

## 6 Modelos de Retorno

A análise histórica da base de dados não estaria completa sem um estudo atento sobre os possíveis modelos de previsão do retorno das ações. É o resultado estimado para estes modelos que será apresentado neste capítulo.

### 6.1 MODELOS DE RETORNO

Até este momento já se pode supor que o comportamento dos dados que se irá usar não é i.i.d. ou aleatório. Na tentativa de gerar uma amostra com estas características e aplicar a mesma metodologia sugerida em AMARAL (2004), ou seja, encontrar o resultado de aplicação de estratégias de compra e venda inspiradas em gráficos de controle, optou-se por “filtrar” os dados originais com alguns dos mais conhecidos modelos de séries temporais e trabalhar com os resíduos (diferença entre o valor observado e o esperado de cada observação) da base de dados primária. No entanto, como se trata de um estudo investigativo, não há como definir, *a priori*, qual modelo é o mais adequado para descrever o comportamento dos dados, nem tampouco se é possível, depois de filtrar a amostra, gerar dados i.i.d. ou aleatórios a partir da amostra coletada.

Para tentar descobrir se a aleatoriedade dos dados é importante na definição da estratégia a ser seguida pelo investidor, será investigado se o tratamento dos retornos apurados (In RD) altera os resultados esperados<sup>1</sup> e, em caso afirmativo, se esta alteração é relevante ou não. Assim, busca-se trabalhar com a comparação da estratégia aplicada a uma base de dados tratada e outra sem tratamento. Diante das inúmeras possibilidades em conformidade com a teoria de séries temporais, optou-se por investigar o comportamento dos resíduos dos seguintes modelos de séries temporais: AR (1), MA (1), ARMA (1,1), ARCH (1), EWMA e mudança de regime (modelo do tipo SETAR). Assim,

---

<sup>1</sup> Isto é, se trabalhar com os resíduos de modelos de séries temporais aplicados a In (RD) gera melhores resultados do que trabalhar diretamente com os valores observados.

serão estimados, a partir da amostra inicial, os parâmetros das equações dos modelos anteriormente apontados, conforme descrição a seguir.

### 6.1.1 AR(1)

Replicando-se o trabalho realizado na dissertação de mestrado, estima-se a seguinte equação:

$$y_t = c_1 + \phi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

onde:

$y_t$  é o valor do ln do retorno do período t;

$\varepsilon_t$  refere-se ao resíduo da série de ln de retornos no momento t.

Os parâmetros  $c_1$  e  $\phi_1$  deste modelo foram encontrados adotando-se a metodologia de Box & Jenkins através do programa Forecast Pro for Windows (FPW).

### 6.1.2 MA(1)

Para o cálculo deste modelo foi utilizada a seguinte equação:

$$y_t = c_2 + a_t + \theta_1 a_{t-1}$$

onde:

$y_t$  é o valor do ln do retorno do período t;

$a_t$  refere-se ao resíduo da série de ln de retornos no momento t

Assim como na subseção anterior, os parâmetros do modelo ( $c_2$  e  $\theta_1$ ) deste modelo foram encontrados adotando-se a metodologia de Box & Jenkins através do programa Forecastpro for Windows (FPW).

### 6.1.3 ARMA(1,1)

Neste caso buscou-se calcular os seguintes parâmetros:

$$y_t = c_3 + \phi_1 y_{t-1} + a_t + \theta_1 a_{t-1}$$

onde:

$y_t$  é o valor do ln do retorno do período t;

$a_t$  refere-se ao resíduo da série de ln de retornos no momento t

Repetindo o procedimento das subseções anteriores, os parâmetros do modelo ( $c_3$ ,  $\phi_1$  e  $\theta_1$ ) deste modelo foram encontrados adotando-se a metodologia de Box & Jenkins através do programa Forecastpro for Windows (FPW).

### 6.1.4 ARCH(1)

Segundo Gujarati (2000), “Pesquisadores que se dedicam a prever séries temporais financeiras (...) , observaram que sua capacidade de prever tais variáveis oscila consideravelmente de um período para outro (...). Isto sugeriria que a variância dos erros de previsão não é constante, mas varia de um período para outro, ou seja, há uma espécie de autocorrelação na variância dos erros de previsão.” (p.438)

Com o intuito de avaliar se este fenômeno é relevante para a escolha de estratégias segundo a metodologia deste trabalho, será testada a hipótese de existência de um comportamento heterocedástico dos resíduos. Para tanto, partiu-se da hipótese de que se trata de um processo ARCH (1), ou seja,

$$a_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \varepsilon_t$$

onde:

$a_t$  refere-se ao resíduo da série de retornos (previstos a partir de uma equação conforme o modelo AR(1)) no momento  $t$ ;

$\alpha_i$  refere-se aos coeficientes linear ( $i=0$ ) e angular ( $i=1$ ) obtidos a partir de uma regressão simples usando-se MQO;

$\varepsilon_t$  refere-se ao resíduo da série de ln de retornos no momento  $t$ .

Como não é possível estimar modelos do tipo ARCH com o programa FPW, neste caso trabalhou-se com o E-VIEWS. Isto nos deu a segurança de estar trabalhando com um programa reconhecido no meio acadêmico para estimar modelos de séries temporais. A versão utilizada neste trabalho foi a 4.1.

### 6.1.5 EWMA

Optar pela modelagem de médias móveis ponderada exponencialmente (EWMA) traz o benefício de se lidar com um modelo bem mais simples, propriedade desejável a modelos econométricos. Vale a pena investigar se o uso de EWMA pode trazer benefícios em relação à modelagem de Box & Jenkins.

A estatística EWMA é uma média móvel ponderada exponencialmente. De fato, a equação recursiva para seu cálculo é:

$$z_i = \lambda x_i + (1 - \lambda) z_{i-1}$$

onde:

$x_i$  refere-se à observação do período  $i$ ;

$z_i$  é a média ponderada EWMA no tempo  $i$ ;

$\lambda$  é uma constante tal que  $0 < \lambda < 1$ .

Expandindo a equação anterior com sucessivas substituições de  $z_{i-j}$ , obteve-se a seguinte equação:

$$z_i = \lambda \sum_{j=0}^{i-1} (1-\lambda)^j x_{i-j} + (1-\lambda)^i z_0$$

“Note that, unless (...)  $\lambda$  is close to 0, the weights will die out (become negligible) fairly rapidly.”<sup>2</sup> Isto é, quanto mais próximo de zero for o valor adotado para  $\lambda$ , menor será a mudança na média após a introdução de uma nova observação. E, simetricamente, quanto mais próximo de 1 estiver  $\lambda$ , mais a média se aproxima do último valor observado.

Para os casos intermediários ( $0 < \lambda < 1$ ), quanto mais antiga é a observação, menor a sua importância, mas não existe a suposição de que cada valor observado trata-se de um dado iid em relação ao verificado no período anterior. As estimativas de  $\lambda$  foram encontradas através do uso, novamente, do programa FPW.

### 6.1.6 Mudança de Regime

Neste caso, será verificado como se alteram os resultados diante da hipótese de o retorno das ações apresentar um comportamento de mudança de regime. Diante das 3 possibilidades levantadas pelos autores Franses & Dijk (2000), escolheu-se trabalhar com um modelo do tipo SETAR, conforme descrito na seção 2.4.8 desta tese. Ou seja,

$$y_t = \begin{cases} \phi_{0,1} + \phi_{1,1}y_{t-1} + \varepsilon_t & \text{se } y_{t-1} \leq c \\ \phi_{0,2} + \phi_{1,2}y_{t-1} + \varepsilon_t & \text{se } y_{t-1} > c \end{cases}$$

Um ponto fundamental para escolha do modelo SETAR é encontrar o ponto  $c$  que, na prática, pode ser definido como a fronteira entre os dois regimes vigentes. Como não foi encontrada nenhuma literatura que tratasse da escolha de tal ponto e a amostra continha *outliers*, optou-se por recorrer a pontos tradicionais da estatística. Assim, para definir o ponto  $c$  com o qual foi realizado o trabalho, investigou-se o comportamento da escolha dos quartis como fronteira.

<sup>2</sup> In Box & Luceño, p. 70

TABELA 6.1: RESUMO DAS ESTIMATIVAS DOS MODELOS SETAR

	PETRA	VALE5	BBDC4	USIM5	ITAUA	CSNA3	GGBR4	VALE3	BRKM5	TNLP4
<b>c = 1<sup>o</sup> quartil</b>										
$\phi_{1,1}$	-0,1022	-0,0836	-0,1892	-0,0227	-0,0504	-0,0795	0,0102	-0,2398	-0,0426	-0,0100
Estat t	-2,0063	-1,3747	-3,4859	-0,3654	-0,8332	-1,3601	0,1716	-4,8550	-0,7647	-0,1253
$\beta_2$	0,2511	0,1475	0,4174	0,2098	0,2245	0,2828	0,1416	0,3242	0,2665	0,1094
Estat t	4,2903	2,2071	6,8483	3,2040	3,3675	4,3429	2,1542	5,6853	4,2496	1,2386
$\phi_{0,1}$	-0,0084	-0,0034	-0,0084	-0,0034	-0,0050	-0,0051	-0,0010	-0,0065	-0,0035	-0,0002
$\beta_1$	0,0102	0,0056	0,0085	0,0037	0,0067	0,0057	0,0022	0,0079	0,0036	0,0000
R <sup>2</sup>	0,0245	0,0057	0,0346	0,0205	0,0270	0,0252	0,0146	0,0123	0,0275	0,0047
<b>c = mediana</b>										
$\phi_{1,1}$	0,0336	-0,0321	-0,0865	0,0415	0,0577	-0,0344	0,0214	-0,1667	-0,0308	-0,0273
Estat t	0,8694	-0,7529	-2,1352	1,0063	1,3749	-0,8468	0,5178	-4,4081	-0,7728	-0,4873
$\beta_2$	0,1206	0,0301	0,3227	0,1767	0,1142	0,2220	0,1187	0,2182	0,2246	0,1384
Estat t	2,2883	0,5525	6,0886	3,2026	2,0856	4,0675	2,1803	4,3132	4,1835	1,8901
$\phi_{0,1}$	-0,0010	-0,0013	-0,0034	-0,0001	-0,0004	-0,0027	-0,0004	-0,0027	-0,0028	-0,0009
$\beta_1$	0,0336	-0,0321	-0,0865	0,0415	0,0577	-0,0344	0,0214	-0,1667	-0,0308	-0,0273
R <sup>2</sup>	0,0187	0,0089	0,0322	0,0201	0,0248	0,0261	0,0150	0,0122	0,0289	0,0051
<b>c = 3<sup>o</sup> quartil</b>										
$\phi_{1,1}$	0,0786	0,0318	-0,0020	0,0678	0,1201	0,0596	0,0560	-0,0875	0,0507	0,0143
Estat t	2,5623	0,9637	-0,0637	2,1289	3,7322	1,8936	1,7326	-2,7423	1,6117	0,3398
$\beta_2$	0,0641	-0,1029	0,2439	0,1556	0,0757	0,1917	0,0338	0,0551	0,1227	0,1178
Estat t	1,1420	-1,8740	4,3903	2,5747	1,2852	3,1178	0,5645	0,9994	2,0136	1,5890
$\phi_{0,1}$	0,0006	0,0008	-0,0007	0,0006	0,0013	0,0006	0,0008	-0,0001	-0,0001	0,0004
$\beta_1$	0,0016	0,0084	0,0003	-0,0027	-0,0011	-0,0027	0,0039	0,0076	0,0026	-0,0027
R <sup>2</sup>	0,0174	0,0090	0,0262	0,0189	0,0232	0,0223	0,0150	0,0092	0,0251	0,0044

Os parâmetros do modelo SETAR foram encontrados com o uso do software EXCEL, aplicando-se o procedimento de estimativas de retas de regressão múltipla. Foi usada a metodologia de mínimos quadrados ordinários (MQO) e variáveis dummy de intercepto de inclinação. A equação estimada foi a seguinte:

$$y_t = \phi_{0,1} + \phi_{1,1}y_{t-1} + \beta_1 D + \beta_2 D y_{t-1} + \varepsilon_t$$

onde:

$$D = 0 \text{ se } y_{t-1} \leq c \text{ e } D = 1 \text{ se } y_{t-1} > c$$

$$\text{Neste caso, } \phi_{0,2} = \phi_{0,1} + \beta_1 \text{ e } \phi_{1,2} = \phi_{1,1} + \beta_2$$

Os resultados encontrados para as variáveis são apresentados na Tabela 6.1.

Uma análise dos valores apresentados revela duas características: dummies significativas, mas poucas variáveis  $\phi_{1,1}$  significantes e, adicionalmente, resultados para  $\phi_{1,1}$  com sinal oposto ao esperado para valores de  $y_{t-1}$  abaixo de  $c$  (não há quaisquer evidências para acreditar que o retorno atual tenha correlação negativa com o do dia anterior). Deste modo, pode ser que esta modelagem esteja apresentando algum problema a respeito de violação das hipóteses, por exemplo multicolinearidade, o que resultaria em resultados deste tipo. Resolveu-se testar uma nova equação de estimação:

$$y_t = \phi_{0,1} + \phi_{1,1}y_{t-1} + \beta D + \varepsilon_t$$

onde:

$$D = 0 \text{ se } y_{t-1} \leq c \text{ e } D = 1 \text{ se } y_{t-1} > c$$

$$\text{Neste caso, } \phi_{0,2} = \phi_{0,1} + \beta \text{ e } \phi_{1,2} = 0$$

Mais uma vez estudamos os resultados encontrados e, dado que, em termos estatísticos (comparação de estatísticas  $t$  dos parâmetros e valores encontrados para o coeficiente de determinação das retas de regressão estimadas), os valores obtidos com a mediana e o terceiro quartil como fronteiras foram muito parecidos, optou-se por trabalhar com a mediana que dividiria igualmente a quantidade de observações de cada equação estimada.

