

Estudo comparativo da capacidade preditiva dos diferentes métodos de estimação da volatilidade

Comparative study of the forecasting capability of the different methods for estimating volatility

Gisleia Benini Duarte Sandrini¹

Resumo

O presente trabalho objetivou comparar diferentes métodos de previsão de volatilidade e identificar aquele que possui uma melhor capacidade de previsão. Os métodos utilizados para a extração da volatilidade foram ARCH, GARCH, EGARCH, Riskmetrics e Desvio Padrão. Os valores estimados da volatilidade através dos diferentes métodos, foram usados para o cálculo do VaR (valor em risco). De posse dos valores do VaR, foi possível através do backtesting verificar o número de falhas do modelo ou quantas vezes a perda estimada pelo VaR foi superior ou inferior a perda real ocorrida (valor de fechamento das ações). A estimação da volatilidade através do método paramétrico EGARCH, produziu um VaR com melhor capacidade preditiva.

Palavras-chave: Valor em risco. Capacidade preditiva. Volatilidade

Abstract

The objective of this study was to compare different methods of forecasting volatility and identify the best one. The methods used were ARCH, GARCH, EGARCH, Riskmetrics and Standard Deviation. The values estimated by the different methods were used to calculate the VaR (value at risk). With the VaR results it was possible, by backtesting, to determine each model's number of failures or how many times the loss estimated by the VaR was above or below the actual loss (stock's closing value). The volatility estimate using the EGARCH parametric method produced a VaR with the best forecasting capability.

Keywords: Value at Risk. Forecasting Capability. Volatility

Introdução

Antes dos anos 70, as instituições financeiras eram reguladas ou cartelizadas, na maior parte dos países industrializados. Para proteger os mercados dos movimentos nas próprias taxas de juros, adotaram-se medidas como a imposição de tetos para as taxas sobre os depósitos. As empresas, que atuavam principalmente nos mercados domésticos, não se preocupavam com taxas de câmbio e com crises em outros mercados. Com o aumento de volatilidade a partir de 1970, quando os governos passaram a adotar o sistema de câmbio flutuante, surgiram novos instrumentos para que fosse possível mensurar o risco. (SILVA, 2002)

Uma categoria de risco financeiro, classificada como risco de mercado, está associada às oscilações de preços de ativos ou volatilidade. A volatilidade está relacionada às oscilações de preço dos ativos. A estimação de uma alta volatilidade é a estimação de alta variação nos retornos, ou seja, o alto potencial de movimento dos preços. A volatilidade representa o risco de desvalorização de um ativo. Quanto mais volátil é um ativo mais arriscado ele é.

Uma das formas de mensurar o risco de mercado é o cálculo do *Value at Risk* ou simplesmente VaR. De acordo com Jorion (2003), o VaR atende a objetivos tais, como o fornecimento de informações dos riscos de uma operação podendo, inclusive, ser usado para delimitar as operações financeiras, ajudando as empresas decidirem quanto e aonde alocar o capital

¹ Universidade Federal de Pernambuco - gisleiasandrini@hotmail.com

disponível; e é usado, também, para relacionar desempenho ao risco.

Para o cálculo do VaR, é necessário estimar uma medida de volatilidade dos ativos. Portanto o objetivo do presente estudo é comparar diferentes abordagens de cálculo de risco de mercado ou volatilidade e identificar, entre essas abordagens, aquela que apresenta a maior capacidade de previsão ou que seja mais eficiente.

Este trabalho compara cinco abordagens paramétricas de cálculo de risco de mercado (desvio padrão, ARCH, GARCH, RiskMétrics e EGARCH). Após estimada a volatilidade e calculado o valor em risco - VaR, as diferentes abordagens são comparadas por meio de um procedimento denominado *backtesting*, o qual é recomendado pelo comitê de Basileia. Para isso, foi utilizada uma carteira composta por ativos da Petrobrás ON, com dados diários de janeiro de 1999 a dezembro de 2003.

1 Revisão da literatura

1.1 Definição de valor em risco (value-at-risk)-var

Define-se genericamente o VaR de uma carteira de valor π_t , no período t, como :

$\Pr \left\{ \sqrt{\pi_t} \leq VaR_t \right\} = \alpha\%$, onde $\Delta \pi_t$ é a variação no valor da carteira de preço π_t e $\alpha\%$ é o nível de significância. (JORION, 2003)

O VaR é a perda máxima esperada da carteira, a um nível de significância de $\alpha\%$ (ou nível de confiança de $1 - \alpha\%$), dentro de um horizonte de tempo determinado. É importante observar que se trata de uma medida monetária, dado que a variável aleatória, nesse caso, é a variação de preço da carteira. Por exemplo, um VaR diário de R\$100.000, com um nível de significância de 5%, equivale a dizer que uma perda maior ou igual a R\$100.000 deve ser, registrada a cada 20 dias, ou ainda, que de cada 100 dias, apenas cinco deles devem ter perdas superiores a R\$ 100 mil.

