os modelos tornaram-se efetivos. O modelo GARCH apresenta projeções de VaR demasiadamente conservadoras quando aplicado diretamente aos dados não filtrados, como mostra a Tabela 1. Com efeito, a hipótese nula só é mantida para o percentil de 1% em ambas as caudas, sendo rejeitada para os demais níveis pré-especificados para o VaR. Há uma sensível melhora quando se leva em conta a sazonalidade. Numa primeira etapa, a filtragem se dá apenas em termos dos intervalos de 15 minutos ao longo do pregão, desprezando o eventual efeito do dia de semana. Neste caso a hipótese nula é rejeitada apenas para o percentil de 5%, em ambas as caudas. Ao se considerar também o efeito do dia da semana, mas sem a aplicação de qualquer procedimento de alisamento, não há uma melhora consistente, em termos gerais, em relação à situação anterior. A hipótese nula passa a ser mantida para 5% na cauda direita, mas é rejeitada para 1%.

⁹ Goodhart e O'Hara (1997) identificam este mesmo comportamento para as séries de retornos de alta frequência em mercados financeiros em que a negociação não é viável fora dos horários de pregão.

GRÁFICO 1: Função de Autocorrelação da Série de Quadrados dos Retornos Logarítmicos de 15 Minutos do IBOVESPA no Período de 7/4/1998 a 19/7/2001



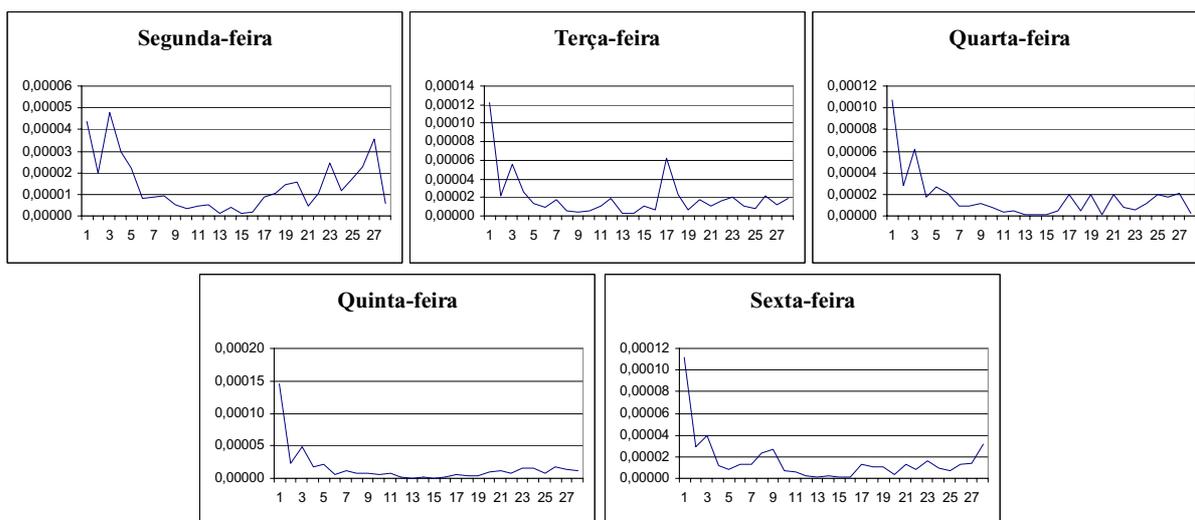
Defasagem em Intervalos de 15 Minutos

GRÁFICO 2: Padrão Bruto de Sazonalidade dos Retornos Logarítmicos Intradiaários do IBOVESPA por Intervalos de 15 Minutos - Índices Estimados com base no Período de 3/4/2000 a 30/6/2000



