

5 Experimentos de Valor em Risco

Esta seção avalia os cinco métodos de estimação das matrizes de covariância em um contexto de cálculo de medidas de Valor em Risco (VaR). Em especial, será mostrado que um arcabouço simples baseado em medidas de volatilidades e covariâncias realizadas e distribuições condicionais normais, apresenta excelente performance.

Seguindo Lopez e Walter (2001), a análise de VaR se dividirá em dois diferentes tipos de técnicas. A primeira possui foco nas diferentes propriedades estatísticas das estimativas de VaR provenientes de diferentes modelos para as matrizes de covariância. São realizados os seguintes testes: o teste binomial de cobertura incondicional e condicional correta e o teste de transformação normal (Berkowitz (2001)) que avalia a distribuição do retorno do portfólio como um todo. O segundo tipo de técnica de análise das medidas de VaR possui um enfoque no impacto econômico dessas estimativas: diferentes modelos de matrizes de covariância serão analisados de acordo com as exigências de capital a que dão origem.

5.1. Conceito de Valor em Risco

Modelos de VaR são utilizados para gerar estimações ou previsões das distribuições dos retornos dos portfólios e, mais especificamente, dos quantis destas distribuições. Para tornar a discussão mais precisa, seja $Var_t(\alpha)$ a estimativa de VaR ao nível de significância de $\alpha\%$ no dia t . Então, define-se $Var_t(\alpha)$ de forma que:

$$\Pr(r_{p,t} < VaR_t(\alpha)) = \alpha \quad (31)$$

onde: $r_{p,t}$ é o retorno do portfólio no dia t .

Apesar de existirem diferentes formas de se construir as medidas de VaR, a abordagem paramétrica seguida neste trabalho consistirá em se especificar a variância do portfólio $\sigma_{p,t}$ e a forma funcional das distribuições dos retornos padronizados $\varepsilon_{p,t}$ separadamente. Além disso, será assumida a normalidade padrão de $\varepsilon_{p,t}$. Tal abordagem é comumente utilizada na prática e, apesar de simples, apresentará bons resultados para as medidas de variância e covariância realizadas¹.

Diante de tal arcabouço, as medidas de VaR são então calculadas como:

$$\Pr(r_{p,t} < \text{VaR}_t(\alpha)) = \Pr(\sigma_{p,t}\varepsilon_{p,t} < \text{VaR}_t(\alpha)) = \Pr\left(\varepsilon_{p,t} < \frac{\text{VaR}_t(\alpha)}{\sigma_{p,t}}\right) = \Phi\left(\frac{\text{VaR}_t(\alpha)}{\sigma_{p,t}}\right) = \alpha \quad (32)$$

onde: Φ é a distribuição acumulada de $\varepsilon_{p,t}$, que por hipótese, é a distribuição acumulada de uma normal padrão. Usando a inversa de Φ encontra-se finalmente que:

$$\text{VaR}_t(\alpha) = \sigma_{p,t} \Phi^{-1}(\alpha) \quad (33)$$

Ou seja, as medidas de VaR podem ser calculadas diretamente através da estimação da variância do portfólio e do uso do quantil apropriado da distribuição normal padrão. Consideram-se nesta seção sete diferentes portfólios, compostos pelos cinco ativos da amostra (Bradesco, Embratel, Petrobrás, Telemar e Vale) da seguinte forma: cinco dos portfólios são compostos por cada um dos ativos individualmente, um portfólio possui pesos iguais em todos os ativos e no último portfólio os pesos de cada um dos ativos replicam sua importância relativa na composição do índice Ibovespa². Calcula-se então a variância de cada um dos sete portfólios, através das cinco metodologias de estimação das matrizes de covariância H_t (EWMA, OGARCH, OEGARCH, CCGARCH e medidas de volatilidade e covariâncias realizadas), discutidas na seção 2, da seguinte forma:

¹ Outras abordagens possíveis para o cálculo de medidas de VaR seriam, por exemplo, a teoria dos valores extremos (veja, por exemplo, McNeil e Frey (1998) e Embrechts (2000)) e a utilização de simulações de Monte Carlo (veja, por exemplo, Broadie e Glasserman (1998)).

² Neste último portfólio os pesos foram de 22% para Embratel, 14% para Bradesco, 24% para Petrobrás, 31% para Telemar e 9% para a Vale.

$$\sigma_{p,t} = wH_t w' \quad (34)$$

onde: w é um vetor 1×5 com os pesos de cada um dos ativos no portfólio. Assim, por exemplo, no caso de pesos iguais em todos os ativos, $w = [0.2, 0.2, 0.2, 0.2, 0.2]$.

Nas próximas subseções o impacto dos diferentes métodos de estimação de H_t em $\sigma_{p,t}$ e, conseqüentemente, nas medidas de Valor em Risco $\text{Var}_t(\alpha)$ são analisadas. Na próxima subseção será realizado o exercício dentro da amostra (01/10/2001 a 11/04/2003) e na subseção seguinte em um contexto fora da amostra.