### 6.1.7 Estimativas – Dados dessazonalizados

Com os parâmetros definidos para os modelos de retorno, para cada observação será possível calcular um valor esperado para o retorno das ações e, deste valor, será subtraído o verdadeiro valor observado para o retorno. O

resultado encontrado, o resíduo do modelo, representa a parcela de erros do modelo (que se espera se iid, se o modelo for adequado), sendo esta parcela a que se precisa conhecer para montar os gráficos de controle. A partir destes gráficos, tentou-se identificar se existe um intervalo de variação dos resíduos que teria otimizado o lucro do investidor. Ou seja, tentou-se descobrir se existe um par de limites (“estratégia”) para compra e venda, para cada ação, que, se acatados, teriam gerado maior rentabilidade para o investidor sem que este corresse maior risco. Neste caso, será considerada rentabilidade o percentual acumulado da variação entre a cotação de venda e a cotação de compra de determinada ação durante a aplicação da estratégia, e risco, o desvio-padrão das rentabilidades obtidas com o uso da estratégia<sup>3</sup>.

Com as melhores estratégias mapeadas, pode-se identificar se existe alguma que mantém o seu desempenho na amostra de controle, ou seja, se existe um par de limites de compra e venda que, na amostra de controle, também possui uma relação de ganho e risco favorável ao investidor.

A Tabela 6.2 resume o resultado dos parâmetros encontrados para cada um dos modelos apresentados anteriormente, usando-se a base de dados dessazonalizada.

De modo geral o que se pôde perceber é que, independentemente do modelo escolhido para representar o comportamento dos retornos, o grau de predição e explicação das equações encontradas é muito ruim, uma vez que todos os coeficientes de determinação encontrados apresentaram-se muito baixos (todos inferiores a 5%). No entanto, de um modo geral, as estatísticas t dos coeficientes encontrados foram bastante satisfatórias (revelando, na maioria dos casos, coeficientes estatisticamente significativos para um grau de confiança superior a 95%), indicando uma possível omissão de variáveis nas equações originais. Este resultado não representa propriamente uma surpresa, já que está em conformidade com o apurado pelos diversos autores favoráveis à adoção de modelos de índices múltiplos como Fama & French (1996), e diversos outros, citados no capítulo 2 desta tese. Além disso, os modelos ARMA (1,1) são os que parecem apresentar a menor incidência de estimativas estatisticamente significativas.

---

<sup>3</sup> Para o cálculo final foi apurada a rentabilidade de cada operação de compra e venda, mas, para o cálculo do desvio-padrão durante a aplicação da estratégia, considerou-se o resultado global transformado em operações diárias, conforme fórmulas definidas no Capítulo 7, página 138.

Adicionalmente, repetindo o que havia sido verificado em AMARAL (2004), quando a escolha do modelo, seguindo a metodologia de Box & Jenkins, foi livre para o programa FPW (o programa dispõe de uma interface na qual calcula uma estimativa automática do melhor modelo ajustado aos dados, aquele com menor RMSE), metade dos casos estudados resultaram num modelo MA(1) e a outra metade num modelo AR(1), contrariando o que o mercado financeiro, em geral, tende a esperar<sup>4</sup>.

TABELA 6.2: DADOS DESSAZONALIZADOS

	PETRA4	VALE5	BBDC4	USIM5	ITAU4	CSNA3	GGBR4	VALE3	BRKM5	TNLP4
<b>AR (1)</b>										
$\phi_1$	0,1268	0,0580	0,1339	0,1278	0,1510	0,1348	0,1124	0,0174	0,1423	0,0524
Estat t	6,6690	3,0319	7,0500	6,7286	7,9805	7,1051	5,8982	0,9071	7,5029	2,0745
$c_1$	0,0016	0,0019	0,0015	0,0016	0,0018	0,0018	0,0020	0,0021	0,0017	0,0008
R <sup>2</sup>	0,0159	0,0034	0,0179	0,0163	0,0227	0,0182	0,0127	0,0003	0,0203	0,0028
<b>MA (1)</b>										
$\theta_1$	-0,1379	-0,0611	-0,1477	-0,1258	-0,1612	-0,1338	-0,1058	-0,0165	-0,1376	-0,0577
Estat t	-7,2623	-3,1924	-7,7762	-6,6203	-8,5279	-7,0415	-5,5492	-0,8609	-7,2454	-2,2794
$c_2$	0,0018	0,0020	0,0017	0,0018	0,0021	0,0020	0,0022	0,0021	0,0019	0,0009
R <sup>2</sup>	0,0176	0,0036	0,0199	0,0161	0,0244	0,0181	0,0119	0,0003	0,0196	0,0032
<b>ARMA (1,1)</b>										
$\phi_1$	-0,1159	-0,1752	-0,2127	0,1663	-0,0725	0,1725	0,3644	0,3304	0,2512	0,7887
Estat t	-0,8487	-0,5611	-1,7436	1,1401	-0,6108	1,2170	2,3615	0,5074	1,9214	3,2774
$\theta_1$	-0,2514	-0,2368	-0,3557	0,0388	-0,2319	0,0380	0,2549	0,3119	0,1113	0,8159
Estat t	-1,8678	-0,7679	-3,0499	0,2623	-1,9992	0,2636	1,5921	0,4750	0,8288	3,5579
$c_3$	0,0020	0,0024	0,0020	0,0015	0,0022	0,0017	0,0014	0,0014	0,0015	0,0002
R <sup>2</sup>	0,0182	0,0039	0,0211	0,0162	0,0247	0,0181	0,0136	0,0004	0,0205	0,0020
<b>ARCH (1)</b>										
$\alpha_1$	0,0866	-0,0121	0,1548	0,1086	0,1171	0,1335	0,1028	0,0537	0,1389	0,0446
Estat t	8,5733	-0,8674	10,7552	6,0926	8,1342	8,3530	4,7029	2,3479	6,6257	2,6286
$\phi_0$	0,0023	0,0014	0,0009	0,0016	0,0017	0,0016	0,0018	0,0018	0,0008	0,0010
R <sup>2</sup>	0,0139	-0,0021	0,0171	0,0159	0,0215	0,0182	0,0126	-0,0011	0,0195	0,0027
<b>EWMA</b>										
$\lambda$	0,0125	0,0000	0,0063	0,0125	0,0094	0,0000	0,0000	0,0125	0,0188	0,0000
R <sup>2</sup>	0,0018	0,0000	0,0013	0,0054	0,0027	0,0000	0,0000	0,0055	0,0151	0,0000
<b>Mudança de Regime</b>										
$\phi_{1,1}$	0,0984	-0,0137	0,1019	0,1402	0,1246	0,0888	0,0901	-0,0448	0,0933	0,0538
Estat t	3,7409	-0,5148	3,8731	5,1062	4,6192	3,2637	3,3474	-1,7769	3,4844	1,4906
$\phi_{0,1}$	0,0003	-0,0010	0,0001	0,0021	0,0008	-0,0002	0,0010	-0,0006	-0,0004	0,0009
$\beta$	0,0026	0,0061	0,0027	-0,0013	0,0020	0,0040	0,0020	0,0057	0,0043	-0,0001
Estat t	1,5317	3,8749	1,7485	-0,6436	1,3213	2,3676	1,1919	3,7369	2,5898	-0,0443
R <sup>2</sup>	0,0168	0,0088	0,0190	0,0164	0,0232	0,0202	0,0132	0,0054	0,0227	0,0028

<sup>4</sup> O mercado financeiro costuma trabalhar com modelos do tipo AR (1).



### 6.1.8 Estimativas – Dados originais

Diante dos resultados apontados no capítulo anterior, fica evidente que os fatores sazonais são relevantes. No entanto, não se pode afirmar que incluí-los no processo de modelagem dos retornos e/ou volatilidades possa afetar o desempenho das estratégias. Esta seção foi pensada com o intuito de fornecer subsídios que possam sugerir se a sazonalidade deve ser realmente expurgada ou não dos dados iniciais para que se possa escolher melhor a estratégia que se deseja seguir.

Uma primeira averiguação feita foi o estudo de como as estatísticas dos modelos de retorno se alteram com a dessazonalização dos dados da amostra inicial. Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 6.3 e referem-se aos cálculos feitos com os dados originais utilizando-se o Excel, o FPW e o E-views.

Uma análise do coeficiente de determinação ( $R^2$ ) das regressões calculadas revela que, em 90% dos modelos, este coeficiente foi maior após a dessazonalização dos dados. No entanto, o acréscimo, em nenhum caso, é superior a 0,001, ou seja, o aumento no poder explicativo dos modelos é inferior a 0,1 p.p. Isto pode ser um sinal de que, apesar de estar presente, a sazonalidade não parece afetar a capacidade de previsão com os modelos propostos. Mas, como não havia interesse em prever o comportamento dos retornos e, sim, identificar momentos favoráveis para investimentos, trabalhou-se com os dados dessazonalizados e, mais adiante, tentou-se avaliar como o processo de dessazonalização tem efeito sobre os resultados encontrados, já que um dos objetivos deste trabalho é selecionar a metodologia mais parcimoniosa no que diz respeito a estimativa de coeficientes e, no caso de dados dessazonalizados, parece óbvio que não se trata do modelo mais enxuto que pode ser considerado.

TABELA 6.3: RESUMO DAS ESTIMATIVAS DOS MODELOS DE RETORNO

	PETRA4	VALE5	BBDC4	USIM5	ITAU4	CSNA3	GGBR4	VALE3	BRKM5	TNLP4
<b>AR (1)</b>										
$\phi_1$	0,1251	0,0555	0,1300	0,1259	0,1475	0,1324	0,1104	0,0147	0,1406	0,0492
Estat t	6,5778	2,9033	6,8408	6,6230	7,7935	6,9769	5,7963	0,7674	7,4120	1,9457
$c_1$	0,0016	0,0019	0,0015	0,0016	0,0018	0,0018	0,0020	0,0021	0,0017	0,0008
$R^2$	0,0155	0,0031	0,0169	0,0158	0,0217	0,0176	0,0123	0,0002	0,0198	0,0025
<b>MA (1)</b>										
$\theta_1$	-0,1361	-0,0584	-0,1427	-0,1238	-0,1570	-0,1312	-0,1035	-0,0138	-0,1358	-0,0539
Estat t	-7,1620	-3,0497	-7,5114	-6,5166	-8,2991	-6,9051	-5,4289	-0,7205	-7,1481	-2,1296
$c_2$	0,0018	0,0020	0,0017	0,0018	0,0021	0,0020	0,0022	0,0021	0,0019	0,0009
$R^2$	0,0171	0,0033	0,0187	0,0156	0,0232	0,0174	0,0115	0,0002	0,0191	0,0028
<b>ARMA (1,1)</b>										
$\phi_1$	-0,1146	-0,1694	-0,2082	0,1714	-0,0706	0,1795	0,3722	0,3292	0,2595	0,7886
Estat t	-0,8276	-0,5136	-1,6485	1,1570	-0,5768	1,2451	2,3695	0,4976	1,9696	3,3399
$\theta_1$	-0,2483	-0,2284	-0,3469	0,0461	-0,2260	0,0477	0,2641	0,3131	0,1215	0,8166
Estat t	-1,8379	-0,7005	-2,8643	0,3064	-1,8875	0,3250	1,6207	0,4692	0,8967	3,6331
$c_3$	0,0020	0,0024	0,0020	0,0015	0,0022	0,0017	0,0014	0,0014	0,0014	0,0002
$R^2$	0,0177	0,0036	0,0198	0,0157	0,0235	0,0174	0,0134	0,0003	0,0200	0,0021
<b>ARCH (1)</b>										
$\alpha_1$	0,5372	0,4603	0,3908	0,3508	0,3526	0,3391	0,2243	0,1333	0,2743	0,4012
Estat t	17,1669	18,4128	17,5055	13,3460	13,3629	12,2937	11,0934	6,8775	12,1916	15,4396
$\alpha_0$	0,0006	0,0005	0,0005	0,0008	0,0005	0,0007	0,0008	0,0008	0,0007	0,0007
$R^2$	0,0135	0,0031	0,0160	0,0153	0,0207	0,0175	0,0122	0,0013	0,0190	0,0024
<b>EWMA</b>										
$\lambda$	0,0125	0,0000	0,0063	0,0094	0,0094	0,0000	0,0094	0,0125	0,0188	0,0000
$R^2$	0,0018	0,0000	0,0013	0,0052	0,0026	0,0000	0,0016	0,0054	0,0151	0,0000
<b>Mudança de Regime</b>										
$\phi_{1,1}$	0,0964	-0,0148	0,1007	0,1218	0,1058	0,0849	0,0589	-0,0719	0,0918	0,0409
Estat t	3,6747	-0,5564	3,8271	4,4403	3,9320	3,1209	2,1900	-2,8394	3,4261	1,1330
$\phi_{0,1}$	0,0003	-0,0009	0,0003	0,0014	0,0002	-0,0002	-0,0001	-0,0012	-0,0003	0,0005
$\beta$	0,0027	0,0060	0,0025	0,0004	0,0032	0,0042	0,0047	0,0079	0,0043	0,0008
Estat t	1,5477	3,8030	1,5920	0,1642	2,1321	2,4301	2,7449	5,1362	2,5805	0,3336
$R^2$	0,0164	0,0084	0,0178	0,0158	0,0232	0,0197	0,0150	0,0098	0,0222	0,0025

## 6.2 GRÁFICOS DE CONTROLE

Este trabalho pretende adotar uma abordagem empírica para a definição de momentos de compra e venda de ações porque sua ênfase não contempla a escolha de um modelo com capacidade preditiva das cotações ou de seus retornos. Assim, não será aplicado o controle estatístico de processos (CEP), mas uma abordagem empírica inspirada em CEP. A idéia é utilizar limiares superior e inferior para os retornos, ou para alguma fração destes, que sejam limiares de decisão para compra ou venda. Apesar da semelhança com gráficos de controle, não se trata de gráficos de controle, pois estes se aplicam a situações em que o objetivo é detectar a eventual presença de causas especiais de variação em processos, para neles intervir, eliminando-as. Os limiares a serem utilizados serão determinados empiricamente, pois as fórmulas para determinação dos limites de gráficos de controle baseiam-se em um modelo de processo que aqui não se aplica, visando manter a probabilidade de alarme falso num nível suficientemente baixo, enquanto que aqui não há como definir “alarme falso” ou “alarme verdadeiro”, dado que o modelo subjacente de processo é outro. Limites de controle em gráficos de controle são relacionados aos erros do tipo I e II em testes de hipóteses, enquanto que os limites para as estratégias que aqui se propõem são limiares de decisão que visam maximizar o retorno; não se trata de teste de hipóteses e por isso a teoria de testes de hipóteses não se aplica à sua determinação.

