

Referências Bibliográficas

- AIT-SAHÄLIA, Y.; MYKLAND, P. ; ZHANG, L.. Ultra high frequency volatility estimation with dependent microstructure noise. NBER Working Papers 11380, National Bureau of Economic Research, 2005. 3.1
- ANDERSEN, T.; BOLLERSLEV, T.. Heterogeneous information arrivals and return volatility dynamics: Uncovering the long-run in high frequency returns. *Journal of Finance*, 52:975–1005, 1997. 1
- ANDERSEN, T.; BOLLERSLEV, T. ; DIEBOLD, F. X.. Roughing it up: Including jump components in the measurement, modeling and forecasting of return volatility. NBER Working Papers 11775, National Bureau of Economic Research, 2005. 3, 3.5.1, 5
- ANDERSEN, T.; BOLLERSLEV, T.; DIEBOLD, F. ; EBENS, H.. The distribution of realized stock return volatility. *Journal of Financial Economics*, 61:43–76, 2001. 1, 3.1, 4
- ANDERSEN, T.; BOLLERSLEV, T.; DIEBOLD, F. ; LABYS, P.. Modeling and forecasting realized volatility. *Econometrica*, 71:579–625, 2003. 1, 1, 3.5.1
- ANDERSEN, T.; BOLLERSLEV, T. ; MEDDAHI, N.. Correcting the errors: A note on volatility forecast evaluation based on high-frequency data and realized volatilities. *Econometrica*, 73(1):279–296, 2005. 3.5.2
- ANDREWS, D.; GUGGENBERGER, P.. A bias-reduced log-periodogram regression estimator of the long memory parameter. *Econometrica*, 71:675–712, 2003. 4
- AREAL, N.; TAYLOR, S. R.. The realized volatility of ftse-100 futures prices. *Journal of Futures Markets*, 22:627–648, 2002. 3.5.1
- AUDRINO, F.; BÜHLMANN, P.. Tree-structured garch models. *Journal of the Royal Statistical Society (Series B)*, 63(4):727–744, 2001. 1
- BAI, J.. Estimating multiple breaks one at a time. *Econometric Theory*, 13:315–352, 1997. 1

- BAILLIE, R.; BOLLERSLEV, T. ; MIKKELSEN, H. O.. **Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity**. *Journal of Econometrics*, 74(1):3–30, 1996. 1
- BAILLIE, R. T.. **Long memory processes and fractional integration in econometrics**. *Journal of Econometrics*, 73(1):5–59, 1996. 1, 4
- BANDI, F.; RUSSELL, J.. **Microstructure noise, realized volatility and optimal sampling**. unpublished paper, Graduate School of Business, University of Chicago, 2005. 3.1
- BARNDORFF-NIELSEN, O.; HANSEN, P.; LUNDE, A. ; SHEPHARD, N.. **Realised kernels can consistently estimate integrated variance: correcting realised variance for the effect of market frictions**. Discussion paper, Nuffield College, Oxford, 2005. 3.1
- BARNDORFF-NIELSEN, O.; SHEPHARD, N.. **Econometric analysis of realized volatility and its use in estimating stochastic volatility models**. *Journal of the Royal Statistical Society B*, 64:253–280, 2002. 1
- BARNDORFF-NIELSEN, O.; SHEPHARD, N.. **Econometrics of testing for jumps in financial economics using bipower variation**. *Journal of Financial Econometrics*, 4:1–30, 2006. 3.2, 3
- BELTRATTI, A.; MORANA, C.. **Statistical benefits of value-at-risk with long memory**. *Journal of Risk*, 7(4), 2005. 3.5.1, 3.5.2, 5.2, 4
- BELTRATTI, A.; MORANA, C.. **Breaks and persistency: Macroeconomic causes of stock market volatility**. *Journal of Econometrics*, 131(1-2):151–177, 2006. 1
- BIAIS, B.; GLOSTEN, L. ; SPATT, C.. **Market microstructure: a survey of microfoundations, empirical results, and policy implications**. *Journal of Financial Markets*, 8:217–264, 2005. 1
- BLUME, M.; GOLDSTEIN, M.. **Quotes, order flow, and price discovery**. *Journal of Finance*, 52(1):221–244, 1997. 3.1
- BOLLERSLEV, T.. **Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity**. *Journal of Econometrics*, 31:307–327, 1986. 1
- BOLLERSLEV, T.; LITVINOVA, J. ; TAUCHEN, G.. **Leverage and volatility feedback effects in high-frequency data**. Working paper, Duke University, 2005. 1