5.2. Análise dentro da amostra

5.2.1. Testes de Cobertura Incondicional e Condicional

Na hipótese de que o modelo de VaR está correto, as exceções (ocasiões onde $r_{p,t} < \text{Var}_t(\alpha)$) podem ser modeladas como retiradas *independentes* de uma distribuição binomial cuja *probabilidade de ocorrência* é de $\alpha\%$. Ao se fazer a contagem do número de exceções ao longo de todo o período e se verificar se realmente a probabilidade de ocorrência é estatisticamente igual a α , verifica-se a cobertura incondicional do modelo. Ao se verificar se as exceções são de fato independentes, verifica-se a cobertura condicional do modelo.

Seja α^* o percentual de exceções do modelo de VaR na amostra. Então, o teste de cobertura incondicional para α^* igual a α será um usual teste de razão de verossimilhança cuja estatística de teste é dada por:

$$RV_{in} = 2[\log(\alpha^*(1-\alpha^*)^{T-\gamma}) - \log(\alpha^\gamma(1-\alpha)^{T-\gamma})] \quad (35)$$

onde: γ é o número de exceções do modelo de VaR na amostra, T é o tamanho da amostra (neste trabalho 379 dias) e RV_{in} é assintoticamente distribuída de acordo com uma χ_1^2 .

A Tabela 14 apresenta para modelos Var de 5%³, o percentual de exceções observado na amostra para cada um dos sete portfólios, usando cada um dos cinco métodos de estimação da matriz de covariância, enquanto a Tabela 15 apresenta os p-valores do teste de cobertura incondicional. Todos os métodos de estimação de matrizes de covariância possuem bom desempenho e, em especial, ao nível de significância de 1%, não se rejeita a hipótese nula de cobertura incondicional correta para nenhum dos cinco métodos de estimação em nenhum dos sete portfólios.

Percentual de Exceções Valor em Risco					
nível de significância de 5%					
	Vol.Realizada	OGARCH	OEGARCH	EWMA	CCGARCH
PETROBRÁS	0.0528	0.0554	0.0501	0.0501	0.0528
EMBRATEL	0.045	0.0397	0.045	0.058	0.045
BRADESCO	0.0476	0.0503	0.0582	0.0449	0.0476
TELEMAR	0.0608	0.0503	0.0529	0.0554	0.045
VALE	0.0529	0.0476	0.045	0.0449	0.0476
PORT.1	0.0661	0.0556	0.0503	0.0686	0.058
PORT.2	0.0712	0.0607	0.0554	0.066	0.0528

Tabela 1- A tabela apresenta o percentual observado do número de exceções dos retornos do portfólio para medidas de VaR 5%. Port.1 denota o portfólio formado com pesos iguais nos cinco ativos e port.2 o portfólio onde os pesos dos ativos replicam sua participação relativa no Ibovespa.

Teste de Cobertura Incondicional (5%)					
H0: modelo de VaR apresenta número de exceções igual a 5%					
	Vol.Realizada	OGARCH	OEGARCH	EWMA	CCGARCH
PETROBRÁS	0.8062	0.6346	0.9906	0.9906	0.8062
EMBRATEL	0.6402	0.3347	0.6402	0.4829	0.6402
BRADESCO	0.8214	0.9906	0.4829	0.6402	0.8214
TELEMAR	0.355	0.9906	0.8062	0.6346	0.6402
VALE	0.8062	0.8214	0.6402	0.6402	0.8214
PORT.1	0.1731	0.6346	0.9906	0.1149	0.4829
PORT.2	0.0737	0.355	0.6346	0.1731	0.8062

Tabela 2- A tabela apresenta os p-valores para o teste de cobertura incondicional de medidas de VaR 5%. Na hipótese nula o percentual do número de exceções observado na amostra é igual a 5%. Port.1 denota o portfólio formado com pesos iguais nos cinco ativos e port.2 o portfólio onde os pesos dos ativos replicam sua participação relativa no Ibovespa.

³ Esta subseção irá se concentrar no usual nível de significância de 5%. No entanto, ao analisar a distribuição como um todo, a próxima subseção, no limite, estará verificando todos os percentis (Ver Berkowitz (2001)).

Apesar do bom desempenho no tangente a cobertura *incondicional* das medidas de VaR, os diferentes modelos poderiam apresentar resultados significativamente diferentes com relação a cobertura *condicional*. Ou seja, apesar das exceções apresentarem percentual amostral estatisticamente igual a α , elas poderiam não ser independentes, o que estaria sugerindo a tendência do modelo de VaR a gerar seguidas exceções. Para avaliar esta questão, Christoffersen (1998) sugeriu um teste da hipótese nula de independência das exceções contra uma hipótese alternativa de dependência Markoviana de 1ª ordem.