### 6.2.1 Histórico dos Gráficos de Controle

O início formal do Controle Estatístico de Processos ocorre no início da década de 20 quando Walter A. Shewhart desenvolveu um gráfico de controle para ser utilizado na empresa da qual era funcionário, a *Bell Telephone Laboratories*. Sua concepção foi baseada na idéia de que deveria ser utilizado por operários e, portanto, necessitava ser simples em termos de elaboração e interpretação. Mas seu valor só começa a ser reconhecido após a II Guerra Mundial com a sua utilização para auxiliar a reconstrução japonesa ao longo da década de 50.

Uma das principais, e talvez mais conhecida, ferramentas do CEP são os gráficos de controle, desenvolvidos para monitorar processos. Sua importância advém do fato destes gráficos serem eficazes no sentido de sugerir que determinada variabilidade de um processo se deve a causas aleatórias (neste

caso o processo é classificado como estando “sob controle”, pois as alterações apuradas são inerentes ao próprio fenômeno em estudo) ou causas “especiais” (quando não estão correlacionadas ao processo) Estando sob controle, normalmente não há o que possa ser feito, no curto prazo, para reduzir as variações encontradas a não ser que se promovam mudanças estruturais mais significativas (de tecnologia, por exemplo). Mas havendo causas especiais, muitas vezes é possível identificar o motivo de sua ocorrência e tomar medidas no sentido de eliminá-las.

Os gráficos de controle têm sua construção baseada na coleta de amostras e em limites de probabilidade, sendo bastante utilizados no sentido de ajudar no monitoramento de processos produtivos. Permitem o estudo e acompanhamento de medidas de interesse. Equivalem à aplicação periódica de testes de hipóteses, para determinar se um conjunto de dados tem comportamento razoavelmente estável, sob controle. Apenas este monitoramento é suficiente para que, muitas vezes, seja possível implementar ações corretivas, para eliminar as causas especiais e reverter uma tendência anormal em formação. Na maioria dos casos, traduz-se em benefícios materiais e/ou financeiros.

Um gráfico de controle será tão mais eficaz quanto menor for o tempo para se detectar mudanças no processo que se quer analisar. E este tempo tende a ser tão menor quanto maior for a amostra coletada pelo responsável pela elaboração do gráfico. No entanto, é essencial que se faça uma análise detalhada para que o custo de implantação do gráfico de controle não seja excessivo e, portanto, torne inviável a sua utilização. Assim, o uso de gráficos de controle pressupõe um estudo preliminar para que se determinem os parâmetros que serão considerados: tamanho das amostras, intervalo de tempo entre amostragens e identificação do fator que estabelece o posicionamento dos limites de controle no gráfico.

Modernamente os gráficos de controle deixaram de ser exclusividade dos processos industriais, onde se destinavam ao monitoramento de ‘chão de fábrica’, tendo sido incorporados a diversos outros setores, estando entre eles o acompanhamento de diversas variáveis macroeconômicas, como desempenho da balança comercial.

A operação dos gráficos de controle é simples: periodicamente, retira-se uma amostra de  $n$  itens do processo (uma amostra) ; mede-se nesses itens o valor da variável (característica de qualidade) de interesse; calculam-se as

estatísticas de interesse dessa amostra. No caso dos gráficos de Shewhart, “O monitoramento é realizado através da análise periódica de amostras (...). Para cada amostra, é calculada a média  $\bar{X}$  dos valores medidos e a amplitude amostral R (diferença entre o maior e o menor valores da amostra). Os valores de  $\bar{X}$  e R das diversas amostras são marcados, respectivamente, nos gráficos de média e amplitude.”<sup>5</sup> A diferença para estes gráficos e uma plotagem em ordem cronológica é que, nos gráficos de controle, encontra-se, também, um limite superior de controle (LSC), um limite inferior de controle (LIC) e uma linha média (LM), calculados com base na distribuição de probabilidades teórica (determinadas quando o processo em estudo encontra-se livre de causas especiais) da variável X (as fórmulas para seu cálculo são extremamente simples e serão apresentadas mais adiante neste capítulo).

Os gráficos de controle de Shewhart utilizam como princípio a idéia de que cada característica que se deseja estudar está associada a uma distribuição de probabilidades (comumente representada pela distribuição normal ou gaussiana), ou seja, o processo produtivo não pode ser descrito como um processo matemático, pois não é possível produzir dois itens exatamente iguais. Isto se deve ao que se chama de “variabilidade natural do processo”, resultado de variações não controláveis e de origem aleatória. Quando determinada amostra gera uma observação que, ao ser plotada, encontra-se entre os dois limites de controle, isto significa que as alterações encontradas devem-se apenas às suas próprias causas de variabilidade e entende-se que o processo em estudo está “sob controle”. Se, porém, o ponto estiver fora desses limites, entende-se que o processo está sujeito a causas especiais, devendo ser feita uma investigação para identificá-las e uma conseqüente intervenção para eliminá-las, pois o processo sob avaliação pode apresentar um deslocamento da sua média e/ou dispersão, implicando em prejuízos financeiros já que leva à produção de bens cujas características não atendem às suas especificações originais.

Mas os gráficos de Shewhart foram desenvolvidos para monitoramento de ambientes onde a variável X é independente e identicamente distribuída (i.i.d.), ou seja, o valor de determinada amostra coletada não está correlacionado aos demais valores desta amostra, nem aos valores de outras amostras. No entanto, na vida prática é comum nos depararmos com processos interdependentes, ou

---

<sup>5</sup> In COSTA *et al.* (2004), p.28

seja, processos nos quais o valor observado hoje explica parte do valor observado amanhã.

Com a utilização das técnicas de controle, percebeu-se que os gráficos de Shewhart são lentos em detectar alterações de magnitude pequena ou moderada nos parâmetros do processo. Com o tempo, outros procedimentos (outros gráficos de controle) foram desenvolvidos, mais sensíveis a alterações de menor magnitude, Entre eles encontra-se o gráfico de controle da Média Móvel Ponderada Exponencialmente (em inglês, Exponentially Weighted Moving Average, ou EWMA).

Originalmente introduzidos por Roberts no final da década de 50, os gráficos de Média Móvel Ponderada Exponencialmente (EWMA) são mais sensíveis que os de Shewhart para detectar pequenas alterações no processo. Desta forma, quando se deseja identificar pequenas mudanças na média do processo, o gráfico EWMA serve como uma alternativa mais eficiente ao gráfico de Shewhart.

Neste trabalho estes dois gráficos serão utilizados para que se possa detectar, de forma empírica, se subdivisões dos seus limiares podem gerar um mecanismo capaz de antecipar, ao investidor de bolsa de valores, momentos favoráveis para compra e/ou venda de papéis.

### **6.2.2 Análise de Autocorrelação**

Após a modelagem dos retornos, conforme descrito na seção 6.1, foram plotados os resíduos encontrados conforme a metodologia existente para construção de gráficos de controle. Seguindo o caminho traçado anteriormente na dissertação de mestrado, optou-se, inicialmente, pela montagem de gráficos de controle de Shewhart. No entanto, não se descartou a hipótese de que outros gráficos de controle menos tradicionais poderiam fornecer resultados diferentes. Por esse motivo, resolveu-se testar a metodologia proposta utilizando-se, também, os gráficos EWMA para a identificação das melhores estratégias.

Uma característica que poderia impactar os resultados finais da estratégia seria o uso de gráficos com dados que ainda tivessem algum grau de dependência. Assim, uma investigação realizada antes da montagem dos gráficos de controle, foi a verificação de uma possível existência de autocorrelação dos resíduos, mesmo após a filtragem realizada com o uso dos modelos de séries temporais. Neste caso, adotou-se o teste de Durbin-Watson

para verificar se ainda haveria indícios de autocorrelação de 1ª ordem mesmo depois do tratamento dado à base de dados original. A Tabela 6.4 apresenta os valores das estatísticas de teste encontrados para cada modelo.

Apenas em alguns poucos modelos, destes todos estimados a partir do alisamento dos resíduos por um modelo EWMA, os resíduos continuaram apresentando autocorrelação. Vale destacar que as linhas referentes a modelos “SEM\_TRAT” relacionam-se à série original de ln dos retornos (e não são resíduos), ou seja, sem a filtragem anteriormente proposta e, portanto, não é surpreendente observar que a autocorrelação existe em seis das dez ações consideradas. Adicionalmente, para estes casos (dados originais com autocorrelação) os retornos parecem apresentar correlação de primeira ordem, positiva e com valores abaixo de 0,2. Esta última constatação foi uma surpresa, pois esperávamos encontrar um grau de dependência maior entre dois dias consecutivos de negociação, mas isto pode ser resultante do fato de se estar lidando com o retorno das ações e não com os seus preços propriamente ditos.

Adicionalmente, é interessante observar que os únicos resíduos que ainda apresentam autocorrelação são os resultantes da aplicação de modelos EWMA à base de dados, o que pode ser uma pista de que este não é um bom modelo para a operacionalização da ferramenta que se deseja montar.

TABELA 6.4: RESULTADOS DO TESTE DE DURBIN-WATSON

AÇÃO	MODELO	ESTAT p	ESTAT d	CONCLUSÃO
P E T R 4	SEM TRAT	0,12884	1,74232	com indício de correl
	AR	0,00705	1,98591	sem indício
	MA	-0,00420	2,00840	sem indício
	ARMA	-0,00251	2,00502	sem indício
	EWMA	0,11377	1,77247	teste inconclusivo
	ARCH	0,04419	1,91161	sem indício
V A L E 5	SETAR	0,00577	1,98847	sem indício
	SEM TRAT	0,06230	1,87540	sem indício
	AR	0,00179	1,99642	sem indício
	MA	-0,00131	2,00261	sem indício
	ARMA	-0,00204	2,00409	sem indício
	EWMA	0,05905	1,88189	sem indício
B B D C 4	ARCH	0,06860	1,86281	sem indício
	SETAR	-0,00070	2,00141	sem indício
	SEM TRAT	0,13645	1,72709	com indício de correl
	AR	0,00819	1,98362	sem indício
	MA	-0,00504	2,01008	sem indício
	ARMA	-0,00094	2,00188	sem indício
U S I M 5	EWMA	0,12723	1,74554	com indício de correl
	ARCH	-0,01183	2,02366	sem indício
	SETAR	0,00608	1,98783	sem indício
	SEM TRAT	0,12970	1,74060	com indício de correl
	AR	0,00047	1,99906	sem indício
	MA	0,00192	1,99616	sem indício
I T A U 4	ARMA	0,00097	1,99806	sem indício
	EWMA	0,11198	1,77603	teste inconclusivo
	ARCH	0,01796	1,96407	sem indício
	SETAR	-0,00040	2,00080	sem indício
	SEM TRAT	0,15450	1,69099	com indício de correl
	AR	0,00633	1,98734	sem indício
C S N A 3	MA	-0,00371	2,00741	sem indício
	ARMA	-0,00199	2,00398	sem indício
	EWMA	0,14024	1,71952	com indício de correl
	ARCH	0,03758	1,92483	sem indício
	SETAR	0,00633	1,98733	sem indício
	SEM TRAT	0,13837	1,72327	com indício de correl
G G B R 4	AR	0,00114	1,99772	sem indício
	MA	0,00177	1,99646	sem indício
	ARMA	0,00158	1,99685	sem indício
	EWMA	0,13814	1,72373	com indício de correl
	ARCH	0,00113	1,99774	sem indício
	SETAR	-0,00187	2,00374	sem indício
V A L E 3	SEM TRAT	0,11705	1,76589	teste inconclusivo
	AR	-0,00318	2,00635	sem indício
	MA	0,00396	1,99209	sem indício
	ARMA	-0,00033	2,00066	sem indício
	EWMA	0,11404	1,77191	teste inconclusivo
	ARCH	0,00672	1,98655	sem indício
B R K M 5	SETAR	-0,00424	2,00847	sem indício
	SEM TRAT	0,02134	1,95731	sem indício
	AR	-0,00121	2,00242	sem indício
	MA	-0,00029	2,00059	sem indício
	ARMA	-0,00219	2,00438	sem indício
	EWMA	-0,00133	2,00267	sem indício
T N L P 4	ARCH	-0,03851	2,07702	sem indício
	SETAR	-0,00228	2,00456	sem indício
	SEM TRAT	0,14566	1,70868	com indício de correl
	AR	-0,00152	2,00305	sem indício
	MA	0,00351	1,99298	sem indício
	ARMA	0,00061	1,99878	sem indício
T N L P 4	EWMA	0,11307	1,77385	teste inconclusivo
	ARCH	-0,00079	2,00157	sem indício
	SETAR	-0,00555	2,01110	sem indício
	SEM TRAT	0,05343	1,89315	sem indício
	AR	0,00394	1,99212	sem indício
	MA	-0,00105	2,00210	sem indício
T N L P 4	ARMA	0,07584	1,84832	sem indício
	EWMA	0,06612	1,86777	sem indício
	ARCH	0,01137	1,97727	sem indício
	SETAR	0,00730	1,98540	sem indício



### 6.2.3 Gráficos de Shewhart

Os gráficos de controle normalmente são importantes para se detectar alterações na dinâmica ou no parâmetro de processos de produção. No caso de haver alterações, isto deverá implicar na plotagem de pontos que excedem os limites de controle (acima de LSC ou abaixo de LIC). Espera-se que diferenças relevantes entre o modelo de previsão e a série de retornos propriamente dita (os resíduos) possam ser indicadores de que ocorreu um comportamento anormal do mercado que deverá ser corrigido a curto prazo. Assim, “Um resíduo positivo excepcionalmente grande (acima do LSC) indicaria uma tendência de aumento na variável (pois o modelo estará subestimando os valores desta), e, simetricamente, um grande resíduo negativo (abaixo do LIC), indicaria uma provável redução no valor da variável considerada, em relação aos valores previstos pelo modelo.”<sup>6</sup> É por acreditar nesta hipótese que resolvemos aplicar os gráficos de controle de Shewhart aos dados coletados.