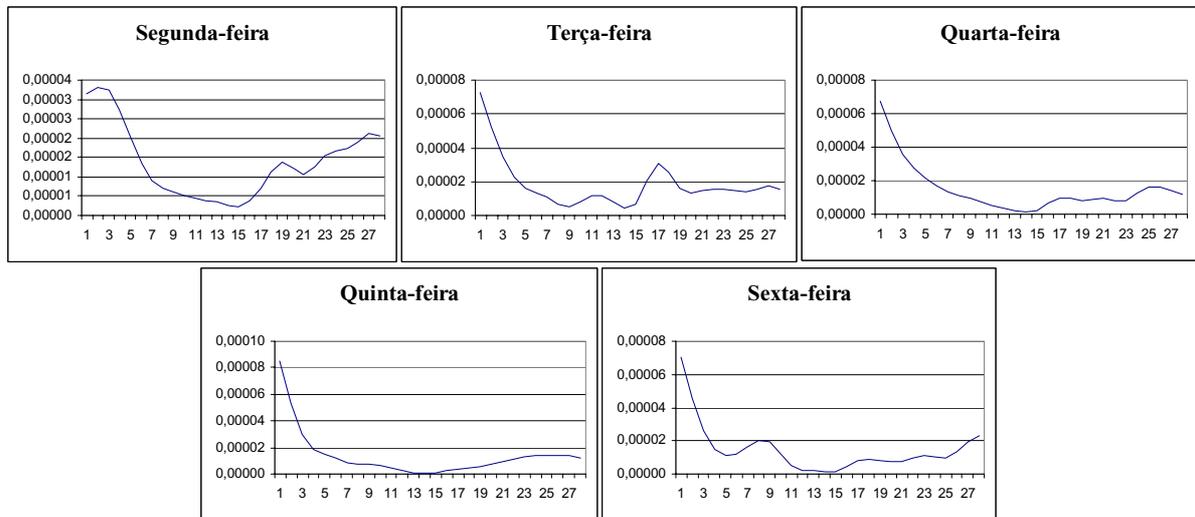
Obs.: os índices consideram apenas os intervalos de 15 minutos ao longo do pregão diário, não levando em conta o dia da semana em que ocorrem. O padrão sazonal resultante não passou por processo de alisamento.

GRÁFICO 3 : Padrões Brutos de Sazonalidade da Volatilidade dos Retornos Logarítmicos de 15 Minutos do IBOVESPA por Dia da Semana- Índices Estimados com base no Período de 3/4/2000 a 30/6/2000



Obs.: Os padrões sazonais de volatilidade (eixo das ordenadas) são estimados com base na média dos quadrados dos retornos verificados em intervalos de 15 minutos (eixo das abscissas).

GRÁFICO 4 : Padrões de Sazonalidade da Volatilidade dos Retornos Logarítmicos de 15 Minutos do IBOVESPA por Dia da Semana, após Interpolação por Splines Cúbicas– Índices Estimados com base no Período de 3/4/2000 a 30/6/2000



Obs.: Os padrões sazonais de volatilidade (eixo das ordenadas) são estimados com base na média dos quadrados dos retornos verificados em intervalos de 15 minutos (eixo das abscissas).

GRÁFICO 5: Função de Autocorrelação da Série de Quadrados dos Retornos Logarítmicos de 15 Minutos Filtrados do IBOVESPA no Período de 3/4/2000 a 6/10/2000

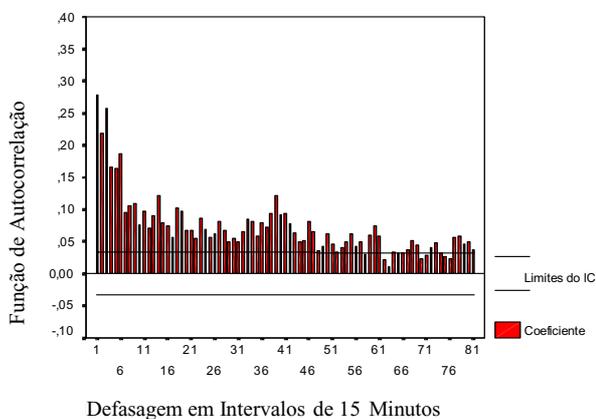
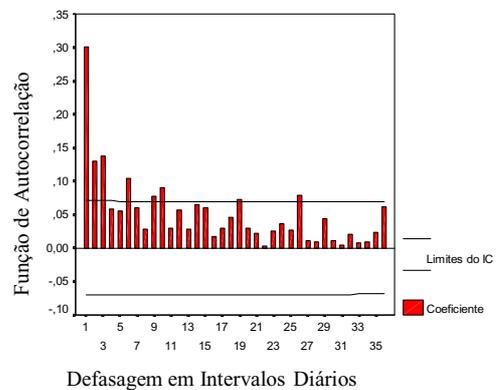


GRÁFICO 6: Função de Autocorrelação da Série de Quadrados dos Retornos Logarítmicos Diários do IBOVESPA no Período de 7/4/1998 a 19/7/2001



Quando se aplica o procedimento de alisamento à série de índices sazonais, os resultados apresentam uma melhora em relação ao desempenho das projeções obtidas anteriormente, marcadamente no tocante à posição vendida. Agora, a rejeição ocorre apenas para 5% na posição comprada como pode ser constatado na Tabela 1.

TABELA 1: Avaliação das Estimativas de VaR Intradiário (15 minutos) a partir de Estimativas de Volatilidade Geradas pela Aplicação do Modelo GARCH (1,1) à Série dos Retornos Logarítmicos do IBOVESPA – Período de 3/4/2000 a 6/10/2000 (amostra reduzida – dados intradiários).