Denotando de 1 o estado onde ocorre uma exceção ($r_{p,t} < \text{VaR}_t(\alpha)$) e 0 o estado onde não ocorre, a estatística de razão de verossimilhança do teste de cobertura condicional é então dada por:

$$RV_{\text{cond}} = 2 \left\{ \log \left[(1 - \pi_{01})^{T_{00}} \pi_{01}^{T_{01}} (1 - \pi_{11})^{T_{10}} \pi_{11}^{T_{11}} \right] - \log \left[(1 - \pi)^{T_{00} + T_{10}} \pi^{T_{01} + T_{11}} \right] \right\} \quad (36)$$

onde: T_{ij} denota o número de observações no estado j depois de ter ocorrido no período anterior o estado i , $\pi_{01} = T_{01}/(T_{00}+T_{01})$, $\pi_{11} = T_{11}/(T_{01}+T_{11})$, $\pi = (T_{01}+T_{11})/T$ e RV_{cond} é assintoticamente distribuída de acordo com uma χ_1^2 .

A Tabela 16 apresenta os resultados do teste conjunto de cobertura incondicional e condicional correta para as medidas de VaR 5% calculadas para os sete portfólios. Novamente nenhuma análise com respeito a performance relativa dos diferentes métodos de estimação das matrizes de covariância é possível, não sendo possível rejeitar a hipótese nula de cobertura condicional correta, ao nível de 1%, para todos os portfólios, para nenhum dos cinco métodos de estimação das matrizes de covariância⁴.

⁴ Os resultados dos testes de cobertura incondicional e condicional devem ser olhados com parcimônia. Por exemplo, Kupiec (1995) ressalta a baixa potência do teste de cobertura incondicional em uma amostra com um tamanho típico de 250 dados. No entanto, a performance semelhante de diferentes modelos de estimação de matrizes de covariância ao se analisar testes de cobertura incondicionais e condicionais não chega a ser surpreendente. Lopez e Walter (2001), utilizando uma amostra com 1679 observações para um portfólio de taxas de câmbio chegaram a mesma conclusão.

Teste de Cobertura Condicional (5%)					
H0: número de exceções igual a 5% e as exceções são independentes					
	Vol.Realizada	OGARCH	OEGARCH	EWMA	CCGARCH
PETROBRÁS	0.6615	0.6704	0.6084	0.1947	0.9657
EMBRATEL	0.4105	0.5598	0.1003	0.0841	0.4105
BRDESCO	0.3972	0.1947	0.0841	0.1003	0.5197
TELEMAR	0.6005	0.6084	0.6614	0.6704	0.4105
VALE	0.3163	0.3972	0.4046	0.8541	0.3972
PORT.1	0.3737	0.8757	0.9986	0.2239	0.7468
PORT.2	0.1947	0.6357	0.8757	0.3464	0.9012

Tabela 3- A tabela apresenta os p-valores para a hipótese conjunta de que em um modelo VaR 5%, o percentual de exceções observado na amostra é efetivamente igual a 5% e, além disso, as exceções são independentes.

5.2.2.

Teste da Transformação Normal de Berkowitz (2001)

Os testes anteriores analisam as medidas de VaR *para um determinado nível de significância α* , verificando se as exceções amostrais são independentes e ocorrem em uma proporção estatisticamente igual a $\alpha\%$. Uma abordagem mais geral para os testes seria o teste simultâneo de diferentes percentis gerados pelo modelo e, levando este argumento ao extremo, o teste da distribuição do portfólio com um todo. Ao fazer isto, o teste utilizaria toda informação contida nos retornos dos portfólios, diferentemente dos testes anteriores, onde os retornos eram utilizados apenas através de uma binomial, que adquiria o valor de 1 quando uma exceção ocorria e 0, caso contrário (desta forma, por exemplo, as magnitudes das exceções eram irrelevantes para os testes de cobertura incondicional e condicional correta).

Para analisar as diferentes distribuições dos retornos dos portfólios, cada qual gerada por um dos cinco diferentes métodos de estimação das matrizes de covariância, será utilizado o teste da transformação normal de Berkowitz (2001). Tal teste baseia-se na utilização da quantidade empírica q_t , que mede em qual quantil da distribuição do modelo de VaR, o retorno do portfólio efetivamente ocorreu:

$$q_t = \Phi_{\sigma_{p,t}}(r_{p,t}) \quad (37)$$

onde: $r_{p,t}$ é o retorno do portfólio no dia t e $\Phi_{\sigma_{p,t}}$ denota a distribuição acumulada de uma normal cujo desvio-padrão em t será dado por $\sigma_{p,t}$. Diferentes estimações das matrizes de covariância, geram diferentes séries $\sigma_{p,t}$ e, conseqüentemente, diferentes séries q_t .

Na hipótese nula de que os modelos de VaR estão corretamente especificados (caracterizando adequadamente as distribuições dos retornos dos portfólios), Rosenblatt (1952) mostra que a série q_t deve ser independente e uniformemente distribuída no intervalo unitário. O teste da transformação normal de Berkowitz (2001) fornecerá um procedimento para testar estas duas hipóteses.