Pode-se definir os retornos da carteira π_t como $r_t = \frac{\pi_t - \pi_{t-1}}{\pi_{t-1}}$, trabalhar-se com o VaR em termo da distribuição dos retornos da carteira, isto é:

$$\left\{ \left(\frac{\sqrt{\pi_t}}{\pi_{t-1}} \right) \pi_{t-1} \leq VaR_t \right\} = \alpha\% \rightarrow \Pr \left\{ r_t \leq VaR_t \pi_{t-1}^{-1} \right\} = \alpha\%$$

A proposta da abordagem do valor em risco é quantificar o risco de mercado. A vantagem dessa metodologia é que a mesma sumariza, em um único número, a perda máxima esperada durante um período de tempo, dado um intervalo de confiança. Esse período, também chamado de “holding period” é considerado o tempo necessário para a liquidação do portfólio.

A escolha do “holding period” e do intervalo de confiança dependerá do objetivo do cálculo do valor em risco. Se o objetivo é determinar o capital mínimo exigido, quanto maior for aversão ao risco, maior o intervalo de confiança utilizado. Se pretende-se comparar os riscos em diferentes mercados, a escolha do intervalo de confiança é bastante importante. (SILVA, 2002)

A escolha do nível de confiança é bastante subjetiva, vários usuários diferem entre si na adoção de um nível de confiança. O comitê da Basileia recomenda um nível de confiança de 99%.

Segundo Silva (2002), o grande objetivo do VaR não é descrever os piores resultados possíveis, mas fornecer uma estimativa de um domínio das possíveis perdas. Haveria uma maior transparência e estabilidade nas relações financeiras, pois permitiria ao investidor possuir informações sobre o risco a que se submeterá ao realizar algum investimento financeiro.

Para o cálculo do VaR, o que em geral se faz, é estimar um modelo adequado para se prever a volatilidade condicional. E a partir daí, construir-se o intervalo de confiança, com base na distribuição condicional dos retornos.

O parâmetro-chave que precisa ser estimado para se chegar ao VaR é a volatilidade de preços dos ativos de mercado. O método utilizado para a estimação da volatilidade afetará, significativamente, os resultados de cálculo do VaR. (ENGLE, 2003)

1.2 Métodos de Extração de Volatilidade para o cálculo do VaR

Para estimar a volatilidade de uma série financeira existem os métodos paramétricos e os não paramétricos. Optou-se, neste estudo, por utilizar os modelos paramétricos de extração de volatilidade, dada a grande importância atribuída a essa abordagem na literatura sobre o tema.

A apresentação dos métodos ou modelos de extração de volatilidade será iniciada com o modelo desvio padrão. Nesse

caso, a volatilidade é calculada como o desvio padrão do logaritmo neperiano da taxa diária de retorno (r_t) dos preços dos ativos. (BESSADA, 1998)

$$\sigma^2 = \frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (r_i - \bar{r})^2$$

As equações abaixo mostram as relações utilizadas para calcular os retornos e preços dos ativos:

$r_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$, onde P_t é o preço e r_t é o retorno do ativo no tempo t. em bases logarítmicas tem-se:

$$p_t = \ln(P_t) \quad R_t = \ln(1 + r_t) = (p_t - p_{t-1})$$

Segundo Pereira (2000), o cálculo do desvio padrão histórico é simples, basta que para isso, tenha-se uma amostra histórica de cotações dos retornos dos ativos. A idéia é utilizar a própria distribuição empírica dos retornos passados ou carteira de ativos, para que a mesma reproduza a verdadeira distribuição.

O método é robusto a distribuições de cauda pesadas, mas baseia-se em uma única realização do processo gerador dos dados (uma única trajetória de preços é observada na prática). Necessita-se, então, da hipótese de que os retornos são independentes e identicamente distribuídos, exigindo-se, portanto, que a distribuição permaneça estável ao longo do tempo. É uma alternativa à não normalidade do retorno de uma determinada série financeira.

Uma das desvantagens de se trabalhar com este modelo é o seu método de ponderação, o qual atribui pesos iguais às observações, e termina por não captar uma característica empiricamente muito observada nas séries dos retornos dos ativos, que é a concentração da volatilidade. (SILVA, 2000)

1.2.1 Família ARCH

Além do modelo desvio padrão de estimação de volatilidade, já apresentado, pretende-se também testar alguns modelos paramétricos da família ARCH, para extrair a volatilidade de uma série financeira, para que, com isso, seja possível identificar aqueles que são mais eficientes na previsão das possíveis perdas.