Nível de Segurança do VaR		Cauda Esquerda			Cauda Direita			
		1%	2,5%	5%	1%	2,5%	5%	
Dados Brutos – Sazonalidade Intradiária não Filtrada	Proporção Empírica	0,79%	1,68%	3,10%	1,10%	1,63%	3,26%	
	p-valor	0,33385	0,01500	0,00005	0,65698	0,00933	0,00020	
Sazonalidade Filtrada por Período de 15 min. do Dia	Proporção Empírica	1,05%	2,15%	3,73%	0,89%	2,31%	3,36%	
	p-valor	0,82641	0,3212	0,00782	0,63224	0,59255	0,00050	
Sazonalidade Filtrada por Período de 15 min. do Dia e por Dia da Semana	Sem Alisamento	Proporção Empírica	1,31%	2,57%	3,89%	1,89%	3,20%	4,46%
		p-valor	0,19027	0,83794	0,02056	0,00051	0,05926	0,27502
	Com Alisamento	Proporção Empírica	1,16%	2,10%	3,47%	1,10%	2,47%	4,05%
		p-valor	0,50534	0,25153	0,00119	0,65698	0,92967	0,0500

Obs.: Foi aplicado o teste de Kupiec (1995) para a proporção de falhas com 5% de significância. Os p-valores iguais ou maiores que 0,05 indicam que a hipótese nula, de que a verdadeira proporção de falhas do modelo é igual ao nível pré-especificado para o VaR, não pode ser rejeitada ao nível de significância de 5% do teste.

Os resultados do modelo EGARCH, dispostos na Tabela 2, apresentam comportamento análogo ao verificado para o modelo GARCH. A melhora do desempenho após a filtragem do padrão sazonal é evidente. No caso em que a sazonalidade é filtrada desconsiderando-se o dia da semana os resultados são superiores, com a rejeição da hipótese nula, H_0 , apenas para 5% na cauda esquerda. O procedimento adicional de filtragem por dia da semana gerou uma deterioração das projeções de VaR, levando à rejeição de H_0 para 1% em ambas as caudas. O alisamento dos padrões sazonais promoveu uma recuperação parcial das projeções com filtragem por dia da semana, tornando a ocorrer rejeição de H_0 apenas para 5% da cauda esquerda.

TABELA 2: Avaliação das Estimativas de VaR Intradiário (15 minutos) a partir de Estimativas de Volatilidade Geradas pela Aplicação do Modelo EGARCH (1,1) à Série dos Retornos Logarítmicos do IBOVESPA – Período de 3/4/2000 a 6/10/2000 (amostra reduzida – dados intradiários).

Nível de Segurança do VaR		Cauda Esquerda			Cauda Direita			
		1%	2,5%	5%	1%	2,5%	5%	
Dados Brutos – Sazonalidade Intradiária não Filtrada	Proporção Empírica	0,74%	1,68%	2,84%	1,10%	1,79%	3,26%	
	p-valor	0,22317	0,01500	0,00000	0,65698	0,03554	0,00020	
Sazonalidade Filtrada por Período de 15 min. do Dia	Proporção Empírica	1,21%	2,31%	3,83%	1,00%	2,63%	4,15%	
	p-valor	0,37710	0,59255	0,01510	0,99265	0,72674	0,07962	
Sazonalidade Filtrada por Período de 15 min. do Dia e por Dia da Semana	Sem Alisamento	Proporção Empírica	1,58%	2,78%	4,25%	2,15%	3,20%	4,62%
		p-valor	0,01987	0,43615	0,12583	0,00001	0,05926	0,44341
	Com Alisamento	Proporção Empírica	1,26%	2,36%	3,78%	1,31%	2,78%	4,41%
		p-valor	0,27220	0,70015	0,01094	0,19027	0,43615	0,22985

Obs.: Foi aplicado o teste de Kupiec (1995) para a proporção de falhas com 5% de significância. Os p-valores iguais ou maiores que 0,05 indicam que a hipótese nula, de que a verdadeira proporção de falhas do modelo é igual ao nível pré-especificado para o VaR, não pode ser rejeitada ao nível de significância de 5% do teste.

3.2 Aferição do VaR Diário com base em Dados Intradiários

Os resultados alcançados nesta seção indicam que é possível obter projeções adequadas para a volatilidade e para o VaR diário a partir do uso de dados intradiários. O teste de estacionariedade de Phillip-Perron rejeita a hipótese de existência de raiz unitária,¹⁰ permitindo admitir que as medidas estatísticas incondicionais relativas à série são mantidas inalterados ao longo do tempo e que a estrutura de autocorrelação depende apenas da distância entre as observações, não dependendo do tempo (hipótese de estacionariedade fraca). Constatou-se a existência de considerável nível de autocorrelação de primeira ordem para os retornos de 15 minutos.