O teste procede inicialmente transformando a série q_t na série auxiliar η_t , gerada através do uso da inversa da distribuição acumulada de uma normal padrão, ou seja, $\eta_t = \Phi^{-1}(q_t)$. Um resultado conhecido da teoria da probabilidade diz então que se q_t é uma série independente e uniformemente distribuída no intervalo unitário, então η_t será independente e distribuída de acordo com uma normal padrão⁵. O teste de Berkowitz (2001) consiste então em um teste de razão de verossimilhança usual, em que a hipótese nula de que η_t é uma série independente com média nula e variância unitária é testada contra a hipótese alternativa de que η_t segue um processo AR (1) com média e variância genéricas.

O resultado do teste é apresentado na Tabela 17. Assim como nas análises de cobertura incondicional e condicional correta, pouca inferência é possível com relação a performance relativa dos diferentes métodos de estimação das matrizes de covariância. No entanto, a metodologia de volatilidades e covariâncias realizadas, apresentou desempenho ligeiramente superior as demais metodologias, não rejeitando ao nível de significância de 1%, a hipótese nula da especificação correta das distribuições dos retornos dos sete portfólios considerados neste estudo.

⁵ Para uma demonstração deste resultado veja Cassela e Berger (2002).

Teste da Transformação Normal					
H0: as caracterizações das distribuições dos retornos estão corretas					
	Vol.Realizada	OGARCH	OEGARCH	EWMA	CCGARCH
PETROBRÁS	0,0341	0,0213	0,0195	0,0054	0,0462
EMBRATEL	0,1121	0,001	0,0033	0,0068	0,0166
BRADESCO	0,0129	0,0016	0,0016	0,0022	0,0057
TELEMAR	0,0596	0,0404	0,0187	0,0356	0,1299
VALE	0,0863	0,7147	0,7767	0,3705	0,66
PORT.1	0,0413	0,0269	0,0069	0,0238	0,0213
PORT.2	0,0111	0,0135	0,0037	0,013	0,0141

Tabela 4- A tabela apresenta os p-valores para o teste de Berkowitz (2001). Na hipótese nula, o modelo de VaR está caracterizando corretamente as distribuições dos retornos dos portfólios. Port.1 denota o portfólio formado com pesos iguais nos cinco ativos e port.2 o portfólio onde os pesos dos ativos replicam sua participação relativa no Ibovespa.

5.2.3.

Modelos de Valor em Risco e Exigência de Capital

Desde o Acordo da Basileia (e de sua emenda relativa a supervisão do risco de mercado), as regras internacionais de regulação bancária exigem que as reservas de capital dos grandes bancos sejam explicitamente baseadas em suas estimativas de Valor em Risco (VaR). Nesta subseção é utilizada uma função de perda presente em Lopez e Walter (2001) que incorpora diretamente as exigências de capital a que diferentes modelos de VaR dão origem. Na medida em que os modelos de VaR diferem apenas no modo pelo qual as matrizes de covariância são estimadas, tal análise permite inferir a performance relativa das metodologias EWMA, OGARCH, OEGARCH, CCGARH e de volatilidades e covariâncias realizadas, em um ambiente de relevância econômica.

Tendo em vista que as exigências de capital são baseadas em unidades monetárias, as medidas de $VaR_t(\alpha)$ devem ser convertidas de retornos percentuais para reais. O Valor em Risco em reais ($VaR_{t\$}(\alpha)$) denotará então a perda máxima em unidades monetárias da instituição financeira no dia t , com um nível de significância de $\alpha\%$:

$$VaR_t(\alpha) = P\$_t (1 - e^{-VaR_t(\alpha)}) \quad (38)$$

onde: $P\$_t$ denota o valor em reais do portfólio no dia t e $VaR_t(\alpha)$ é calculado conforme descrito na subseção 5.1.

As medidas de VaR monetário ($\text{VaR}_t(\alpha)$), são novamente calculadas para sete diferentes portfólios: cinco dos portfólios são compostos por cada um dos ativos individualmente (Bradesco, Embratel, Petrobrás, Telemar e Vale), um portfólio possui pesos iguais em todos os ativos e no último portfólio os pesos de cada um dos ativos replicam sua importância relativa na composição do índice Ibovespa. Além disso, para cada portfólio são calculadas cinco diferentes séries $\text{VaR}_t(\alpha)$, cada série correspondendo a uma diferente metodologia de estimação das matrizes de covariância.

De posse das séries de VaR monetário, calcula-se então as exigências de capital que cada uma dessas séries acarretaria para as instituições financeiras. Tal cálculo segue a função de perda desenvolvida em Lopez e Walter (2001), que simula de forma simplificada a atual legislação de supervisão de risco de mercado⁶:

$$EC_t = \max \left\{ \text{VaR}_t(1\%), f_t \cdot \frac{1}{60} \cdot \sum_{i=0}^{59} \text{VaR}_{t-i}(1\%) \right\} \quad (39)$$

onde: EC_t é a exigência de capital no dia t , $\text{VaR}_t(1\%)$ denota o Valor em Risco em reais no dia t ao nível de significância de 1% e f_t é um fator multiplicativo que assume a forma de uma função escada. Se o número de exceções verificadas nos últimos 250 dias úteis for menor ou igual a 4, f_t assume o valor mínimo de 3 e se o número de exceções nos últimos 250 dias for maior ou igual a 9, f_t assume o valor máximo de 4. Entre 5 e 8 exceções, f_t assume respectivamente os valores de 3.4, 3.5, 3.75 e 3.85.