Como se está lidando com o resíduo calculado a partir dos valores das cotações de fechamento das ações, acredita-se que o gráfico de observações individuais (gráfico de X) é o mais adequado. A este se adiciona o gráfico  $\overline{mR}$  que poderá ser útil na escolha das estratégias. Assim, seguindo os limites de controle definidos (ver, por exemplo, Wheeler & Chambers, 1992) definidos a seguir, é possível montar os gráficos em planilha eletrônica Excel.

**TABELA 6.5: LIMITES DE CONTROLE – GRÁFICO X (SHEWHART)**

GRÁFICO	LIC	LC	LSC
X	$LC - 2,66LC_{mR}$	$\bar{X} = \sum_{i=1}^n X_i / n$	$LC + 2,66LC_{mR}$
$\overline{mR}$	–	$\sum_{i=2}^n  X_i - X_{i-1}  / (n-1)$	$3,268 * LC_{mR}$

onde:

$$X_i = \ln RD_i = \ln (CA_i / CA_{i-1});$$

$$LC_{mR} = \sum_{i=2}^n |X_i - X_{i-1}| / (n-1);$$

$$|X_i - X_{i-1}| = |\ln RD_i - \ln RD_{i-1}| = VP \text{ (variação entre os dias).}$$

<sup>6</sup> In AMARAL (2004), p.40

Os gráficos de controle apresentados a seguir referem-se aos obtidos a partir dos dados dessazonalizados da ação com maior representatividade no Ibovespa (PETR4). As figuras referentes às demais ações estão apresentadas no Anexo C desta tese. Como não foi encontrada, na teoria disponível, resposta para a diferença de comportamento dos fatores sazonais das diferentes ações, supôs-se que seria mais razoável não admitir uma sazonalidade média e trabalhou-se, então, com a hipótese de que cada ação tem o seu próprio comportamento sazonal.

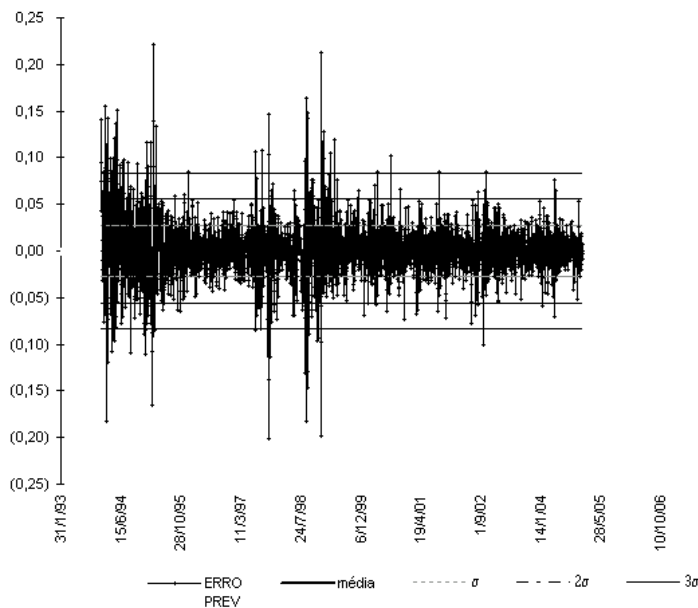


Figura 6.1 - Gráfico de Controle X - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: AR

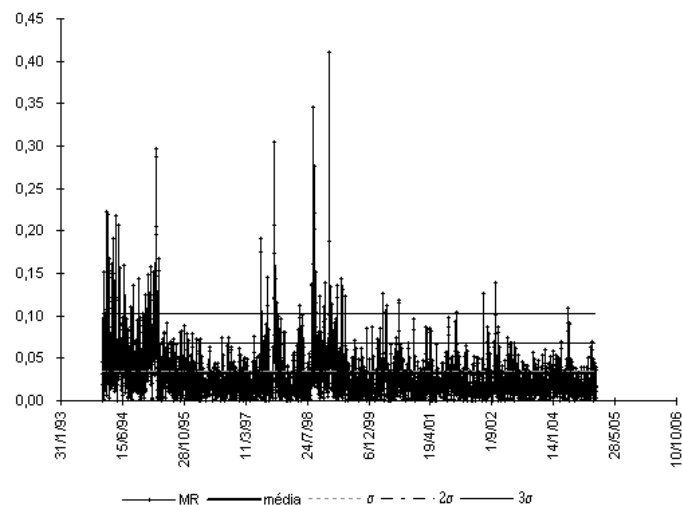


Figura 6.2 - Gráfico de Controle mR - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: AR

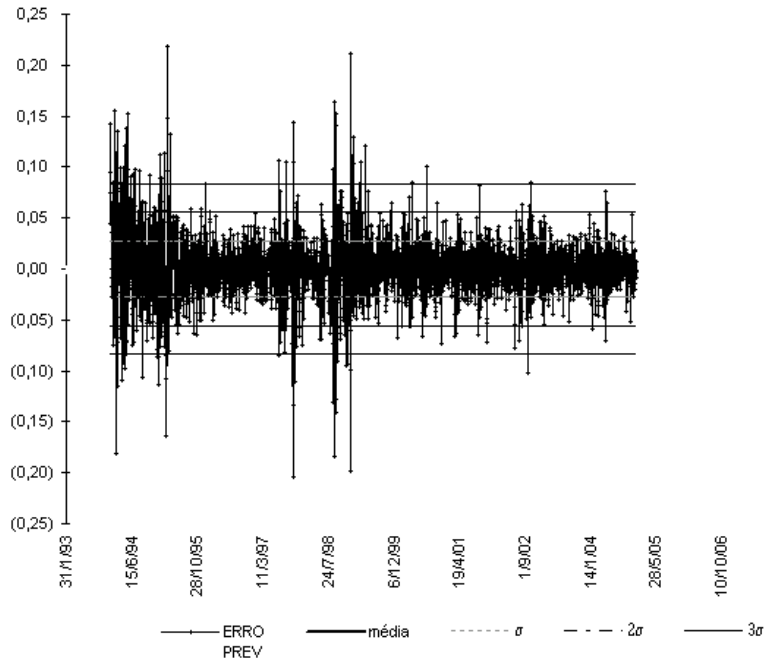


Figura 6.3 - Gráfico de Controle X - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: ARMA

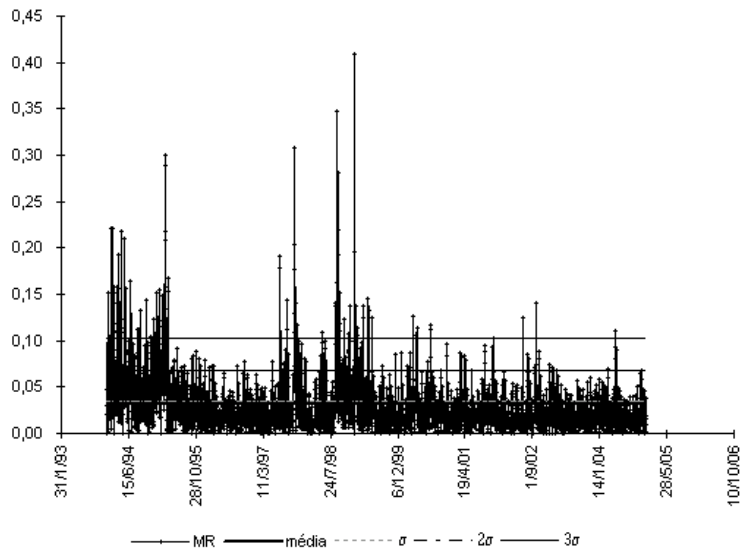


Figura 6.4 - Gráfico de Controle mR - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: ARMA

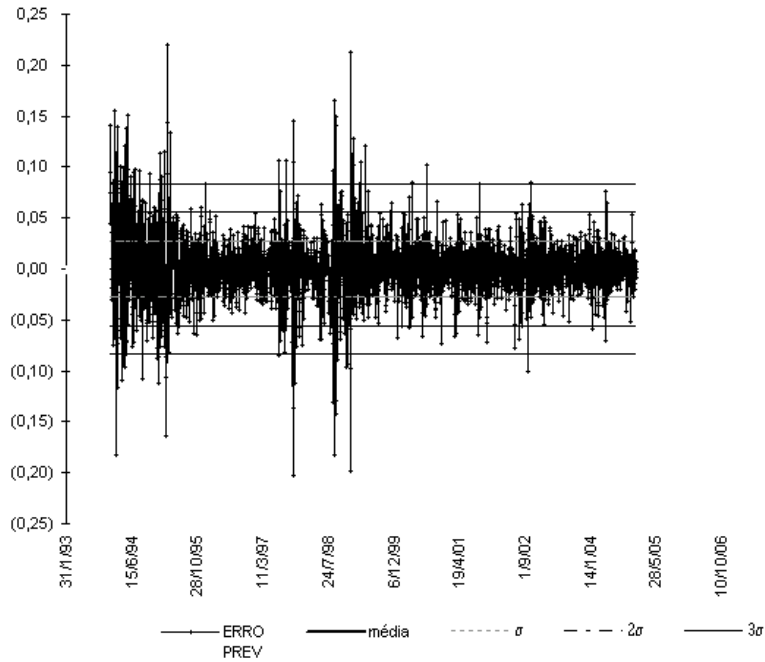


Figura 6.5 - Gráfico de Controle X - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: MA

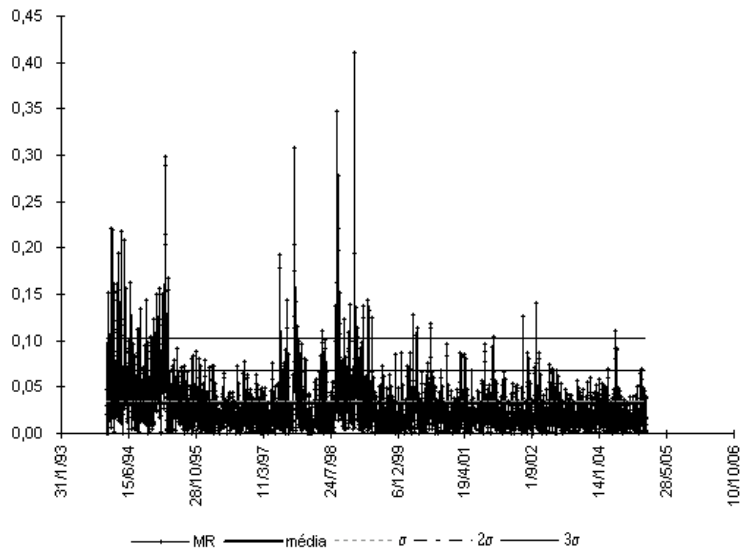


Figura 6.6 - Gráfico de Controle mR - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: MA

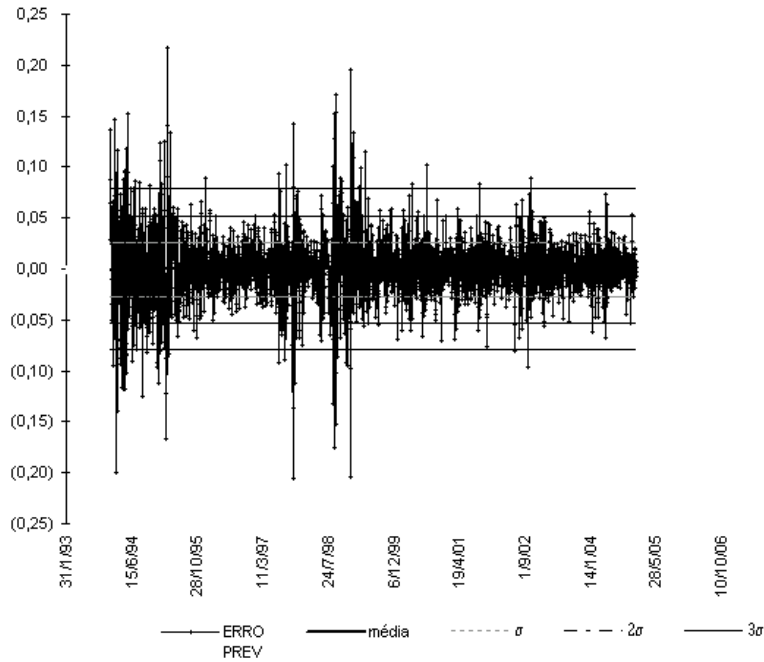


Figura 6.7 - Gráfico de Controle X - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: EWMA