¹⁰ A rejeição da hipótese de raiz unitária ocorreu com altíssima significância, tanto para a série diária quanto para a série intradiária de retornos do IBOVESPA. Os p-valores em ambos os casos são nulos até a quinta casa decimal. Para maiores detalhes dos resultados deste e dos demais testes estatísticos utilizados, ver Moreira (2002).

TABELA 3: Avaliação das Estimativas de VaR Diário a partir de Estimativas de Volatilidade Geradas pela Aplicação do Método Baseado no Desvio Padrão com Janela Móvel de 30 Dias à Série dos Retornos Logarítmicos Intradiários (15 minutos) do IBOVESPA – Período de 7/4/1998 a 19/7/2001 (amostra completa – dados intradiários).

Nível de Segurança do VaR		Cauda Esquerda			Cauda Direita		
		1%	2,5%	5%	1%	2,5%	5%
Com Recálculo Diário da Matriz de Autocorrelação.	Proporção Empírica	1,50%	2,50%	5,25%	0,25%	1,75%	4,00%
	p-valor	0,34938	1,00000	0,81993	0,07142	0,31026	0,34242
Com Recálculo da Matriz de Autocorrelação a cada 20 Dias.	Proporção Empírica	1,50%	2,50%	5,25%	0,25%	1,75%	4,00%
	p-valor	0,34938	1,00000	0,81993	0,07142	0,31026	0,34242
Com a Matriz de Autocorrelação Substituída pela Matriz Identidade.	Proporção Empírica	2,50%	4,75%	8,50%	1,25%	3,75%	6,00%
	p-valor	0,01130	0,01020	0,00335	0,62860	0,13550	0,37299

Obs.: Foi aplicado o teste de Kupiec (1995) para a proporção de falhas com 5% de significância. Os p-valores iguais ou maiores que 0,05 indicam que a hipótese nula, de que a verdadeira proporção de falhas do método é igual ao nível pré-especificado para o VaR, não pode ser rejeitada ao nível de significância de 5% do teste.

Os resultados da aplicação do método baseado no desvio padrão com janela móvel de 30 dias aos retornos de alta frequência para a obtenção de estimativas de volatilidade e projeção de VaR diários podem ser vistos na Tabela 3. A hipótese nula é aceita para todos os níveis de segurança pré-especificados para o VaR, tanto para a posição comprada como para a posição vendida. Contudo, o desempenho relativo à cauda esquerda é significativamente superior, o que pode ser constatado através dos p-valores. Nota-se ainda que o desempenho é relativamente mais fraco para o percentil mais extremo, de 1%, em ambos os casos. Conforme esperado, o recálculo da matriz de autocorrelação de 20 em 20 dias, ao invés de diariamente, não influenciou nos resultados. A substituição da matriz de autocorrelação pela matriz identidade ocasionou forte deterioração dos resultados, marcadamente para a cauda esquerda onde todas as proporções empíricas ficam fora do intervalo de aceitação de H_0 .

Os resultados do método baseado em alisamento exponencial são semelhantes aos resultados do método anterior, como mostra a Tabela 4. A hipótese nula também é aceita em todas as situações, com desempenho claramente melhor para as projeções de VaR para a posição comprada. Os 28 parâmetros intradiários de decaimento estimados

para o modelo variam de 0,80 a 0,98, com média 0,91. Os desempenhos registraram pequenas variações nos níveis de 2,5% da cauda esquerda entre os casos de parâmetros de decaimento estimados e iguais a 0,94. Para a cauda direita vale destacar o desempenho comparativamente inferior do nível de 5% relativo ao caso de λ_j estimados

TABELA 4: Avaliação das Estimativas de VaR Diário a partir de Estimativas de Volatilidade Geradas pela Aplicação do Método Baseado em Alisamento Exponencial à Série dos Retornos Logarítmicos Intradiários (15 minutos) do IBOVESPA – Período de 7/4/1998 a 19/7/2001 (amostra completa – dados intradiários).