A Tabela 18 apresenta os resultados da análise de exigência de capital. Um elemento genérico (i,j) da tabela denota o percentual de vezes na amostra que o modelo na linha i gerou uma exigência de capital menor que o modelo da coluna j . Assim, por exemplo, no caso da Petrobrás (PETR4), a metodologia de volatilidade realizada gerou exigências de capital menores que as metodologias OGARCH, EWMA e CCGARCH em todos os dias da amostra. Diferentemente dos testes

⁶ Conforme ressalta Lopez e Walter (2001), a função de perda em (39) tem duas simplificações em se tratando da atual legislação americana de supervisão de risco de mercado. Primeiramente, as medidas de VaR monetário deveriam ser calculadas para um horizonte de 10 dias e não apenas um

anteriores, o arcabouço de exigência de capital permite traçar claramente uma performance relativa dos métodos de extração de volatilidade: a metodologia de volatilidades e covariâncias realizadas apresenta para todos os sete portfólios considerados exigências de capitais significativamente inferiores aos demais modelos e, em marcante contraste, a metodologia EWMA apresenta exigências de capital substancialmente maiores que as demais metodologias.

ANÁLISE DE EXIGÊNCIA DE CAPITAL					
18.1: Comparação Exigência de Capital PETR4					
	Vol.Realizada	OGARCH	OEGARCH	EWMA	CCGARCH
Vol.Realizada	-	1	0,9845	1	1
OGARCH	0	-	0,4186	0,9767	0,9845
OEGARCH	0,0155	0,5814	-	1	1
EWMA	0	0,0233	0	-	0,2326
CCGARCH	0	0,0155	0	0,7674	-
18.2: Comparação Exigência de Capital EBTP4					
	Vol.Realizada	OGARCH	OEGARCH	EWMA	CCGARCH
Vol.Realizada	-	1	1	1	1
OGARCH	0	-	0,5891	0,969	0
OEGARCH	0	0,4109	-	0,8295	0
EWMA	0	0,031	0,1705	-	0
CCGARCH	0	1	1	1	-
18.3: Comparação Exigência de Capital BBDC4					
	Vol.Realizada	OGARCH	OEGARCH	EWMA	CCGARCH
Vol.Realizada	-	0,6512	0,6822	1	0,6822
OGARCH	0,3488	-	0,4109	1	0,7597
OEGARCH	0,3178	0,5891	-	1	0,6124
EWMA	0	0	0	-	0
CCGARCH	0,3178	0,2403	0,3876	1	-
18.4: Comparação Exigência de Capital TNLP4					
	Vol.Realizada	OGARCH	OEGARCH	EWMA	CCGARCH
Vol.Realizada	-	1	1	1	1
OGARCH	0	-	0,5194	0,6279	0,9147
OEGARCH	0	0,4806	-	0,8372	0,5271
EWMA	0	0,3721	0,1628	-	0,4806
CCGARCH	0	0,0853	0,4729	0,5194	-
18.5: Comparação Exigência de Capital VALES					
	Vol.Realizada	OGARCH	OEGARCH	EWMA	CCGARCH
Vol.Realizada	-	1	1	1	1
OGARCH	0	-	0,8605	0,845	0,3488
OEGARCH	0	0,1395	-	0,7984	0,3721
EWMA	0	0,155	0,2016	-	0,1938
CCGARCH	0	0,6512	0,6279	0,8062	-
18.6: Comparação Exigência de Capital Portfólio 1					
	Vol.Realizada	OGARCH	OEGARCH	EWMA	CCGARCH
Vol.Realizada	-	1	1	1	1
OGARCH	0	-	0,4031	0,8295	0,4574
OEGARCH	0	0,5869	-	0,9147	0,5659
EWMA	0	0,1705	0,0853	-	0,2171
CCGARCH	0	0,5426	0,4341	0,7829	-
18.7: Comparação Exigência de Capital Portfólio 2					
	Vol.Realizada	OGARCH	OEGARCH	EWMA	CCGARCH
Vol.Realizada	-	1	1	1	1
OGARCH	0	-	0,8295	0,8527	0,5271
OEGARCH	0	0,1705	-	0,6899	0,3876
EWMA	0	0,1473	0,3101	-	0,2093
CCGARCH	0	0,4729	0,6124	0,7907	-

Tabela 5- A tabela compara as exigências de capital geradas por diferentes modelos de Valor em Risco, que diferem entre si na metodologia utilizada na estimação das matrizes de covariância. Um elemento genérico (i,j) denota o percentual de vezes na amostra que o modelo na linha i gerou uma exigência de capital menor que o modelo na coluna j.