Engle (1982) desenvolveu o modelo ARCH (*autoregressive conditional Heteroskedacity*), para prever a volatilidade. Existem algumas situações em que a variância do termo do erro não é uma função de uma variável explicativa, mas varia ao longo do tempo, de forma que essa depende da magnitude dos erros no passado. Nessas situações, muitas vezes há evidência de uma aglomeração de erros grandes e pequenos. Ao se modelar séries financeiras, por exemplo, é possível que se encontrem períodos de grande volatilidade (erros elevados) e períodos de baixa volatilidade. Portanto, há um tipo de heterocedasticidade, presente nestas situações, que faz com que a variância do erro da regressão se torne dependente da volatilidade dos erros do passado. (PINDYCK e RUBINFELD, 2004)

O processo ARCH (heterocedasticidade incondicional autoregressiva) funciona da seguinte forma:

Tem-se a equação de regressão:

(1) $Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + \beta_3 X_{3t} + \varepsilon_t$, que relaciona a variável dependente às variáveis independentes. Em seguida, tem-se a segunda equação, a qual relaciona a variância do termo do erro à magnitude da volatilidade observada nos períodos recentes.

$$(2) h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2$$

A equação acima exposta diz que a variância de ε_t que está representada por h_t , possui dois componentes: a constante e as inovações do último período com respeito a volatilidade, a qual é modelada com o resíduo quadrado do último período (o termo ARCH). Neste modelo ε_t é heterocedástico, o que, segundo Souza (1999), facilita a obtenção de estimativas mais consistentes dos parâmetros β_1 , β_2 e β_n . A estimação da equação 2 geralmente é realizada por máxima verossimilhança.

Como a variância de ε_t na equação 2, depende apenas da volatilidade do último período tem-se o caso do modelo ARCH (1). De modo mais geral, a variância poderia depender de qualquer número de volatilidade defasada. O modelo ARCH (p) pode ser escrito da seguinte forma:

$$(3) h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2$$

O ARCH é uma das modelagens de volatilidade condicional que contorna vários problemas, como a concentração de volatilidade, apontada na abordagem de simulação histórica. A modelagem da volatilidade condicional dá um maior peso às observações mais recentes. Contudo, necessita de hipóteses sobre a distribuição condicional dos retornos, em geral assumida como normal. Esse tipo de modelagem não é capaz de prever choques, mas apresenta um bom desempenho ao se adaptar aos choques ou ocorrência de grandes perdas, após alguns períodos, evitando erros sistemáticos na estimativa do valor em risco. (SOUZA, 1999)

Uma generalização do modelo ARCH feita por Bollerslev (1986), é o modelo GARCH, onde a variância condicional depende não somente dos quadrados das inovações mas também das variâncias condicionais anteriores. Definindo ainda h_t como a variância condicional e utilizando as informações até t-1, o processo GARCH (1,1) é dado por :

$$(4) h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_1 h_{t-1}, \text{ onde } (\alpha_1 + \gamma_1) \text{ é o coeficiente de persistência.}$$

No caso do modelo GARCH, a variância do termo de erro tem três componentes: uma constante, a volatilidade do último período (o termo ARCH) e a variância do último período (o termo GARCH). Pode-se ter qualquer número de termo ARCH e GARCH. A equação GARCH (p,q) é representada por:

$$(5) h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \gamma_1 h_{t-1} + \dots + \gamma_q h_{t-q}$$

Onde ε_t é o termo aleatório no tempo t, enquanto h_t é a variância condicional. O processo GARCH permite a inclusão de componentes autoregressivos e de média móvel na variância heterocedástica. O ponto-chave dos modelos GARCH é que a variância condicional dos distúrbios da seqüência de y_t constitui um processo ARMA (Ender, 1995).

O mesmo autor sugere ainda que a estimativa do modelo de regressão GARCH seja realizada mediante a máxima verossimilhança, sendo que a função a ser maximizada é a seguinte:

$$(6) L_t(\theta) = T^{-1} \sum_{t=1}^T l_t(\theta)$$

Pelo fato de a estimação dos parâmetros do modelo ser feita através da maximização de uma função de verossimilhança, muitos autores trabalham com a hipótese de normalidade das inovações.

Uma variação do modelo GARCH é o modelo EGARCH. Este surgiu dado os esforços de alguns autores em resolver uma das críticas dispensada ao GARCH. A principal crítica é que essa última abordagem não captava o efeito assimétrico das inovações sobre a volatilidade (também conhecido como “leverage effect”), ou seja, nas séries financeiras, o efeito sobre a volatilidade é maior nos períodos de queda das ações do que no de baixa. Logo, o EGARCH tenta captar o efeito assimétrico das inovações sobre a volatilidade das séries financeiras. (SILVA,2002)

A especificação da variância condicional do modelo EGARCH é dada por

$$(7) \log(h_t) = w + \beta \log(h_{t-1}) + \alpha \left(\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}},$$

Do Modelo GARCH, além do EGARCH, existem vários outros modelos que são derivados do primeiro. Entre essas abordagens destaca-se o riskMétrics (PJ MORGAN,1994). Esse modelo, assim como o GARCH, busca captar a concentração de volatilidade, de uma série de ativos.

1.3 O Modelo RiskMétrics

O modelo RiskMétrics baseia-se no fato de as variâncias dos retornos serem heterocedásticas e autocorrelacionadas. Além disso, as covariâncias são também autocorrelacionadas, e considera-se ainda que os retornos são normalmente distribuídos.