Nível de Segurança do VaR		Cauda Esquerda			Cauda Direita		
		1%	2,5%	5%	1%	2,5%	5%
Com Recálculo Diário da Matriz de Autocorrelação e λ_j Estimados.	Proporção Empírica	1,50%	2,75%	5,00%	0,50%	1,25%	3,75%
	p-valor	0,34938	0,75256	1,00000	0,26595	0,07675	0,23094
Com Recálculo Diário da Matriz de Autocorrelação e $\lambda_j = 0,94$	Proporção Empírica	1,50%	2,50%	4,75%	0,50%	1,25%	3,75%
	p-valor	0,34938	1,00000	0,81711	0,26595	0,07675	0,23094
Com Recálculo da Matriz de Autocorrelação a cada 20 Dias e λ_j Estimados	Proporção Empírica	1,50%	2,75%	4,75%	0,50%	1,25%	3,25%
	p-valor	0,34938	0,75256	0,81711	0,26595	0,07675	0,08707
Com Recálculo da Matriz de Autocorrelação a cada 20 Dias e $\lambda_j = 0,94$.	Proporção Empírica	1,50%	2,50%	4,75%	0,50%	1,25%	3,75%
	p-valor	0,34938	1,00000	0,81711	0,26595	0,07675	0,23094
Com a Matriz de Autocorrelação Substituída pela Matriz Identidade e $\lambda_j = 0,94$.	Proporção Empírica	2,50%	4,50%	7,75%	0,75%	3,25%	5,50%
	p-valor	0,01130	0,02102	0,01909	0,59905	0,35808	0,65136

Obs.: Foi aplicado o teste de Kupiec (1995) para a proporção de falhas com 5% de significância. Os p-valores iguais ou maiores que 0,05 indicam que a hipótese nula, de que a verdadeira proporção de falhas do método é igual ao nível pré-especificado para o VaR, não pode ser rejeitada ao nível de significância de 5% do teste.

e recálculo da matriz de autocorrelação em intervalos de 20 em 20 dias. De uma forma geral, os resultados são bastante significativos.¹¹

¹¹ Para uma comparação com modelos tradicionais de volatilidade e VaR diários aplicados a séries diárias, ver Moreira (2002).

Analogamente ao caso anterior, o uso da matriz identidade leva a uma piora considerável do desempenho geral do modelo. A melhora relativa das proporções referentes à posição vendida não compensa a forte deterioração constatada para a posição comprada.

4. Conclusão

Este trabalho busca extrair algumas conclusões sobre o cálculo de volatilidades diária e intradiária, e seu uso em métodos de estimação do valor em risco, a partir da utilização de uma série de dados de alta frequência do IBOVESPA. O padrão em forma de “J invertido” inferido para a volatilidade intradiária é fortemente distintivo em relação a séries de retornos diários. O uso de retornos de alta frequência nos modelos de volatilidade GARCH e EGARCH, sem o tratamento prévio do fator sazonal, gera fortes distorções na previsão da volatilidade intradiária. A filtragem da sazonalidade promove uma forte melhora nos resultados, comprovando ser indispensável sua aplicação ao uso de modelos tradicionais de volatilidade. Ambos os modelos passaram no teste de Kupiec com 5% de significância, para os níveis de 1% e 2,5% na cauda esquerda e 1%, 2,5% e 5% na cauda direita, com rejeição da hipótese nula apenas para o nível de 5% da cauda esquerda. O procedimento de filtragem buscando levar em conta o dia da semana em que os retornos ocorrem não contribui significativamente para melhorar os resultados, em relação à simples filtragem considerando apenas os intervalos ao longo do dia em que os retornos são observados. O alisamento das estimativas dos padrões sazonais com o uso de *splines* cúbicas traz melhorias marginais às estimativas do VaR intradiário.

O uso de dados intradiários para a obtenção de previsões da volatilidade diária é factível e apresenta bons resultados. Ambos os métodos avaliados passam no teste de Kupiec em todos os níveis pré-especificados para o VaR, com leve superioridade para o método baseado em alisamento exponencial em relação ao método baseado no cálculo do desvio padrão da amostra com o uso de uma janela móvel de 30 dias.

Cabe ressaltar que os resultados obtidos deixam entrever que os benefícios do uso de dados de alta frequência no gerenciamento de risco em mercados financeiros podem ser

bem maiores. Métodos de filtragem de sazonalidade que considerem um padrão estocástico para a volatilidade, ou mesmo procedimentos determinísticos mais elaborados, bem como modelos de volatilidade que acomodem amplamente as características específicas dos dados, com destaque para os altos índices de curtose, podem levar a resultados significativamente melhores no âmbito intradiário. Da mesma forma, os métodos utilizados para estimar a volatilidade diária a partir de retornos intradiários são evidentemente simples. Possivelmente modelos mais sofisticados conseguirão extrair informação relevante das séries históricas de alta frequência que seja significativamente incremental àquela fornecida pelas séries diárias, de forma a justificar a maior dificuldade operacional que apresentam.