Por detrás deste resultado está o fato de que os métodos paramétricos tendem a reagir lentamente a mudanças no patamar de volatilidade, tendendo a constantemente superestimar ou subestimar a mesma. A metodologia de volatilidade realizada em contraste, por ser não-paramétrica, reage rapidamente a choques. A Figura 11 deixa claro este ponto, ao construir intervalos de confiança de 99% para os retornos da Petrobrás, através da metodologia de volatilidade

passo a frente como em (39). Em segundo lugar, a função de perda deveria ter um adicional para o risco de crédito do portfólio.

realizada e da metodologia EWMA. Os intervalos de confiança construídos através da metodologia de volatilidade realizada tendem a ser bem menos “conservadores” e mesmo assim conseguem manter uma cobertura incondicional correta (ou seja, situações onde o retorno supera o intervalo de confiança ocorrem em aproximadamente 1% da amostra, como era de se esperar em um intervalo de confiança de 99%).

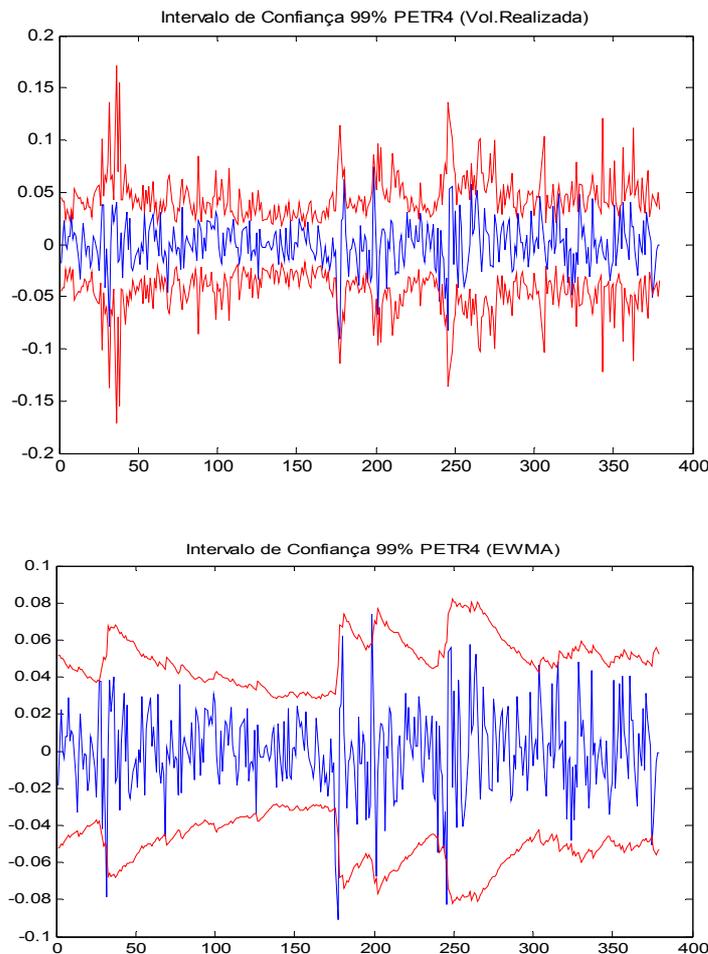


Figura 1- intervalos de confiança de 99% para os retornos diários da Petrobrás. Comparam-se intervalos de confiança originados tanto da metodologia de volatilidade realizada quanto da metodologia EWMA para a estimação da volatilidade do ativo. A análise é feita dentro da amostra.

5.3. Análise fora da amostra

Além da rápida reação a choques (permitida pela estrutura não-paramétrica), existe um outro aspecto essencial que diferencia os estimadores de volatilidade realizada dos demais métodos utilizados neste trabalho: os estimadores de

volatilidade realizada utilizam a informação até e *incluindo* o dia t , enquanto métodos como o EWMA ou métodos da família GARCH utilizam a informação até o dia $t-1$. Tal característica gera claramente um inconveniente para a geração de previsões em um contexto fora da amostra e esta subseção ilustrará estas dificuldades em um ambiente univariado.

Com o intuito de atribuir uma estrutura dinâmica aos modelos de volatilidade realizada que permita a geração de previsões, seguindo a seção 4.3, serão estimados modelos ARMA(1,1) para os logaritmos das volatilidades. Os modelos são estimados em uma janela que vai de 01/10/01 a 25/07/02 (200 observações) e as previsões seguem até 11/04/03 (179 observações). As medidas de Valor em Risco (VaR) obtidas através das previsões de volatilidade geradas por este modelo são então comparadas com as obtidas por um modelo GARCH(1,1) e pela metodologia EWMA. Os resultados encontram-se nas Tabelas 19 a 23.

Nas Tabelas de 19 a 22, que descrevem as propriedades estatísticas das medidas de VaR calculadas fora da mostra, observam-se diferenças significativas com as respectivas Tabelas 14 a 17 que realizaram os mesmos exercícios dentro da amostra. Apesar da necessidade de parcimônia ao se analisar os resultados devido ao pequeno número de observações (e, conseqüentemente, a baixa potência dos testes), as indicações sugerem que o modelo GARCH(1,1) apresenta performance superior em termos de cobertura do que as previsões dos modelos de volatilidade realizada.