- BREIDT, F.; CRATO, N. ; DE LIMA, P.. **The detection and estimation of long memory in stochastic volatility.** *Journal of Econometrics*, 83:325–348, 1998. 1
- BREIMAN, L.; FRIEDMAN, J. H.; OLSHEN, R. A. ; STONE, C.. **Classification and regression trees.** Technical report, Wadsworth: Belmont, CA, 1984. 2.1
- CHRISTOFFERSEN, P.. **Evaluating interval forecasts.** *International Economic Review*, 39:841–62, 1998. 5.2
- COMTE, F.; RENAULT, E.. **Long memory continuous time models.** *Journal of Econometrics*, 73:101–149, 1996. 1
- CORSI, F.. **A simple long memory model of realized volatility.** Manuscript, University of Southern Switzerland, 2003. 3.5.1
- DA ROSA, J.; VEIGA, A. ; MEDEIROS, M. C.. **Tree-structured smooth transition regression models based on cartalgorithm.** Discussion paper 469, Pontifical Catholic University of Rio de Janeiro, Department of Economics, 2003. 2, 2.2, 2.2
- DAVIES, R.. **Hypothesis testing when a nuisance parameter is present only under the alternative.** *Biometrika*, 64:247–254, 1977. 2.3
- DAVIES, R.. **Hypothesis testing when a parameter is present only under the alternative.** *Biometrika*, 74:33–43, 1987. 2.3
- DE LIMA, P.; CRATO, N.. **Long range dependence in the conditional variance of stock returns.** Technical report, Proceedings of the Business and Economics Statistics Section, Joint Statistical Meetings, 1993. 1
- DEO, R.; HURVICH, C. ; LU, Y.. **Forecasting realized volatility using a long-memory stochastic volatility.** *Journal of Econometrics*, 131:29–58, 2006. 3.5.1
- DEO, R.; HURVICH, C.. **On the log periodogram regression estimator of the memory parameter in long memory stochastic volatility models.** *Econometric Theory*, 17(4):686–710, 2001. C
- DIEBOLD, F. X.; GUNTHER, T. ; TAY, A.. **Evaluating density forecasts.** *International Economic Review*, 39:863–83, 1998. 4
- DIEBOLD, F.; INOUE, A.. **Long memory and regime switching.** *Journal of Econometrics*, 105:131–159, 2001. 1