Referências

ANDERSEN, T. G. **Some Reflections on Analysis of High-Frequency Data.** Journal of Business & Economic Statistics, v. 18 – n. 2, 146-153, april 2000.

ANDERSEN, T. G., BOLLERSLEV, T. **Intraday Periodicity and Volatility Persistence in Financial Markets.** Journal of Empirical Finance, 4, 115-158, 1997.

_____ **Deutsche Mark-Dollar Volatility: Intraday Activity Patterns, Macroeconomic Announcements, and Longer Run Dependencies.** The Journal of Finance, v. 53, n. 1, 219-265, february 1998.

_____ **Answering the Skeptics: Yes, Standard Volatility Models Do Provide Accurate Forecasts.** International Economic Review, v.39, n.4, 885-905, november 1998.

_____ **Forecasting Financial Market Volatility: Sample Frequency vis-à-vis Forecast Horizon.** Journal of Empirical Finance, v. 6, 457-477, 1999.

BELTRATTI, A., MORANA, C. **Computing Value at Risk With High Frequency Data.** Journal of Empirical Finance 6, 431-455,1999.

GIOT, P., **Time Transformations, Intraday Data and Volatility Models.** Journal of Computational Finance, v. 4, n. 2, 31-62, winter 2000.

_____ **Intraday Value-at-Risk.** Department of Quantitative Economics, Maastricht University (Holland) and Center for Operations Research and Econometrics (CORE), UCL (Belgium) – june/2000. Disponível na INTERNET via <http://www.gloriamundi.org/var/wps.html>.

GIOT, P., LAURENT S., **Modelling Daily Value-at-Risk Using Realized Volatility and Arch Type Models.** Department of Quantitative Economics, Maastricht University (Holland) and Center for Operations Research and Econometrics (CORE), UCL (Belgium) – april/2001. Disponível na INTERNET via <http://www.gloriamundi.org/var/wps.html>.

_____ **Value-at-Risk for Long and Short Trading Positions.** Department of Quantitative Economics, Maastricht University (Holland) and Center for Operations Research and Econometrics (CORE), UCL (Belgium) – march/2001. Disponível na INTERNET via <http://www.gloriamundi.org/var/wps.html>.

GOODHART, C. A. E., O'HARA, M. **High Frequency Data in Financial Markets: Issues and Applications.** Journal of Empirical Finance 4, 73-114, 1997.

JORION, P. **Value at Risk: A Nova Fonte de Referência para o Controle de Risco de Mercado.** Bolsa de Mercadorias e Futuros – São Paulo, 1998.

KUPIEC, P. **Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models.** Journal of Derivatives, 2, 73-84, 1995.

MOREIRA, J.M.S. **O Uso de Dados de Alta Frequência na Estimação de Volatilidade e Valor em Risco para o Ibovespa.** Orientador: Eduardo Facó Lemgruber. Rio de Janeiro: UFRJ/COPPEAD, 2002. 95 p. Dissertação de Mestrado.

PARKINSON, M., **The Extreme Value Method for Estimating the Variance of the Rate of Return.** Journal of Business, v.53, n.1, 61-65, 1980.

RISKMETRICS Group, **RiskMetrics - Technical Document.** New York - J. P. Morgan, 1996.

TAYLOR, S. J., XU, X. **The Incremental Volatility Information in One Million Foreign Exchange Quotations.** Journal of Empirical Finance, 4, 317-340, 1997.

Banco Central do Brasil

Trabalhos para Discussão

Os Trabalhos para Discussão podem ser acessados na internet, no formato PDF, no endereço: <http://www.bc.gov.br>