Uma forma de capturar as dinâmicas de volatilidade é usando a média móvel exponencial das observações históricas dos retornos, onde as últimas observações recebem os maiores pesos para a estimativa da volatilidade (Exponencial Weighted Moving Average- EWMA). Essa aproximação tem duas vantagens sobre o modelo de pesos igualmente distribuídos ao longo da série, como no modelo de desvio padrão, já apresentado. O primeiro é que a volatilidade reage mais rápido a choques no mercado e o segundo é que, após um choque de preços, a volatilidade declina exponencialmente, na medida em que o peso dessas observações é reduzido com o tempo. (JORION, 2003)

$$(9) \sigma = \sqrt{(1-\lambda) \sum \lambda^{t-1} (r_t - r)^2}, \quad 0 < \lambda < 1$$

O parâmetro λ , é o fator de decaimento e determina os pesos relativos aplicados às observações dos retornos (r_t) e a efetiva quantidade de dados usada na estimativa da volatilidade. Desta forma, quanto menos é λ , maior é o peso dos dados mais recentes. A maior parte dos trabalhos sugere que se trabalhe com λ de 0,94 ou 0,97. (SOUZA, 1999)

O estimador com ponderação exponencial (riskMétrics) pode ser representado de forma recursiva, assumindo que uma série infinita de dados está disponível e que a média dos retornos é zero:

$$(10) \sigma_{1,t+1/t} = \sqrt{\lambda \sigma_{1,t/t-1}^2 + (1-\lambda)r_{1,t}^2}$$

Segundo Silva (2002), o parâmetro $t+1/t$, presente na equação 10, indica que, a partir das informações disponíveis até o tempo t , o fato de que a estimativa da variância do período depende da variância do período anterior está de acordo com a afirmação de que existe autocorrelação nos quadrados dos retornos. O modelo EWMA pode ser usado, também, para as previsões de covariâncias e correlações e, principalmente, para as previsões de volatilidade:

$$(11) \sigma_{12}^2 = (1-\lambda) \sum_{j=1}^T \lambda^{j-1} (r_{1t} - \bar{r}_1)(r_{2t} - \bar{r}_2)$$

A forma recursiva para a expressão acima é dada por:

$$(12) \sigma_{12,t+1/t}^2 = \lambda \sigma_{12,t/t-1}^2 + (1-\lambda)r_{1t}.r_{2t}$$

Após essa breve revisão a respeito dos estimadores de volatilidade existentes, busca-se agora apresentar alguns trabalhos que possuem uma problemática semelhante ao deste estudo. No próximo item, serão demonstrados alguns resultados dos trabalhos que compararam abordagens de cálculo do risco de mercado a partir do VaR. Entre essas abordagens, estão desvio-padrão, RiskMétrics, GARCH, ARCH e EGARCH.

1.4 Avaliação dos modelos

O trabalho de Almeida e Ghirardi (2004) compara três abordagens de risco de mercado por meio do VaR: Riskmétrics, Desvio Padrão e GARCH. Esse estudo utilizou como base empírica uma carteira composta de três ativos PETROBÁS PN, TELESP PN e CDI. Os principais resultados indicam que o modelo de desvio padrão apresentou um desempenho insatisfatório, quando comparado aos métodos RiskMétrics e GARCH. Porém, entre esses dois últimos modelos, os resultados foram inconclusivos, pois, para um determinado período de tempo, o RiskMétrics demonstrou-se superior ao GARCH, apresentando um número menor de falhas na previsão do risco. E entretanto, em um outro período de tempo avaliado, a situação se inverte.

O estudo De Issler (1999) faz uma análise empírica da variância do retorno condicional, utilizando, para isso, modelos da família ARCH. Posteriormente, esses modelos são comparados relativamente à capacidade preditiva que os mesmos possuem e à estatística de aderência. Os resultados deste estudo demonstram, com relação à previsão, que o melhor modelo foi o EGARCH (1,1). Entretanto, o GARCH também manteve-se bem próximo. Com respeito à aderência estatística, o melhor modelo foi o GARCH.

Outro trabalho que também possui uma problemática semelhante à dos estudos acima apresentados é o de Fonseca (2005). Esse autor compara, no que tange à estimação do valor em risco, o método de extração de volatilidade pregado pelo Riskmetrics e o desvio padrão. O resultado de desvio padrão produziu um maior número de falhas (as falhas foram calculadas por uma função objetivo e também por backtesting), quando comparado ao modelo Riskmetrics. O modelo de desvio padrão não é adequado, não apresenta boa capacidade de previsão, quando utilizado para estimar a volatilidade em grandes amostras. (FONSECA, 2005)

2 Procedimentos metodológicos

Após completada a revisão de literatura sobre o tema do presente estudo, realizou-se o exercício empírico. Para a realização do trabalho empírico, utilizou-se uma amostra de 1247 observações, constituída pelos valores das cotações diárias das ações da empresa Petrobrás ON, para o período de janeiro de 1999 a dezembro de 2003.