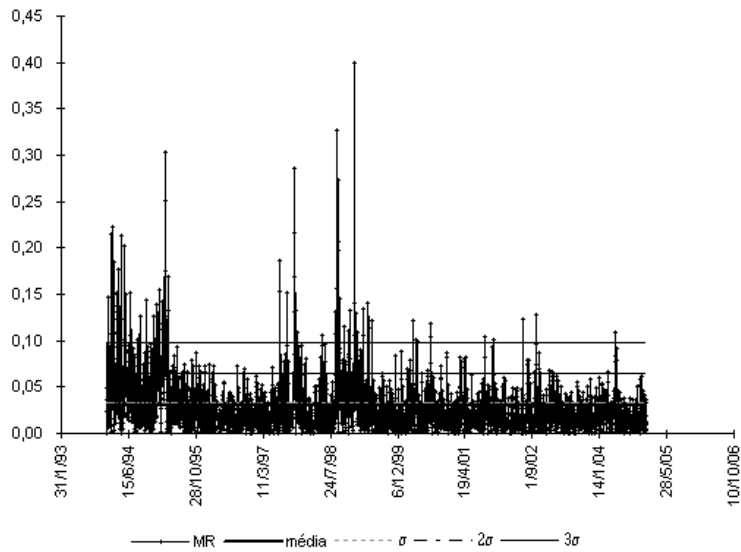


Figura 6.8 - Gráfico de Controle mR - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: EWMA

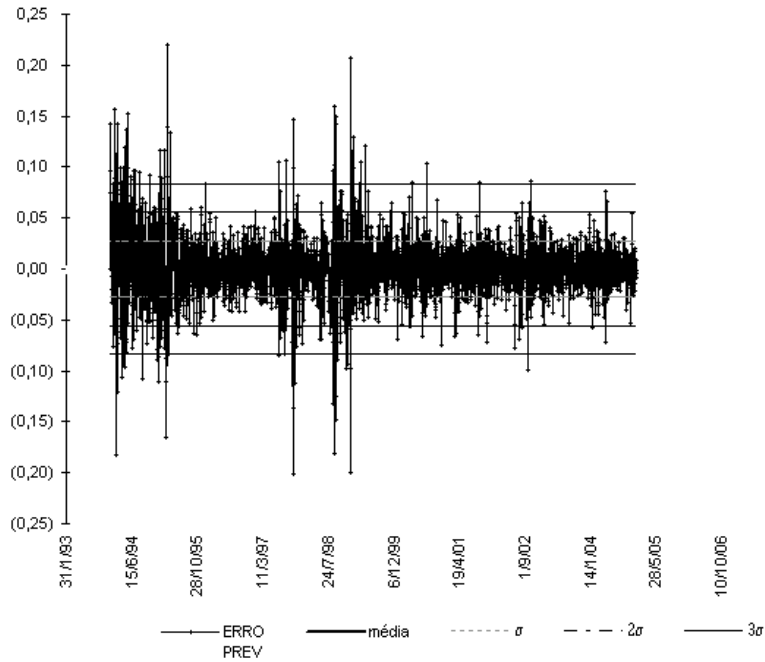


Figura 6.9 - Gráfico de Controle X - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: SETAR

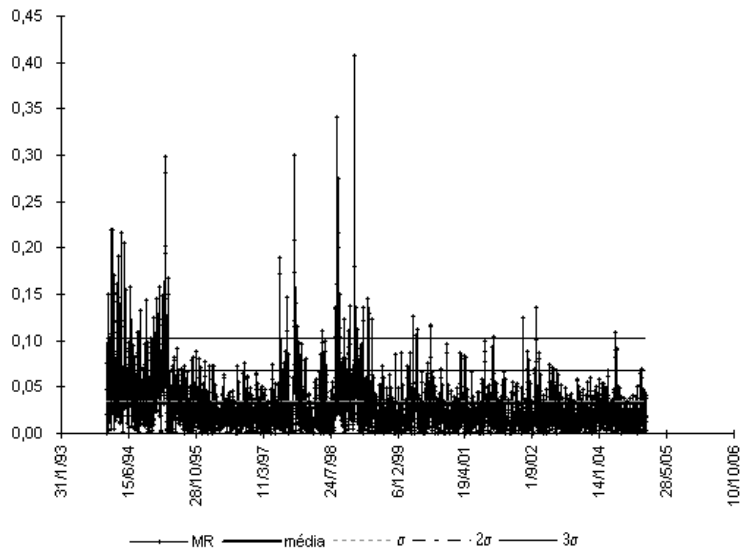


Figura 6.10 - Gráfico de Controle mR - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: SETAR

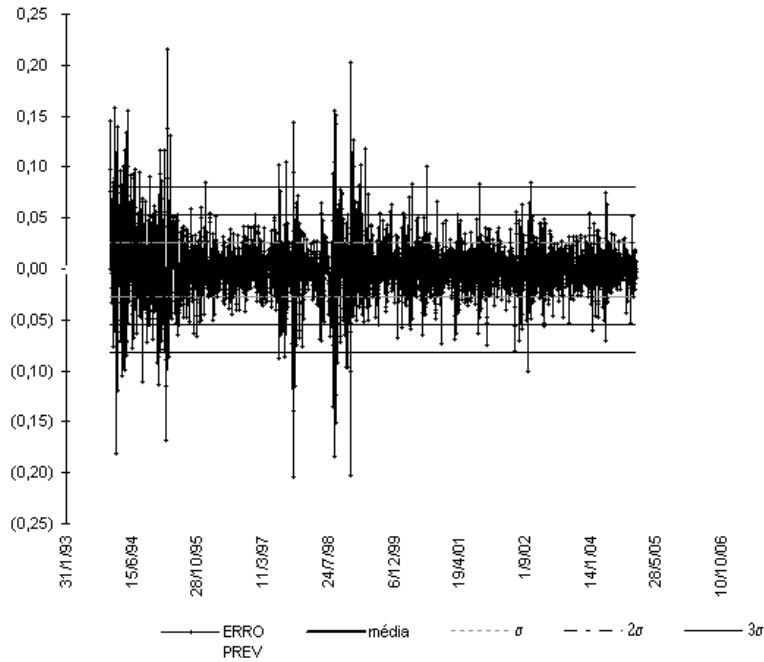


Figura 6.11 - Gráfico de Controle X - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: ARCH

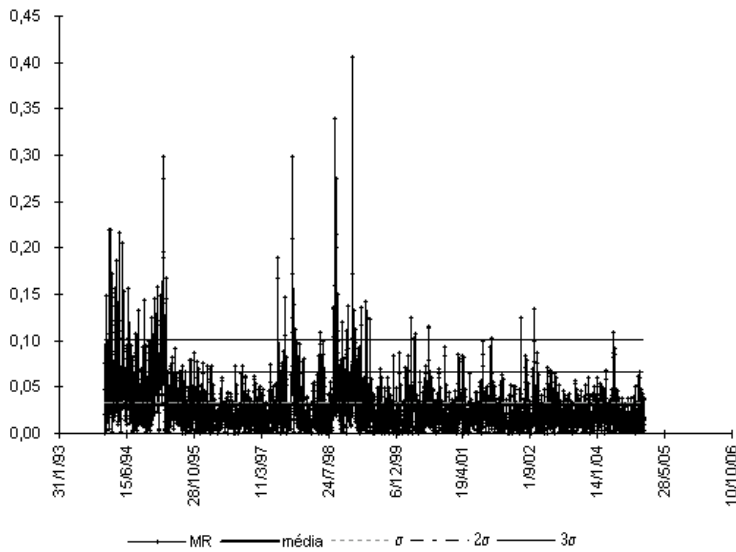


Figura 6.12 - Gráfico de Controle mR - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: ARCH

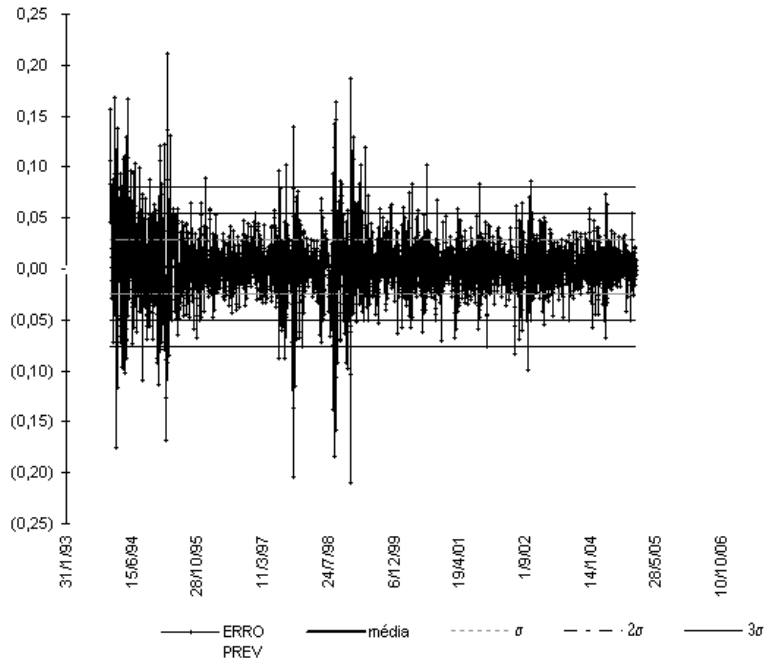


Figura 6.13 - Gráfico de Controle X - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: SEM\_TRAT

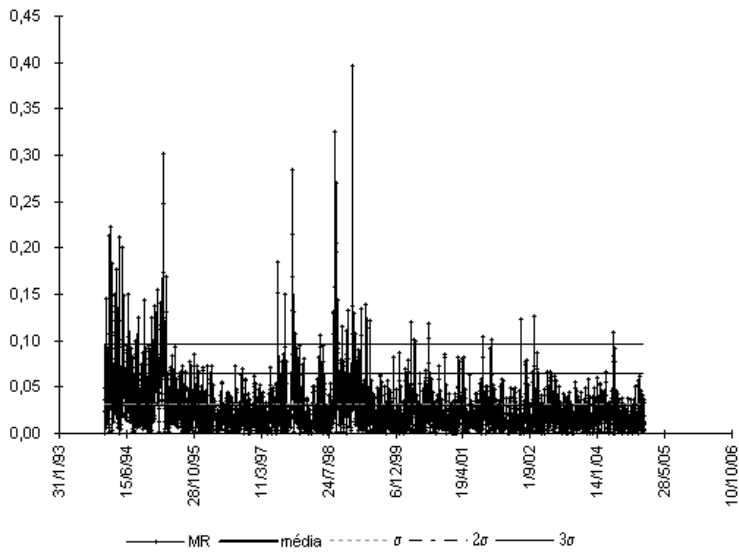


Figura 6.14 - Gráfico de Controle mR - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: SEM\_TRAT



Acreditando que o investidor padrão e as instituições interessadas em aplicar a metodologia proposta neste trabalho teriam dificuldades em detectar *outliers*, optou-se por não excluí-los do cálculo dos limites. Acredita-se que esta decisão não deverá afetar a eficiência da ferramenta, pois o efeito dos *outliers* e de uma eventual superestimação do desvio-padrão a que eles poderiam levar pode ser, pelo menos em parte, compensado pela possibilidade de utilizar limites com “larguras” diferentes de  $3\sigma$ : como se irá experimentar e selecionar os limites que forneçam melhor desempenho, os limites selecionados deverão estar automaticamente “adaptados” à estimativa de  $\sigma$  feita sem a eliminação dos *outliers*.

De modo geral, pode-se perceber que os gráficos de controle apresentam, visualmente, valores aleatoriamente distribuídos, sem que se possa detectar qualquer tendência, linear ou não linear, com a análise visual. Isto é comum a todas as dez ações acompanhadas.

Apesar de este trabalho estar fora do contexto tradicional de CEP (e, portanto, não se estarem eliminando *outliers* na amostra inicial, e nem haver processo no qual intervir quando ocorrerem pontos além dos limites de  $3\sigma$  dos gráficos), é interessante verificar as ocorrências de pontos com distância da média superior a  $3\sigma$ : mesmo que esta informação não afete a aplicação das estratégias, ela pode promover algum “*insight*”. Chama a atenção o fato destes pontos estarem concentrados até o primeiro trimestre do ano de 1999, independentemente do modelo de previsão escolhido. Isto pode ser devido à grande incidência de crises internas e externas entre 1997 e 1999, além da melhoria dos fundamentos econômicos brasileiros no século XXI.

Também existe uma incidência maior de pontos que ultrapassam os limites negativos (59,7% do total de pontos fora dos limites  $3\sigma$ ), mesmo depois do tratamento dado aos dados originais: é maior a quantidade de pontos negativos, além dos extremos negativos serem, em módulo, superiores aos extremos positivos. Isto corrobora tudo o que foi apontado pelos autores contrários ao CAPM cujas teorias estão resumidas no referencial teórico desta tese.

#### **6.2.4 Gráficos EWMA**

Os gráficos EWMA tendem a detectar mais rapidamente do que os gráficos de Shewhart pequenas variações na média de certos processos. Além dessa possível vantagem, observar os gráficos EWMA também pode trazer vantagens adicionais, pois é possível que não se consiga eliminar toda a correlação serial

com o uso dos modelos apresentados anteriormente. Neste caso, se os resíduos ainda apresentarem alguma correlação, o uso do gráfico EWMA, com os limites adequadamente “alargados”, deve fornecer boas estratégias, já que, conforme ZHANG (1998), nesta situação os gráficos EWMA apresentam um bom desempenho em CEP.