Percentual de Exceções Valor em Risco (fora da amostra)			
Nível de significancia de 5%			
	Vol.Realizada	EWMA	GARCH
PETROBRÁS	0.0894	0.0503	0.0559
EMBRATEL	0.0503	0.0279	0.0335
BRADESCO	0.067	0.0335	0.0559
TELEMAR	0.0726	0.0391	0.0335
VALE	0.095	0.0559	0.0503

Tabela 6- A tabela apresenta o percentual observado do número de exceções para medidas de VaR 5% calculadas fora da amostra. Os modelos foram estimados no período de 01/10/01 a 25/07/02 e as previsões vão até 11/04/03.

Teste de Cobertura Incondicional (5%) (fora da amostra)

H0: modelo de VaR apresenta número de exceções igual a 5%

	Vol.Realizada	EWMA	GARCH
PETROBRÁS	0.0287	0.9863	0.7235
EMBRATEL	0.9863	0.1408	0.2831
BRADESCO	0.319	0.2831	0.7235
TELEMAR	0.1919	0.4876	0.2831
VALE	0.0135	0.7235	0.9863

Tabela 7- A tabela apresenta os p-valores para o teste de cobertura incondicional de medidas de VaR 5% calculadas fora da amostra. Na hipótese nula o percentual do número de exceções observado na amostra é igual a 5%. Os modelos foram estimados no período de 01/10/01 a 25/07/02 e as previsões vão até 11/04/03.

Teste de Cobertura Condicional (5%) (fora da amostra)

H0: número de exceções igual a 5% e as exceções são independentes

	Vol.Realizada	EWMA	GARCH
PETROBRÁS	0.0771	0.7005	0.5505
EMBRATEL	0.619	0.2926	0.4559
BRADESCO	0.25	0.4724	0.7568
TELEMAR	0.4227	0.6151	0.4724
VALE	0.0433	0.7108	0.6537

Tabela 8- A tabela apresenta os p-valores para a hipótese conjunta de que em um modelo VaR 5%, o percentual de exceções observado na amostra é efetivamente igual a 5% e, além disso, as exceções são independentes. A análise é realizada fora da amostra, sendo os modelos estimados no período de 01/10/01 a 25/07/02 e as previsões seguindo até 11/04/03.

Testa da Transformação Normal (fora da amostra)

H0: as previsões das distribuições dos retornos estão corretas

	Vol.Realizada	EWMA	GARCH
PETROBRÁS	0.0000	0.034	0.0091
EMBRATEL	0.0082	0.2704	0.4976
BRADESCO	0	0.0044	0.0072
TELEMAR	0.0004	0.0124	0.0027
VALE	0	0.0743	0.0459

Tabela 9- : A tabela apresenta os p-valores para o teste de Berkowitz (2001). Na hipótese nula, o modelo de VaR está caracterizando corretamente as distribuições dos retornos dos portfólios. A análise é realizada fora da amostra, sendo os modelos estimados no período de 01/10/01 a 25/07/02 e as previsões seguindo até 11/04/03.

ANÁLISE DE EXIGÊNCIA DE CAPITAL (FORA DA AMOSTRA)

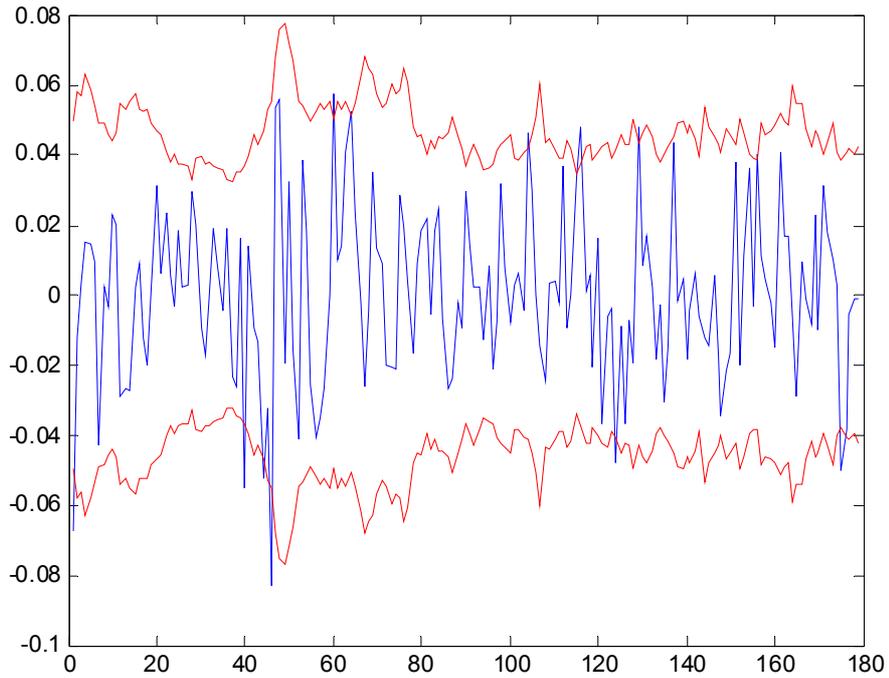
23.1 Comparação Exigência de Capital PETR4				23.2 Comparação Exigência de Capital EBTP4			
	Vol.Realizada	EWMA	GARCH		Vol.Realizada	EWMA	GARCH
Vol.Realizada	-	1	0.9453	Vol.Realizada	-	1	0.9453
EWMA	0	-	0.375	EWMA	0	-	0.375
GARCH	0.0547	0.1547	-	GARCH	0.0547	0.625	-