Working Paper Series

Working Papers in PDF format can be downloaded from: <http://www.bc.gov.br>

- | | | |
|-----------|---|-----------|
| 1 | Implementing Inflation Targeting in Brazil
<i>Joel Bogdanski, Alexandre Antonio Tombini and Sérgio Ribeiro da Costa Werlang</i> | July/2000 |
| 2 | Política Monetária e Supervisão do Sistema Financeiro Nacional no Banco Central do Brasil
<i>Eduardo Lundberg</i> | Jul/2000 |
| | Monetary Policy and Banking Supervision Functions on the Central Bank
<i>Eduardo Lundberg</i> | July/2000 |
| 3 | Private Sector Participation: a Theoretical Justification of the Brazilian Position
<i>Sérgio Ribeiro da Costa Werlang</i> | July/2000 |
| 4 | An Information Theory Approach to the Aggregation of Log-Linear Models
<i>Pedro H. Albuquerque</i> | July/2000 |
| 5 | The Pass-Through from Depreciation to Inflation: a Panel Study
<i>Ilan Goldfajn and Sérgio Ribeiro da Costa Werlang</i> | July/2000 |
| 6 | Optimal Interest Rate Rules in Inflation Targeting Frameworks
<i>José Alvaro Rodrigues Neto, Fabio Araújo and Marta Baltar J. Moreira</i> | July/2000 |
| 7 | Leading Indicators of Inflation for Brazil
<i>Marcelle Chauvet</i> | Set/2000 |
| 8 | The Correlation Matrix of the Brazilian Central Bank's Standard Model for Interest Rate Market Risk
<i>José Alvaro Rodrigues Neto</i> | Set/2000 |
| 9 | Estimating Exchange Market Pressure and Intervention Activity
<i>Emanuel-Werner Kohlscheen</i> | Nov/2000 |
| 10 | Análise do Financiamento Externo a uma Pequena Economia
Aplicação da Teoria do Prêmio Monetário ao Caso Brasileiro: 1991–1998
<i>Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo e Renato Galvão Flôres Júnior</i> | Mar/2001 |
| 11 | A Note on the Efficient Estimation of Inflation in Brazil
<i>Michael F. Bryan and Stephen G. Cecchetti</i> | Mar/2001 |
| 12 | A Test of Competition in Brazilian Banking
<i>Márcio I. Nakane</i> | Mar/2001 |

- 13 **Modelos de Previsão de Insolvência Bancária no Brasil** Mar/2001
Marcio Magalhães Janot
- 14 **Evaluating Core Inflation Measures for Brazil** Mar/2001
Francisco Marcos Rodrigues Figueiredo
- 15 **Is It Worth Tracking Dollar/Real Implied Volatility?** Mar/2001
Sandro Canesso de Andrade and Benjamin Miranda Tabak
- 16 **Avaliação das Projeções do Modelo Estrutural do Banco Central do Brasil Para a Taxa de Variação do IPCA** Mar/2001
Sergio Afonso Lago Alves
- Evaluation of the Central Bank of Brazil Structural Model's Inflation Forecasts in an Inflation Targeting Framework** July/2001
Sergio Afonso Lago Alves
- 17 **Estimando o Produto Potencial Brasileiro: uma Abordagem de Função de Produção** Abr/2001
Tito Nícias Teixeira da Silva Filho
- Estimating Brazilian Potential Output: a Production Function Approach** Aug/2002
Tito Nícias Teixeira da Silva Filho
- 18 **A Simple Model for Inflation Targeting in Brazil** Apr/2001
Paulo Springer de Freitas and Marcelo Kfoury Muinhos
- 19 **Uncovered Interest Parity with Fundamentals: a Brazilian Exchange Rate Forecast Model** May/2001
Marcelo Kfoury Muinhos, Paulo Springer de Freitas and Fabio Araújo
- 20 **Credit Channel without the LM Curve** May/2001
Victorio Y. T. Chu and Márcio I. Nakane
- 21 **Os Impactos Econômicos da CPMF: Teoria e Evidência** Jun/2001
Pedro H. Albuquerque
- 22 **Decentralized Portfolio Management** June/2001
Paulo Coutinho and Benjamin Miranda Tabak
- 23 **Os Efeitos da CPMF sobre a Intermediação Financeira** Jul/2001
Sérgio Mikio Koyama e Márcio I. Nakane
- 24 **Inflation Targeting in Brazil: Shocks, Backward-Looking Prices, and IMF Conditionality** Aug/2001
Joel Bogdanski, Paulo Springer de Freitas, Ilan Goldfajn and Alexandre Antonio Tombini
- 25 **Inflation Targeting in Brazil: Reviewing Two Years of Monetary Policy 1999/00** Aug/2001
Pedro Fachada
- 26 **Inflation Targeting in an Open Financially Integrated Emerging Economy: the Case of Brazil** Aug/2001
Marcelo Kfoury Muinhos