O passo seguinte consistiu em estimar a volatilidade do retorno da série financeira, por meio dos métodos paramétricos: desvio padrão, ARCH, GARCH, EGARCH e RiskMétrics.

A estimação da volatilidade é necessária para o cálculo do VaR (Valor em Risco), conforme está explicitado na equação abaixo:

$$VaR = W_0 \sigma \alpha \sqrt{\Delta t}$$

Onde,

W_0 = valor aplicado

α = Fator de segurança, obtido na tabela de distribuição normal

σ = Volatilidade

Δt = tempo de aplicação

Para o cálculo do VaR de uma carteira com mais de um ativo (SOUZA,1999):

$$VaR = \sqrt{VaR_1^2 + VaR_2^2 + \dots + VaR_n^2 + 2\phi_{1n}.VaR_1.VaR_n}$$

Onde ϕ_{in} é o coeficiente de correlação entre os ativos i e n.

Após o cálculo do VaR, realizou-se a comparação diária dos resultados obtidos pela carteira da instituição (valor real de fechamento das ações) com a medida de risco VaR, estimada a partir das diversas abordagens de previsão de volatilidade.

A estimativa de perda, feita pelo VaR, deve ser superior ao eventual prejuízo que venha ocorrer no dia em análise, caso contrário, o modelo estará prevendo uma perda inferior àquela ocorrida, o que ocasiona problemas para a instituição. (KUP IEC,1995)

O comitê da Basileia sugere que as instituições financeiras sejam obrigadas a manter uma determinada quantidade de capital mínimo, para cobrir seus riscos de investimentos financeiros. Dessa forma, o resultado da avaliação do modelo de gerenciamento de risco de mercado (VaR) é utilizado no cálculo do requisito mínimo de capital da instituição. O comitê da Basileia recomenda que, quanto pior a capacidade preditiva do modelo de gerenciamento do risco de mercado, ou quanto mais vezes o risco calculado apresentar-se menor que a perda real, maior o capital mínimo que a empresa ou instituição deverá manter, em caixa, para fazer frente aos riscos. (ALMEIDA E GHIRARD,1999)

Na tabela 1, tem-se uma demonstração do *backtesting* para uma amostra com 250 observações. Se o número de erros gerado com a previsão da volatilidade, para o cálculo do VaR, exceder o valor real das cotações das ações em mais de 4%, o modelo encontra-se na área vermelha. A este extremo, a autoridade monetária pode desaconselhar o uso do modelo de estimação do risco de mercado ou da volatilidade.

Tabela 1- Avaliação do modelo de gerenciamento do risco (VaR) de acordo com backtesting

zona	número de erro na estimação (valor calculado não coincide com o observado)	número de erro em percentual
Verde	0 a 4	0 a 1,6%
Amarela	5 a 10	até 4%
Vermelha	Acima de 10	acima de 4%

Fonte: A adaptado de kupiec (1995).

Esses são os procedimentos metodológicos que serão adotados para a realização da parte empírica deste trabalho, a qual será detalhada no próximo item.

3 Resultados

3.1 Estimação das Volatilidades

Antes de estimar a volatilidade, estudou-se o comportamento dos retornos da série financeira da amostra do presente

estudo. Verifica-se na figura 1, que a série não apresenta uma distribuição normal, apresentando um excesso de curtose. Isso é condizente com as características empíricas das séries financeiras, observadas em diversos estudos (FONSECA, 2005). A hipótese de normalidade foi adotada, neste trabalho, apenas para a simplificação do cálculo do VaR.

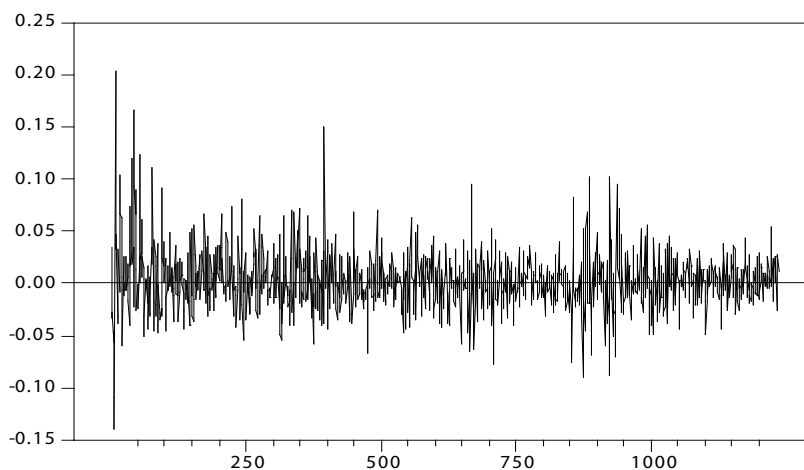


Figura 1- Distribuição dos retornos da série financeira da empresa PETROBRÁS.