23.3 Comparação Exigência de Capital BBDC4				23.4 Comparação Exigência de Capital TNL4			
	Vol.Realizada	EWMA	GARCH		Vol.Realizada	EWMA	GARCH
Vol.Realizada	-	0.7031	0	Vol.Realizada	-	0.8203	0.8438
EWMA	0.2969	-	0	EWMA	0.1797	-	0.3828
GARCH	1	1	-	GARCH	0.1562	0.6172	-

23.5 Comparação Exigência de Capital VALE5			
	Vol.Realizada	EWMA	GARCH
Vol.Realizada	-	1	1
EWMA	0	-	0.1797
GARCH	0	0.8103	-

Tabela 10- A tabela compara as exigências de capital geradas por diferentes modelos de Valor em Risco, que diferem entre si na metodologia utilizada na estimação das matrizes de covariância. Um elemento genérico (i,j) denota o percentual de vezes na amostra que o modelo na linha i gerou uma exigência de capital menor que o modelo na coluna j. A análise é realizada fora da amostra, sendo os modelos estimados no período de 01/10/01 a 25/07/02 e as previsões seguindo até 11/04/03.

No entanto, em termos econômicos, a Tabela 23 mostra que os modelos de volatilidade realizada continuam gerando exigências de capital menores do que os modelos GARCH e EWMA, ou em outras palavras, as possíveis penalidades sobre os modelos de volatilidade realizada geradas por um maior número de exceções são mais do que compensadas por medidas de VaR menos “conservadoras”. A Figura 12 ilustra este ponto ao construir intervalos de confiança de 99% para os retornos da Petrobrás (PETR4) através da metodologia de volatilidade realizada e do método EWMA. As previsões de volatilidade realizada tendem a ser naturalmente mais rígidas do que as estimações (compare as Figuras 11 e 12), pois afinal o modelo agora possui uma estrutura paramétrica, sendo que mesmo assim a metodologia de volatilidade realizada continua reagindo mais rápido a choques de mercado e gerando intervalos de confiança mais precisos do que as demais metodologias.



Intervalo de Confiança 99% PETR4 (EWMA) - Fora da Amostra

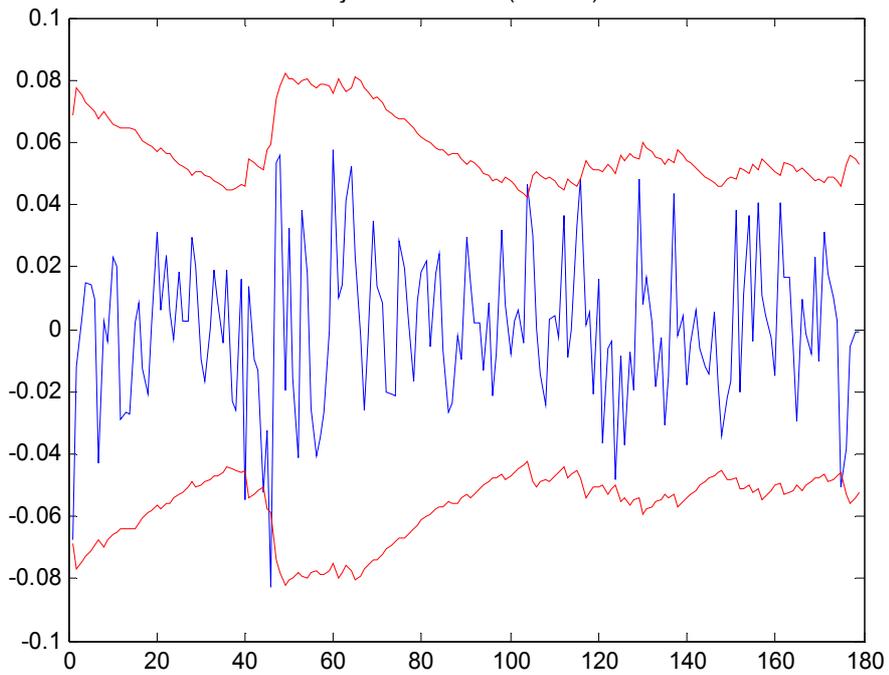


Figura 2- intervalos de confiança de 99% para os retornos diários da Petrobrás. Comparam-se intervalos de confiança originados tanto da metodologia de volatilidade realizada quanto da metodologia EWMA para a previsão da volatilidade do ativo. A análise é feita para previsões fora da amostra.