“Since the EWMA can be viewed as a weighted average of all past and current observations, it is very insensitive to the normality assumption.”<sup>7</sup>

Finalmente, há a vantagem de se poder aplicar um gráfico EWMA diretamente aos dados (com limites de controle adequadamente alargados), já que se trata de um dos métodos de controle estatístico de processos autocorrelacionados (conforme apontado no referencial teórico desta proposta, estudos empíricos revelam que dados de séries financeiras apresentam correlação), de modo que se possa experimentar o desempenho de estratégias que o aplicassem diretamente à série de retornos, ou seja, limiares para a estatística EWMA dos retornos.

O gráfico é construído a partir de valores individuais  $X_i$  amortecidos exponencialmente, ou seja:

$$Y_i = \lambda X_i + (1 - \lambda) Y_{i-1}$$

No caso do cálculo dos limites são definidos para os gráficos EWMA (por exemplo, em Montgomery):

$$LIC = \mu_0 - L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{(2-\lambda)} [1 - (1-\lambda)^{2i}]}$$

$$LC = \mu_0$$

$$LSC = \mu_0 + L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{(2-\lambda)} [1 - (1-\lambda)^{2i}]}$$

onde  $\mu_0 = \bar{X}$ ;

$$\bar{X} = \sum_{i=1}^n X_i / n \text{ e}$$

$$X_i = \ln RD_i = \ln (CA_i / CA_{i-1});$$

É fácil deduzir que o termo  $[1 - (1 - \lambda)^{2i}]$  converge em poucas amostras, sendo a velocidade de convergência maior quanto mais próximo de 1 for  $\lambda$ . Neste caso, quando  $\lambda = 1$  tem-se os limites tradicionais do gráfico de controle de Shewhart para  $L = 2,66$  e  $\sigma = LC_{mR}$ .

<sup>7</sup> In MONTGOMERY (2001), p. 333

Assim, para se construir os limites precisaríamos conhecer  $\sigma$ ,  $L$  e  $\lambda$ . O desvio-padrão ( $\sigma$ ) foi estimado com base nos valores amostrais de cada ação. Mas  $\lambda$  e  $L$  deveriam ser escolhidos com base em experimentação. Como se tratava de um processo extremamente trabalhoso que tiraria o foco do problema desta tese e que pouco deveria contribuir para o seu resultado final, já que os limites  $3\sigma$  não seriam os únicos valores testados para a aplicação das estratégias, optou-se por escolher os parâmetros citados embasados pelo artigo de CROWDER (1989), que demonstra que os pares ótimos de valores ( $\lambda$ ,  $L$ ) podem ser obtidos ao se fixar o ARL<sup>8</sup> em um valor de interesse. Apesar de esta escolha não ser de extrema relevância para o cálculo da estratégia, uma vez que serão experimentadas diversas frações dos limites do gráfico EWMA, optou-se por seguir a metodologia proposta no artigo supra-citado que indica que para cada  $\lambda$  existe um  $L$  correspondente que resultaria num ARL específico (no caso deste trabalho, este valor foi fixado em 370, o que corresponde a uma probabilidade de alarme falso de 0,0027 ou erro do tipo I de uma normal com valores superiores a  $3\sigma$ ). Tais valores de  $L$  são os valores, para o gráfico de EWMA, que correspondem aos limites de  $3\sigma$  para o gráfico de Shewhart. Seguindo a sugestão do autor, utilizamos, para  $\lambda = 0,6$ , o valor  $L = 3$  e para para  $\lambda = 0,2$ , o valor  $L = 2,85$ .

No sentido de verificar como a escolha destes valores afetaria o desempenho das estratégias, também observou-se o comportamento de gráficos EWMA construídos com um parâmetro  $\lambda$  bem menor. Assim, inclui-se na análise os gráficos de controle EWMA montados a partir dos valores  $L = 2,85$  e  $\lambda = 0,2$ .

---

<sup>8</sup> ARL: average run length, corresponde ao número esperado de observações até que se tenha um alarme falso.

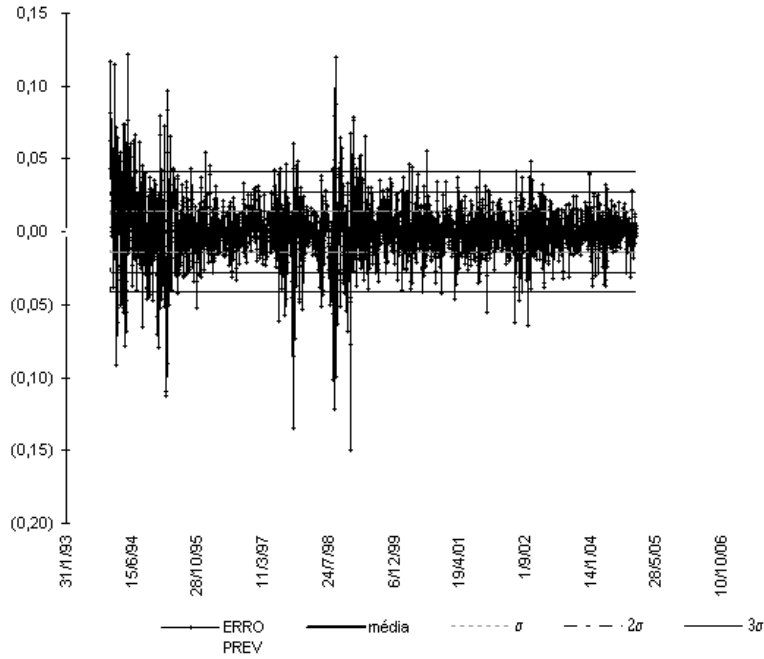


Figura 6.15 - Gráfico de Controle EWMA (lambda=0,6) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: AR

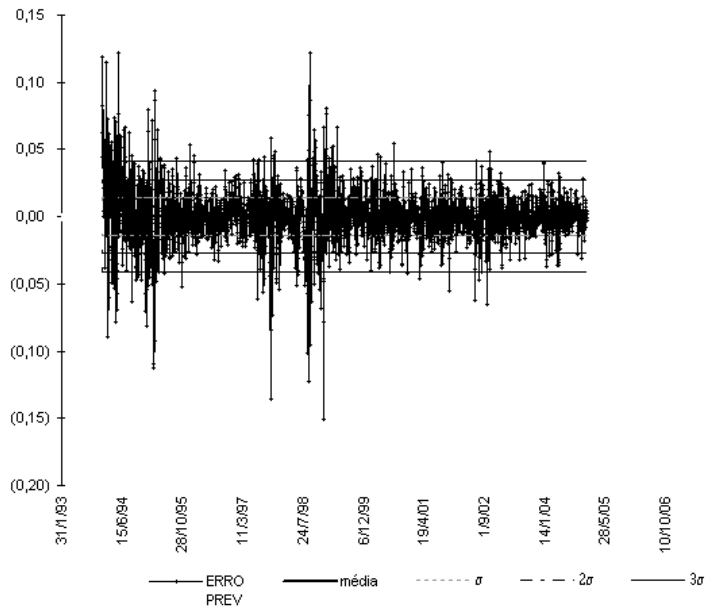


Figura 6.16 - Gráfico de Controle EWMA (lambda=0,6) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: ARMA

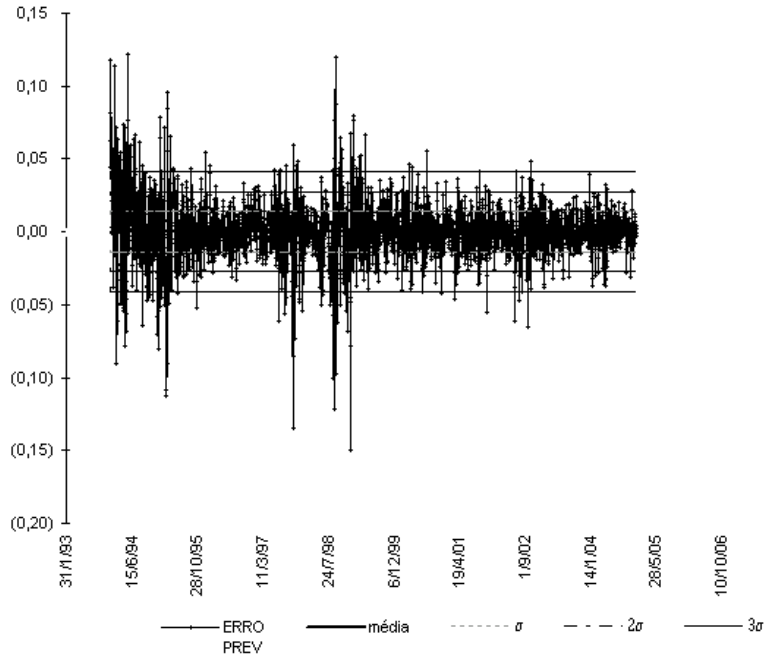


Figura 6.17 - Gráfico de Controle EWMA ( $\lambda=0,6$ ) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: MA

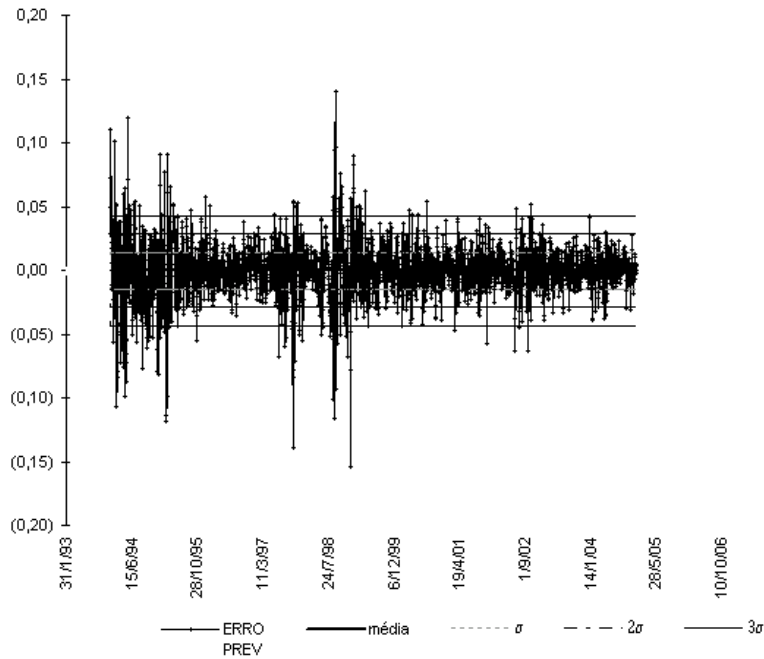


Figura 6.18 - Gráfico de Controle EWMA ( $\lambda=0,6$ ) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: EWMA

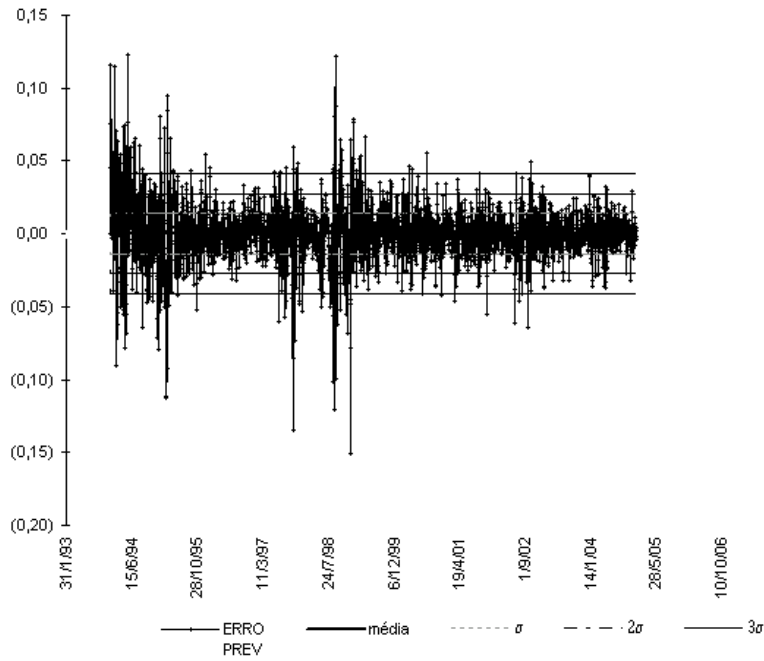


Figura 6.19 - Gráfico de Controle EWMA ( $\lambda=0,6$ ) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: SETAR

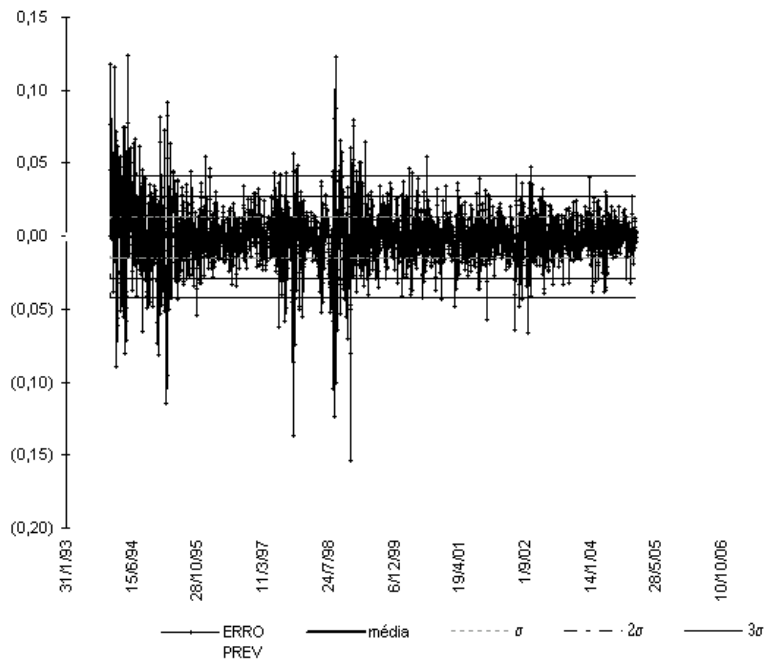


Figura 6.20 - Gráfico de Controle EWMA ( $\lambda=0,6$ ) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: ARCH