Fonte: dados retorno ações Petrobrás

Realizou-se também o teste Dickey- Fuller, para compreender melhor o comportamento da série financeira e identificar se a mesma possui ou não estacionariedade. O resultado deste teste, como se pode observar no Quadro 1, demonstra que a série de retornos não possui raiz unitária. Portanto, os retornos são estacionários no tempo, o que permite que a série seja representada em intervalos de tempos passados e futuros por meio de modelos algébricos simples.

Dickey-Fuller Unit Root Test, Series RETOR

Regression Run From 3 to 1236

Observations 1235

With intercept and trend with 1 lags

T-test statistic -24.10822

Critical values: 1%=-3.971 5%=-3.416 10%=-3.130

URAUTO Procedure by Paco Goerlich

TESTING SERIES: RETOR SAMPLE 1 TO 1236

AUTOREGRESSIVE CORRECTIONS: 4 LAGS

WORKING AT 5.0 % SIGNIFICANCE LEVEL

ALL TESTS OF UNIT ROOT ARE ONE-SIDED

REGRESSIONS WITH CONSTANT,TREND

lag > 0 true, lags = 4

t(rho-1)/tao = -15.57992 with critical value -3.41000

Unit root rejected with t(rho-1)/tao

CONCLUSION: Series has no unit root

Quadro 1- Teste Dickey- Fuller para identificação de raiz unitária

Fonte: dados da pesquisa

Após identificar o comportamento da série, ao longo do tempo, iniciou-se o processo de estimação da volatilidade. Entre as abordagens paramétricas de mensuração da volatilidade, a primeira a ser calculada foi o desvio padrão. Esse cálculo foi realizado por meio do Excel, utilizando-se a equação do desvio padrão já apresentada na seção 2. O cálculo de desvio padrão apresenta algumas deficiências, por exemplo, a ponderação uniforme para todas as observações CARMONA,

(2004). Para superar essa limitação e permitir maior adaptabilidade às informações, utilizou-se, para o cálculo do desvio padrão, um número fixo de observações, ao invés de se usar a amostra toda.

Após o cálculo do desvio padrão, calculou-se, também por meio do Microsoft Excel, o RiskMétric, de acordo com a equação 10 da seção 2. Já estavam disponíveis, retorno no tempo t (R_t) e retorno no dia anterior (R_{t-1}), que são parâmetros necessários para a estimação da volatilidade a partir da abordagem RiskMétrics. Como fator de decaimento para o alisamento exponencial, utilizou-se $\lambda = 0,94$, conforme recomendado pela literatura.

O risco de mercado ou volatilidade mediante as abordagens ARCH, GARCH e EGARCH, foi estimada com o auxílio do EViews 5.0. A variável explicada, neste caso foi o retorno do dia e a explicativa o retorno do dia anterior; rodou-se a regressão e obtiveram-se os resultados para a abordagem ARCH, expostos na tabela 2.

Na tabela 2, tem-se a constante e o coeficiente angular, que são parâmetros necessários para a estimativa da volatilidade por meio da abordagem ARCH. Na equação da variância do modelo ARCH, usou-se uma defasagem nos erros igual a uma ($p=1$).

Tabela 2- modelo ARCH

Dependent Variable: RETPETRON				
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution				
Date: 04/16/06 Time: 18:40				
Sample: 1 1237				
Included observations: 1237				
Convergence achieved after 12 iterations				
Variance backcast: ON				
ARCH = C(1) + C(2)*RESID(-1)^2				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Variance Equation				
C	0.000587	1.90E-05	30.80347	0.0000
RESID(-1)^2	0.221138	0.033497	6.601702	0.0000
R-squared	0.000236	Mean dependent var		0.001213
Adjusted R-squared	-0.003936	S.D. dependent var		0.022852
S.E. of regression	0.022897	Akaike info criterion		-4.876.016
Sum squared resid	0.628054	Schwarz criterion		-4.850.634
Log likelihood	2.982.863	F-statistic		6.956.139
Durbin-Watson stat	2.031.457	Prob(F-statistic)		0.008539

Fonte: Eviews

Na tabela 3, estão expostos os coeficientes dos modelos ARCH, GARCH e EGARCH. Também apresentam-se as estatísticas t associadas a esses coeficientes. Percebe-se que a maior parte destes coeficientes é significativo, a um nível de significância de 5% e considerando grau de liberdade igual a ∞ (número de observações igual a 1237).

Equação da variância		
	Coefficientes	Teste T
ARCH	$\alpha_0 = 0,000533$	27,99
	$\alpha_1 = 0,22$	9,71
GARCH	$\alpha_0 = 3,54$	4,9
	$\alpha_1 = 0,11$	7,91
	$\gamma = 0,83$	40,84
EGARCH	$w = 0,65$	5,78
	$\beta = 0,25$	9,13
	$\alpha = -0,1$	5,84
	$\gamma = 0,93$	70,39

Tabela 3- coeficientes angulares e inclinação dos modelos ARCH, GARCH e EGARCH

Fonte: dados da pesquisa

A equação resultante do modelo ARCH é $ht = 0,000587 + 0,221138 \cdot \varepsilon_{t-1}^2$. Com esta equação, pode-se encontrar a previsão da volatilidade das séries de ações, a partir do modelo ARCH. Com relação ao modelo GARCH, a equação obtida é $h_t = 3,54 + 0,11 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,83 h_{t-1}$, da mesma forma o h_t é a estimativa da volatilidade ou risco de mercado com essa segunda abordagem. Para o modelo EGARCH, a equação obtida foi

$$\log(h_t) = 0,65 + 0,25 \log(h_{t-1}) - 0,10 \left(\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) + 0,93 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}}$$
, portanto, foi possível obter a estimativa de volatilidade também por meio deste modelo.