- 27 **Complementaridade e Fungibilidade dos Fluxos de Capitais Internacionais** Set/2001
Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo e Renato Galvão Flôres Júnior
- 28 **Regras Monetárias e Dinâmica Macroeconômica no Brasil: uma Abordagem de Expectativas Racionais** Nov/2001
Marco Antonio Bonomo e Ricardo D. Brito
- 29 **Using a Money Demand Model to Evaluate Monetary Policies in Brazil** Nov/2001
Pedro H. Albuquerque and Solange Gouvêa
- 30 **Testing the Expectations Hypothesis in the Brazilian Term Structure of Interest Rates** Nov/2001
Benjamin Miranda Tabak and Sandro Canesso de Andrade
- 31 **Algumas Considerações sobre a Sazonalidade no IPCA** Nov/2001
Francisco Marcos R. Figueiredo e Roberta Blass Staub
- 32 **Crises Cambiais e Ataques Especulativos no Brasil** Nov/2001
Mauro Costa Miranda
- 33 **Monetary Policy and Inflation in Brazil (1975-2000): a VAR Estimation** Nov/2001
André Minella
- 34 **Constrained Discretion and Collective Action Problems: Reflections on the Resolution of International Financial Crises** Nov/2001
Arminio Fraga and Daniel Luiz Gleizer
- 35 **Uma Definição Operacional de Estabilidade de Preços** Dez/2001
Tito Nícias Teixeira da Silva Filho
- 36 **Can Emerging Markets Float? Should They Inflation Target?** Feb/2002
Barry Eichengreen
- 37 **Monetary Policy in Brazil: Remarks on the Inflation Targeting Regime, Public Debt Management and Open Market Operations** Mar/2002
Luiz Fernando Figueiredo, Pedro Fachada and Sérgio Goldenstein
- 38 **Volatilidade Implícita e Antecipação de Eventos de Stress: um Teste para o Mercado Brasileiro** Mar/2002
Frederico Pechir Gomes
- 39 **Opções sobre Dólar Comercial e Expectativas a Respeito do Comportamento da Taxa de Câmbio** Mar/2002
Paulo Castor de Castro
- 40 **Speculative Attacks on Debts, Dollarization and Optimum Currency Areas** Abr/2002
Aloisio Araujo and Márcia Leon
- 41 **Mudanças de Regime no Câmbio Brasileiro** Jun/2002
Carlos Hamilton V. Araújo e Getúlio B. da Silveira Filho
- 42 **Modelo Estrutural com Setor Externo: Endogenização do Prêmio de Risco e do Câmbio** Jun/2002
Marcelo Kfoury Muinhos, Sérgio Afonso Lago Alves e Gil Riella

- 43 **The Effects of the Brazilian ADRs Program on Domestic Market Efficiency** June/2002
Benjamin Miranda Tabak and Eduardo José Araújo Lima
- 44 **Estrutura Competitiva, Produtividade Industrial e Liberação Comercial no Brasil** Jun/2002
Pedro Cavalcanti Ferreira e Osmani Teixeira de Carvalho Guillén
- 45 **Optimal Monetary Policy, Gains from Commitment, and Inflation Persistence** Aug/2002
André Minella
- 46 **The Determinants of Bank Interest Spread in Brazil** Aug/2002
Tarsila Segalla Afanasieff, Priscilla Maria Villa Lhacer and Márcio I. Nakane
- 47 **Indicadores Derivados de Agregados Monetários** Sep/2002
Fernando de Aquino Fonseca Neto e José Albuquerque Júnior
- 48 **Should Government Smooth Exchange Rate Risk?** Sep/2002
Ilan Goldfajn and Marcos Antonio Silveira
- 49 **Desenvolvimento do Sistema Financeiro e Crescimento Econômico no Brasil: Evidências de Causalidade** Set/2002
Orlando Carneiro de Matos
- 50 **Macroeconomic Coordination and Inflation Targeting in a Two-Country Model** Sep/2002
Eui Jung Chang, Marcelo Kfoury Muinhos and Joaílio Rodolpho Teixeira
- 51 **Credit Channel with Sovereign Credit Risk: an Empirical Test** Sep/2002
Victorio Yi Tson Chu
- 52 **Generalized Hyperbolic Distributions and Brazilian Data** Sep/2002
José Fajardo and Aquiles Farias
- 53 **Inflation Targeting in Brazil: Lessons and Challenges** Nov/2002
André Minella, Paulo Springer de Freitas, Ilan Goldfajn and Marcelo Kfoury Muinhos
- 54 **Stock Returns and Volatility** Nov/2002
Benjamin Miranda Tabak and Solange Maria Guerra
- 55 **Componentes de Curto e Longo Prazo das Taxas de Juros no Brasil** Nov/2002
Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo e Osmani Teixeira de Carvalho de Guillén
- 56 **Causality and Cointegration in Stock Markets: the Case of Latin America** Dec/2002
Benjamin Miranda Tabak and Eduardo José Araújo Lima
- 57 **As Leis de Falência: uma Abordagem Econômica** Dez/2002
Aloisio Araujo
- 58 **The Random Walk Hypothesis and the Behavior of Foreign Capital Portfolio Flows: the Brazilian Stock Market Case** Dec/2002
Benjamin Miranda Tabak
- 59 **Os Preços Administrados e a Inflação no Brasil** Dez/2002
Francisco Marcos R. Figueiredo e Thaís Porto Ferreira