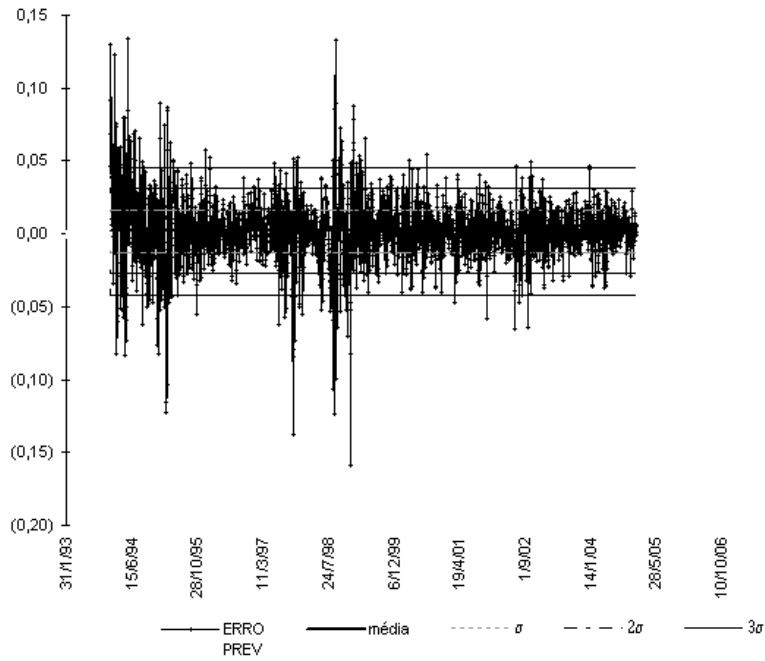


Figura 6.21 - Gráfico de Controle EWMA ( $\lambda=0,6$ ) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: SEM\_TRAT

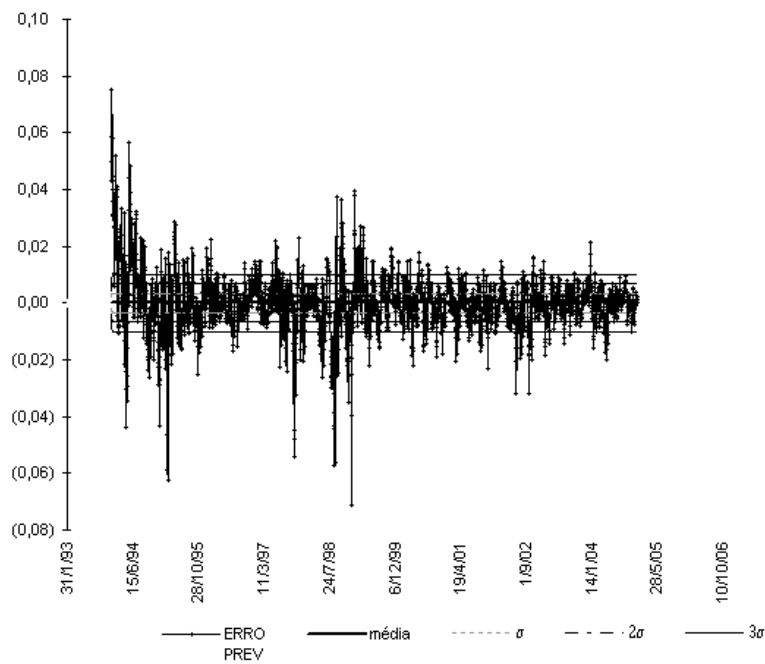


Figura 6.22 - Gráfico de Controle EWMA ( $\lambda=0,2$ ) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: AR

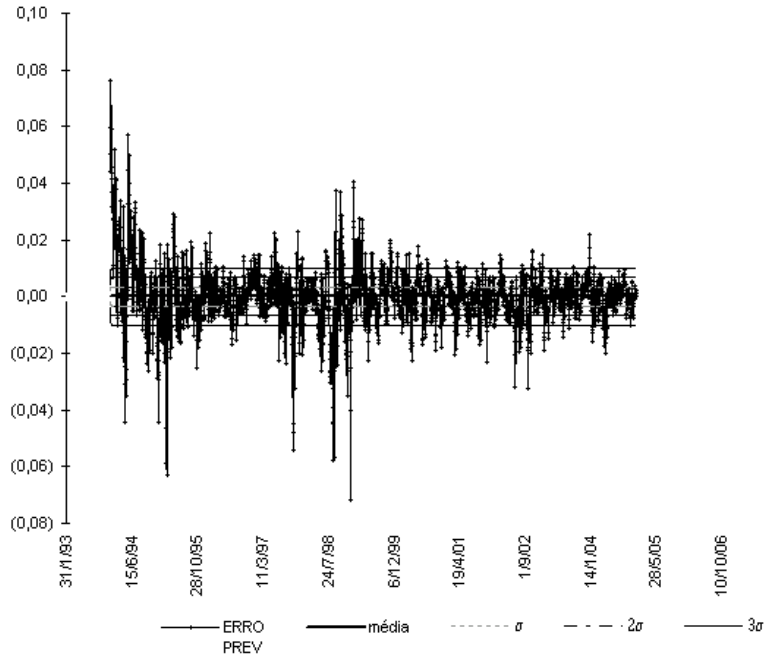


Figura 6.23 - Gráfico de Controle EWMA ( $\lambda=0,2$ ) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: ARMA

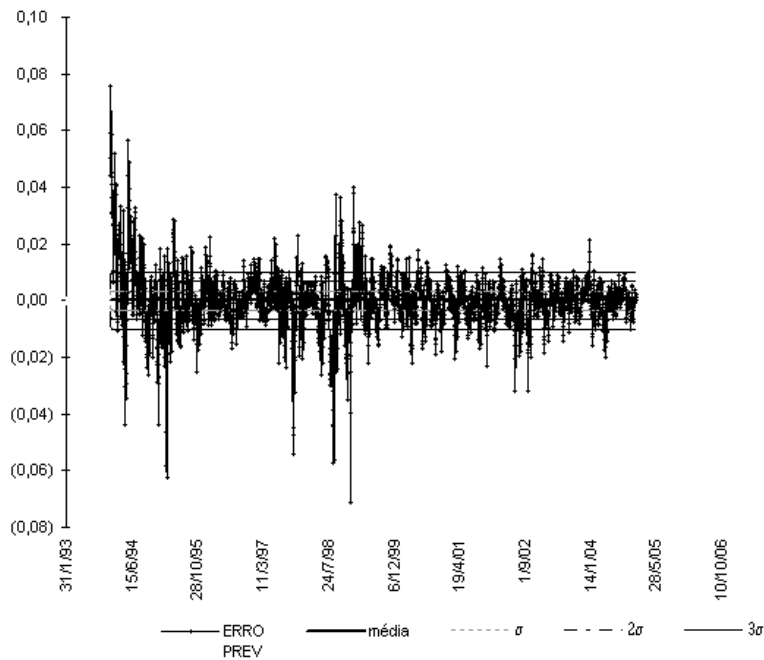


Figura 6.24 - Gráfico de Controle EWMA ( $\lambda=0,2$ ) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: MA



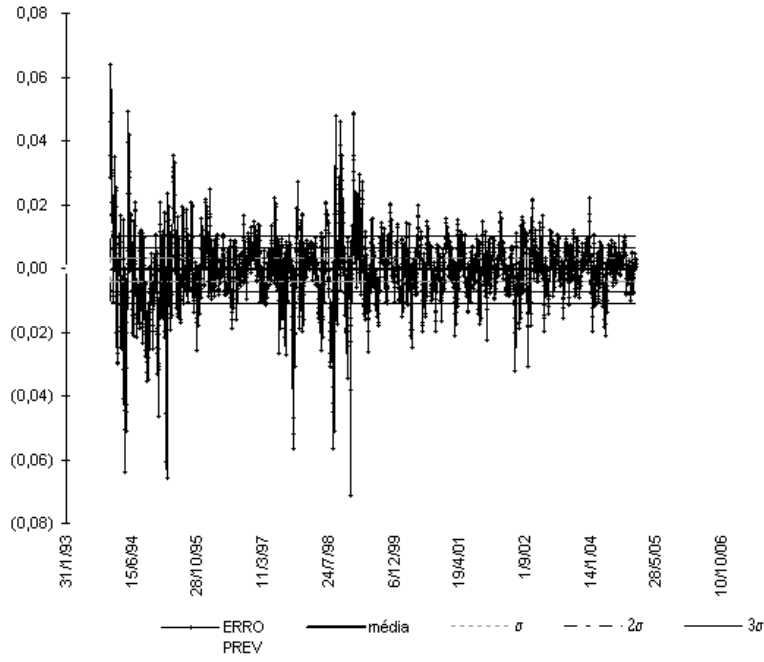


Figura 6.25 - Gráfico de Controle EWMA ( $\lambda=0,2$ ) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: EWMA

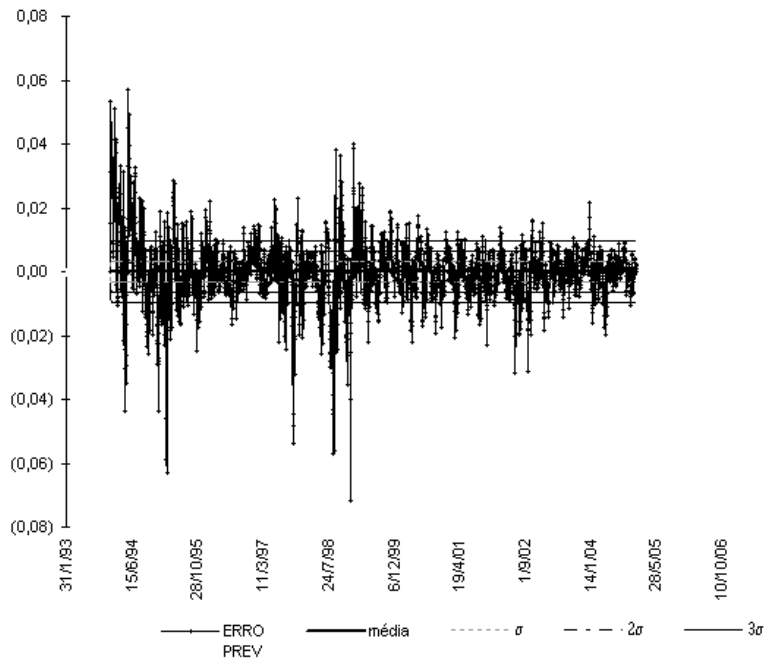


Figura 6.26 - Gráfico de Controle EWMA ( $\lambda=0,2$ ) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: SETAR

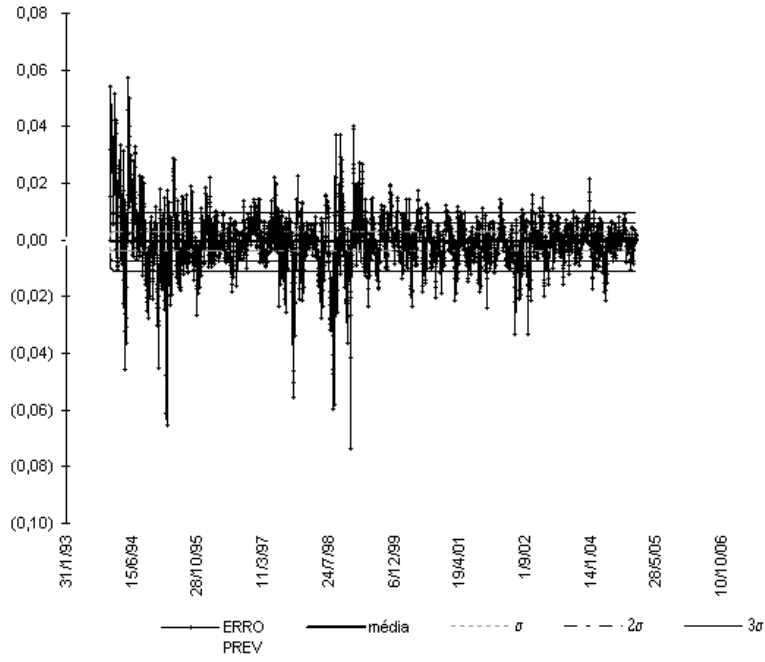


Figura 6.27 - Gráfico de Controle EWMA ( $\lambda=0,2$ ) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: ARCH

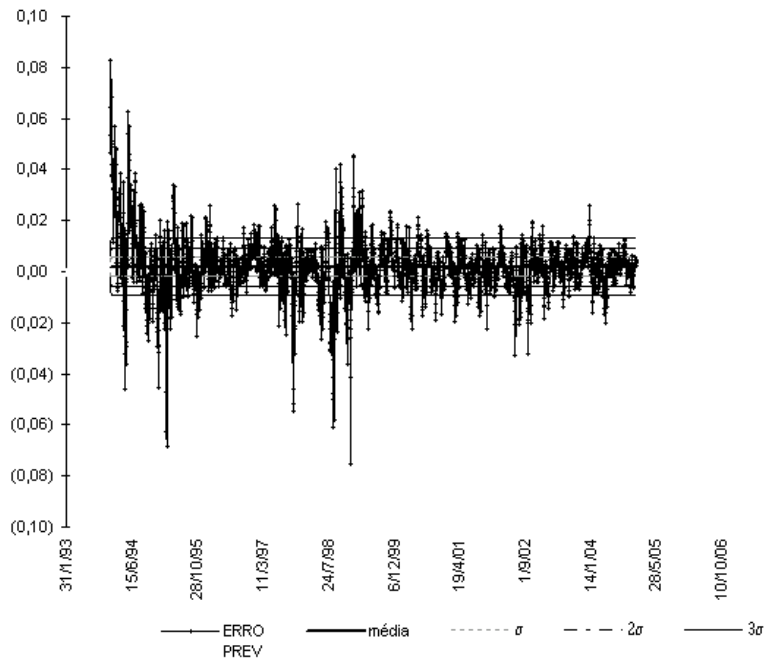


Figura 6.28 - Gráfico de Controle EWMA ( $\lambda=0,2$ ) - ln (Retorno Diário) - PETR4 - Modelo de Retorno: SEM\_TRAT