Desta forma, pode-se calcular a volatilidade da série de retorno financeiro com as cinco abordagens; desvio padrão, RiskMétrics, ARCH, GARCH e EGARCH. Agora, o próximo passo é utilizar essas volatilidades para o cálculo do VaR (valor em risco) e, em seguida, proceder o backtesting, o qual possibilita identificar o método de estimação de volatilidade que é mais eficiente.

3.2 Cálculo do VaR

De posse dos valores obtidos com a estimativa da volatilidade dos retornos por meio das cinco abordagens, o próximo passo foi calcular o VaR (valor em risco). A partir destes resultados foi possível, então, comparar as abordagens ARCH, GARCH, desvio padrão, RiskMétric e EGARCH, e identificar aquela que possui a maior capacidade preditiva.

Para identificar qual o método de estimação de volatilidade que apresentou melhor desempenho, quantificou-se o número de falhas para o VaR calculado com as diferentes abordagens de volatilidade. Como já mencionado anteriormente aquele modelo que produz um menor número de falhas no VaR, é o mais adequado para estimar risco de mercado.

Para calcular o número de falhas do VaR, utilizou-se o backtesting, realizado mediante a comparação diária dos resultados obtidos pelas ações da empresa escolhida para a amostra (ganhos e perda) com as medidas do VaR encontradas, o que forneceu o número de falhas do VaR, ou seja, o número de vezes em que o valor previsto pelo VaR foi inferior à perda que efetivamente ocorreu.

Utilizou-se neste trabalho, o número de falhas do VaR como uma medida da eficiência dos métodos de estimação da volatilidade empregados, uma vez que no, cálculo do VaR, apenas a estimativa da volatilidade muda de acordo com cada método empregado, permanecendo todos os outros parâmetros constantes. Desta forma, uma falha no VaR pode ser atribuída ao modelo utilizado para o cálculo da volatilidade.

O Quadro 1 traz o número de falhas do VaR para os cinco métodos de estimação da volatilidade dos retornos. Percebe-se que o cálculo do VaR, utilizando a volatilidade estimada com o método EGARCH, apresentou um melhor desempenho no que tange à capacidade de previsão do mesmo.

Esse resultado está de acordo com o trabalho de Issler (1999). Como apresentado na revisão de literatura, este autor detectou, em seu estudo que o método EGARCH apresentou o melhor desempenho no que tange a capacidade preditiva.

Outro resultado importante, identificado no presente estudo, é o baixo desempenho do método desvio padrão para a previsão da volatilidade. De acordo com o Quadro 1, percebe-se que o VaR, quando calculado com o desvio padrão ultrapassa a quantidade limite de erros recomendada pelo comitê da Basileia (verificar Tabela 1, em procedimentos metodológicos).

Esse resultado é condizente com os estudos destacados na revisão de literatura, como o de Fonseca (2005), o qual indica que o desvio padrão não é um instrumento adequado para a estimação da volatilidade em grandes amostras. Corroborar também com o trabalho de Almeida e Ghirardi (2004), o qual compara os métodos desvio padrão, RiskMetrics e GARCH e conclui que o desempenho do desvio padrão é insatisfatório. Esse baixo desempenho pode ser explicado pela ponderação igual de todas as observações.

Método	Ano de avaliação- número de exceções em 250 observações					Total
	1999	2000	2001	2002	2003	
Desvio padrão	6	8	13	8	10	45
RisckMétrics	4	8	13	8	7	40
ARCH	5	5	12	8	6	36
GARCH	5	5	12	7	4	33
EGARCH	4	4	13	7	4	28
Melhor Desempenho	EWMA/EGH	EGH	GH/AH	GH/EGH	EGH/GH	EGH

Quadro 1- Avaliação dos métodos de gerenciamento do Risco, de acordo com Backtesting

Fonte: Dados da pesquisa

Ressalta-se, ainda, que os modelos ARCH e GARCH apresentaram um bom desempenho, pois apenas no ano de 2001 encontram-se na zona vermelha, conforme a Tabela 1. Porém percebe-se que, neste ano, todos os modelos não tiveram um bom desempenho com relação a previsão, dado as características atípicas da conjuntura do período.

Percebe-se que os resultados do VaR com a extração da volatilidade por meio do ARCH e GARCH são bastante semelhantes, com relação à previsão, o que também coincide com os resultados apresentados pelos trabalhos de Issler (1999) e Fonseca (2005).

Apesar do bom desempenho do ARCH e do GARCH, o modelo EGARCH demonstra-se mais eficiente com relação à acurácia, ao longo de toda a distribuição. Os melhores resultados obtidos com o EGARCH podem ser atribuídos à capacidade que essa abordagem possui de captar o efeito assimétrico das inovações das volatilidades dos retornos (leverage effect).

Conclusão

O presente trabalho objetivou comparar diferentes métodos de previsão de volatilidade e identificar aquele que possui uma melhor capacidade de previsão. Os métodos utilizados para a extração da volatilidade foram ARCH, GARCH, EGARCH, Riskmetrics e Desvio Padrão.

Os valores estimados da volatilidade por diferentes métodos, foram usados para o cálculo do VaR (valor em risco). De posse dos valores do VaR, foi possível, por meio do backtesting, verificar o número de falhas do modelo ou quantas vezes a perda estimada pelo VaR foi superior ou inferior à perda real ocorrida (valor de fechamento das ações).

Um resultado obtido com esse trabalho é que os valores do VaR estão diretamente relacionados à forma como a volatilidade é estimada. A utilização de diferentes métodos de estimação de volatilidade gera também diferentes valores de VaR.

A estimação da volatilidade, pelo método paramétrico EGARCH, produziu um VaR com melhor capacidade preditiva. A estimativa de perda feita pelo cálculo do VaR utilizando-se o parâmetro volatilidade extraído pelo EGARCH, na maior parte das observações demonstra-se superior ao eventual prejuízo incorrido pela empresa Petrobrás.

O resultados do ARCH e do GARCH foram bastante semelhantes, obtiveram um número de falhas que permitiu que esses se mantivessem, na maioria dos anos do presente estudo, dentro da zona verde ou amarela, conforme Tabela 1, o que indica um adequado desempenho desses estimadores de volatilidade.

Os resultados obtidos com Riskmetrics e Desvio Padrão apresentaram um maior número de falhas (números de vezes que a perda estimada pelo VaR foi inferior àquela efetivamente ocorrida), quando comparados aos modelos acima citados. Entretanto o desvio padrão apresentou o pior desempenho ou uma baixa capacidade de previsão. Esses resultados são condizentes com a revisão da literatura.

Os resultados empíricos deste trabalho demonstram que um modelo de estimação de volatilidade ineficiente gerará um VaR também ineficiente, com grande número de falhas, que não identificará os riscos em que as empresas ou instituições estão incorrendo em suas decisões financeiras.

Referências

- ALMEIDA, A. F.; GHIRARDI, A. Estudo comparativo de modelos de gerenciamento de risco de mercado com uma carteira composta por ativos típicos de um fundo de ações. In. ENCONTRO ANUAL DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, 23., 1999, Foz do Iguaçu. *Anais...* Foz do Iguaçu: ANPAD, 1999. p. 5-11.
- BENEGAS, L. A. G. *Estudo comparativo da capacidade preditiva de modelos de estimação de volatilidade*. 2001. 130 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Industrial)- Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2001.
- BOLLERSLEV, T. Generalized autorregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, Amsterdam, v. 31, n. 3, p. 307-327, Apr. 1986.
- CARMONA, C. U. M. Modelos de estimação da volatilidade. Recife, 2004. Notas de Aula da Disciplina Gerenciamento de Risco do programa de pós-graduação em Administração da UFPE. Recife, 2004. Mimeografado.
- ENDERS, W. *Modeling volatility*. In: ENDERS, W. *Applied econometric time series*. New York: Wiley, 1995. 433 p.
- ENGLE, R. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, Chicago, v. 55, n. 4, p. 987-1007, July 1982.
- ENGLE, R. Garch 101: the use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, Nashville, v. 15, n. 4, p. 157-168, Fall 2001.
- ENGLE, R. Statistical models for financial volatility: technical note. *Financial Analysts Journal*, new York, v. 49, n. 1, p. 72-77, Jan./Feb. 1993.
- GUJARATI, D. N. *Econometria básica*. 3. ed. São Paulo: Makron, 2000. 846 p.
- ISSLER, J. V. Análise empírica da variância dos retornos condicionais. *Revista Brasileira de Economia*, Rio de Janeiro, v. 58, n. 3, p. 5- 56, 1999.
- JORION, P. *A nova fonte de referência para o controle do risco financeiro: value at risk*. São Paulo: BM & F, 2003.
- KUPIEC.P. H. Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models. *Journal of Derivatives*, New York, v. 3, p. 73-84, Winter 1995.
- PINDYCK R. D.; RUBINFELD D. L. *Econometria modelos & previsões*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.
- SILVA, J. C. *Estimação do valor em risco usando informação intra-diária*. 2002. Dissertação (Mestrado em Economia)- Escola de Pós-Graduação em Economia, Fundação Getúlio Vargas, Rio de Janeiro, 2002.
- SOUZA, L. A. R. *Valor em risco em épocas de crise*. 1999.122 f. Dissertação (Mestrado em Economia)-Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1999.