Mais uma vez, os demais gráficos encontram-se no Anexo C deste trabalho. De modo geral, pode-se observar que o comportamento dos gráficos EWMA é muito parecido com o encontrado nos gráficos de Shewhart, mas no conjunto de dados mais recentes verifica-se maior quantidade de observações extrapolando os limites LIC e LSC. A Tabela 6.6 nos dá uma idéia de como a estimativa de  $\sigma$  muda (e, conseqüentemente, os valores de LIC e LSC) em função do valor escolhido para  $\lambda$ <sup>9</sup>:

**TABELA 6.6: Valores estimados para  $\sigma$  de PETR4**

Modelo de Retorno	Gráfico Shewhart	Gráfico EWMA ( $\lambda = 0,6$ )	Gráfico EWMA ( $\lambda = 0,2$ )
SEM_TRAT	0,0326	0,0222	0,0117
AR	0,0324	0,0210	0,0106
ARMA	0,0323	0,0210	0,0107
MA	0,0323	0,0210	0,0106
SETAR	0,0323	0,0210	0,0103
EWMA	0,0326	0,0220	0,0111
ARCH	0,0324	0,0213	0,0106

É interessante perceber que mesmo mudando o modelo de previsão, a mudança nas estimativas para o desvio-padrão não é tão relevante quanto esperava-se, de modo que a diferença entre o valor mínimo e máximo apurados para  $\sigma$  não passa de 6% nos gráficos de Shewhart e EWMA com  $\lambda = 0,6$  e é inferior a 15% com o uso do gráfico EWMA com  $\lambda = 0,2$ . Como a escolha de  $\lambda$  é de fundamental relevância no cálculo dos valores plotados, quanto mais este parâmetro se aproxima de zero, menor a distância de cada limite de controle à LC do gráfico. Isso é, talvez, um indício de que devem ser encontradas alterações significativas na aplicação das estratégias ao se trocar o gráfico de controle que irá nortear as decisões de compra e venda de ações, mesmo que não seja alterado o modelo de previsão para os retornos.

As Tabelas 6.7, 6.8 e 6.9, a seguir, apresenta os valores para LSC e LIC para os dados dessazonalizados:

<sup>9</sup>  $\sigma$  é o valor do desvio-padrão dos erros de previsão observado para cada par modelo de retorno - gráfico de controle.

TABELA 6.7 - RESUMO DOS LIMITES LIC E LSC ENCONTRADOS - Gráficos de Shewhart

AÇÃO	LIMITE	AR	ARMA	MA	EWMA	SETAR	ARCH	SEM TRAT	máximo	mínimo	Δ abs	Δ %
PETR4	LSC	0,0832	0,0836	0,0837	0,0786	0,0838	0,0838	0,0804	0,0838	0,0786	0,0052	6,6%
	LIC	-0,0832	-0,0835	-0,0836	-0,0796	-0,0838	-0,0838	-0,0768	-0,0768	-0,0838	0,0070	-8,3%
VALE5	LSC	0,0766	0,0767	0,0767	0,0755	0,0780	0,0747	0,0765	0,0780	0,0747	0,0033	4,4%
	LIC	-0,0765	-0,0766	-0,0766	-0,0734	-0,0780	-0,0734	-0,0724	-0,0724	-0,0780	0,0056	-7,2%
BBDC4	LSC	0,0774	0,0778	0,0779	0,0728	0,0782	0,0788	0,0747	0,0788	0,0728	0,0060	8,3%
	LIC	-0,0775	-0,0777	-0,0780	-0,0737	-0,0782	-0,0777	-0,0713	-0,0713	-0,0782	0,0068	-8,7%
USIM5	LSC	0,0967	0,0967	0,0966	0,0910	0,0964	0,0957	0,0927	0,0967	0,0910	0,0057	6,2%
	LIC	-0,0967	-0,0966	-0,0966	-0,0919	-0,0964	-0,0958	-0,0891	-0,0891	-0,0967	0,0076	-7,9%
ITAU4	LSC	0,0761	0,0765	0,0766	0,0708	0,0765	0,0750	0,0730	0,0766	0,0708	0,0057	8,1%
	LIC	-0,0762	-0,0765	-0,0766	-0,0717	-0,0765	-0,0748	-0,0689	-0,0689	-0,0766	0,0077	-10,1%
CSNA3	LSC	0,0834	0,0834	0,0835	0,0763	0,0842	0,0835	0,0803	0,0842	0,0763	0,0079	10,3%
	LIC	-0,0835	-0,0834	-0,0834	-0,0802	-0,0842	-0,0833	-0,0762	-0,0762	-0,0842	0,0080	-9,4%
GGBR4	LSC	0,0856	0,0855	0,0854	0,0822	0,0861	0,0854	0,0832	0,0861	0,0822	0,0039	4,7%
	LIC	-0,0857	-0,0855	-0,0854	-0,0798	-0,0861	-0,0851	-0,0788	-0,0788	-0,0861	0,0073	-8,5%
VALE3	LSC	0,0779	0,0764	0,0763	0,0757	0,0779	0,0779	0,0778	0,0779	0,0757	0,0021	2,8%
	LIC	-0,0775	-0,0763	-0,0763	-0,0765	-0,0779	-0,0775	-0,0736	-0,0736	-0,0779	0,0043	-5,5%
BRKM5	LSC	0,0837	0,0835	0,0836	0,0785	0,0846	0,0844	0,0801	0,0846	0,0785	0,0061	7,7%
	LIC	-0,0837	-0,0836	-0,0835	-0,0792	-0,0846	-0,0827	-0,0762	-0,0762	-0,0846	0,0083	-9,9%
TNLP4	LSC	0,0887	0,0854	0,0888	0,0904	0,0884	0,0881	0,0874	0,0904	0,0854	0,0051	5,9%
	LIC	-0,0886	-0,0855	-0,0888	-0,0826	-0,0884	-0,0884	-0,0856	-0,0826	-0,0888	0,0062	-7,0%

**TABELA 6.8 - RESUMO DOS LIMITES LIC E LSC ENCONTRADOS - Gráficos EWMA com  $\lambda = 0,6^*$** 

PETR4	LSC	0,0413	0,0413	0,0412	0,0427	0,0412	0,0455	0,0412	0,0455	0,0412	0,0412	0,0043	10,4%
	LIC	-0,0413	-0,0412	-0,0411	-0,0437	-0,0412	-0,0418	-0,0411	-0,0437	-0,0411	-0,0437	0,0025	-5,8%
VALE5	LSC	0,0381	0,0381	0,0381	0,0401	0,0379	0,0411	0,0379	0,0411	0,0379	0,0032	8,4%	
	LIC	-0,0380	-0,0381	-0,0380	-0,0379	-0,0384	-0,0369	-0,0369	-0,0384	-0,0369	0,0015	-3,9%	
BBDC4	LSC	0,0375	0,0376	0,0374	0,0392	0,0374	0,0415	0,0374	0,0415	0,0374	0,0041	11,0%	
	LIC	-0,0376	-0,0376	-0,0374	-0,0401	-0,0374	-0,0366	-0,0381	-0,0366	-0,0401	0,0034	-8,6%	
USIM5	LSC	0,0452	0,0452	0,0454	0,0468	0,0450	0,0497	0,0450	0,0497	0,0450	0,0047	10,4%	
	LIC	-0,0452	-0,0451	-0,0453	-0,0477	-0,0450	-0,0461	-0,0450	-0,0477	-0,0450	0,0027	-5,6%	
ITAU4	LSC	0,0357	0,0357	0,0356	0,0375	0,0355	0,0403	0,0355	0,0403	0,0355	0,0048	13,7%	
	LIC	-0,0357	-0,0357	-0,0356	-0,0383	-0,0354	-0,0361	-0,0354	-0,0383	-0,0354	0,0028	-7,4%	
CSNA3	LSC	0,0399	0,0399	0,0401	0,0405	0,0396	0,0445	0,0396	0,0445	0,0396	0,0048	12,2%	
	LIC	-0,0399	-0,0398	-0,0399	-0,0444	-0,0396	-0,0404	-0,0396	-0,0444	-0,0396	0,0047	-10,6%	
GGBR4	LSC	0,0405	0,0404	0,0408	0,0439	0,0405	0,0449	0,0409	0,0449	0,0404	0,0046	11,3%	
	LIC	-0,0406	-0,0404	-0,0407	-0,0415	-0,0405	-0,0405	-0,0404	-0,0405	-0,0404	0,0012	-2,8%	
VALE3	LSC	0,0384	0,0388	0,0388	0,0381	0,0387	0,0412	0,0381	0,0412	0,0381	0,0031	8,2%	
	LIC	-0,0381	-0,0387	-0,0388	-0,0389	-0,0387	-0,0370	-0,0370	-0,0389	-0,0370	0,0019	-5,0%	
BRKM5	LSC	0,0393	0,0392	0,0395	0,0406	0,0390	0,0440	0,0390	0,0440	0,0390	0,0050	12,7%	
	LIC	-0,0393	-0,0392	-0,0394	-0,0413	-0,0390	-0,0401	-0,0383	-0,0413	-0,0383	0,0029	-7,1%	
TNLP4	LSC	0,0417	0,0429	0,0415	0,0464	0,0415	0,0434	0,0415	0,0464	0,0415	0,0048	11,6%	
	LIC	-0,0414	-0,0429	-0,0414	-0,0384	-0,0415	-0,0417	-0,0414	-0,0384	-0,0429	0,0045	-10,5%	

\* valores encontrados após a convergência da parcela  $[1 - (1 - \lambda)^2]$

TABELA 6.9 - RESUMO DOS LIMITES LIC E LSC ENCONTRADOS - Gráficos EWMA com  $\lambda = 0,2^*$ 

PETR4	LSC	0,0101	0,0102	0,0101	0,0101	0,0098	0,0098	0,0130	0,0130	0,0098	0,0033	33,4%
	LIC	-0,0100	-0,0101	-0,0100	-0,0109	-0,0098	-0,0098	-0,0093	-0,0093	-0,0109	0,0017	-15,3%
VALE5	LSC	0,0096	0,0096	0,0096	0,0111	0,0092	0,0104	0,0121	0,0121	0,0092	0,0029	31,5%
	LIC	-0,0094	-0,0095	-0,0094	-0,0088	-0,0092	-0,0090	-0,0078	-0,0078	-0,0095	0,0016	-17,4%
BBDC4	LSC	0,0090	0,0093	0,0091	0,0093	0,0088	0,0092	0,0118	0,0118	0,0088	0,0030	34,3%
	LIC	-0,0090	-0,0091	-0,0090	-0,0102	-0,0088	-0,0081	-0,0083	-0,0081	-0,0102	0,0021	-20,3%
USIM5	LSC	0,0112	0,0112	0,0114	0,0111	0,0107	0,0109	0,0143	0,0143	0,0107	0,0036	33,1%
	LIC	-0,0111	-0,0110	-0,0112	-0,0119	-0,0108	-0,0110	-0,0105	-0,0105	-0,0119	0,0014	-11,8%
ITAU4	LSC	0,0090	0,0092	0,0091	0,0092	0,0082	0,0086	0,0122	0,0122	0,0082	0,0040	49,1%
	LIC	-0,0088	-0,0089	-0,0089	-0,0098	-0,0082	-0,0083	-0,0079	-0,0079	-0,0098	0,0020	-20,1%
CSNA3	LSC	0,0100	0,0100	0,0102	0,0093	0,0095	0,0097	0,0133	0,0133	0,0093	0,0040	43,1%
	LIC	-0,0099	-0,0098	-0,0099	-0,0130	-0,0095	-0,0095	-0,0090	-0,0090	-0,0130	0,0040	-30,8%
GGBR4	LSC	0,0100	0,0099	0,0102	0,0123	0,0101	0,0103	0,0133	0,0133	0,0099	0,0035	35,1%
	LIC	-0,0101	-0,0099	-0,0102	-0,0099	-0,0101	-0,0100	-0,0089	-0,0089	-0,0102	0,0013	-12,8%
VALE3	LSC	0,0096	0,0098	0,0098	0,0088	0,0097	0,0096	0,0120	0,0120	0,0088	0,0033	37,3%
	LIC	-0,0092	-0,0097	-0,0097	-0,0096	-0,0097	-0,0092	-0,0078	-0,0078	-0,0097	0,0020	-20,3%
BRKM5	LSC	0,0105	0,0104	0,0107	0,0102	0,0101	0,0109	0,0139	0,0139	0,0101	0,0038	37,7%
	LIC	-0,0104	-0,0103	-0,0105	-0,0108	-0,0101	-0,0093	-0,0098	-0,0093	-0,0108	0,0015	-14,3%
TNLP4	LSC	0,0100	0,0107	0,0099	0,0142	0,0099	0,0099	0,0112	0,0142	0,0099	0,0043	43,4%
	LIC	-0,0094	-0,0103	-0,0094	-0,0059	-0,0095	-0,0096	-0,0089	-0,0059	-0,0103	0,0045	-43,1%

\* valores encontrados após a convergência da parcela  $[1 - (1 - \lambda)^2]^2$

Com estes dados é possível supor que as estratégias tenham resultados significativamente diferentes em função do gráfico de controle escolhido. É esta suspeita que será averiguada no capítulo seguinte.