- DING, Z.; GRANGER, C. ; ENGLE, R.. A long memory property of stock market returns and a new model. *Journal of Empirical Finance*, 1:83–106, 1993. 1
- EITRHEIM, O.; TERASVIRTA, T.. Testing the adequacy of smooth transition autoregressive models. *Journal of Econometrics*, 74:59–75, 1996. 3.3
- GEWEKE, J.; PORTER-HUDAK, S.. The estimation and application of long memory time series models. *Journal of Time Series Analysis*, 4:221–238, 1983. 4, C
- GLOSTEN, L. R.; JAGANNATHAN, R. ; RUNKLE, D. E.. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance*, 48(5):1779–1801, 1993. 1
- GRANGER, C. W. J.; HYUNG, N.. Occasional structural breaks and long memory with an application to the sp 500 absolute stock returns. *Journal of Empirical Finance*, 11(3):399–421, 2004. 1, 3.3, 5.1
- GRANGER, C.; DING, Z.. Varieties of long memory models. *Journal of Econometrics*, 73:61–77, 1996. 1, 4
- HAMILTON, J.; SUSMEL, R.. Autoregressive conditional heteroskedasticity and changes in regime. *Journal of Econometrics*, 64:307–33, 1994. 1
- HANSEN, P.. A test for superior predictive ability. *Journal of Business Economic Statistics*, 23(4):365–380, 2005. 5.1
- HANSEN, P.; LARGE, J. ; LUNDE, A.. Moving average-based estimators of integrated variance. *Econometric Reviews*, 2006. 3.1
- HANSEN, P.; LUNDE, A.. Consistent ranking of volatility models. *Journal of Econometrics*, 131:97–121, 2006. 5.1
- HANSEN, P.; LUNDE, A.. Realized variance and market microstructure noise. *Journal of Business and Economic Statistics*, 24:127–218, 2006. 3.1
- HARVEY, D.; LEYBOURNE, S. ; NEWBOLD, P.. Testing the equality of mean squared errors. *International Journal of Forecasting*, 13:281–291, 1997. 5.1, 5.1
- HASBROUCK, J.. One security, many markets: determining the contributions to price discovery. *Journal of Finance*, 50(4):1175–1198, 1995. 3.1

- HUANG, X.. **Macroeconomic news announcements, financial market volatility and jumps**. Working paper, Duke University, 2006. 3.2
- HURVICH, C.; DEO, R.. **Plug-in selection of the number of frequencies in regression estimates of the memory parameter of a long-memory time series**. *Journal of Time Series Analysis*, 20:331–341, 3 1999. 4
- HYUNG, N.; FRANCES, P.. **Inflation rates: long-memory, level shifts, or both?** Report 2002-08, Econometric Institute, Erasmus University, 2002. 1
- KIM, C.; KIM, M.. **Transient fads and the crash of '87**. *Journal of Applied Econometrics*, 11:41–58, 1996. 1
- LOBATO, I.; SAVIN, N.. **Real and spurious long memory properties of stock market data**. *Journal of Business and Economic Statistics*, 16(3):261–68, 1998. 1
- LUNDE, A.; HANSEN, P.. **A forecast comparison of volatility models: does anything beat a garch(1,1)?** *Journal of Applied Econometrics*, 20(7):873–889, 2005. 6
- LUUKKONEN, R.; SAIKKONEN, P. ; TERASVIRTA, T.. **Testing linearity against smooth transition autoregressive models**. *Biometrika*, 75:491–499, 1988. 2.3, 2.3
- MARTENS, M.; VAN DIJK, D. ; DE POOTER, M.. **Modeling and forecasting sp 500 volatility: Long memory, structural breaks and nonlinearity**. Discussion Paper 04-067/4, Tinbergen Institute, 2004. 1, 3.2, 3.3, 3.5.1
- MCALÉER, M.; MEDEIROS, M.. **Realized volatility: a review**. manuscript, Department of Economics, Pontifical Catholic University of Rio de Janeiro, 2006. 3.1
- MEDEIROS, M.; DA ROSA, J. ; VEIGA, A.. **Tree-structured smooth transition regression models**. Discussion paper 510, Pontifical Catholic University of Rio de Janeiro, Department of Economics, 2005. 1, 2, 1
- MEDEIROS, M.; VEIGA, A.. **Diagnostic checking in a flexible nonlinear time series model**. *Journal of Time Series Analysis*, 24(4):461–482, 2003. 3.5.2
- MORANA, C.; BELTRATTI, A.. **Structural change and long range dependence in volatility of exchange rates: Either, neither or both?** *Journal of Empirical Finance*, 11(4):629–658, 2004. 1, 3.3

- MÜLLER, U.; DACOROGNA, M.; DAVÉ, R.; OLSEN, R.; PUCTE, O. ; VON WEIZSÄCKER, J.. **Volatilities of different time resolutions - analyzing the dynamics of market components.** Journal of Empirical Finance, 4:213–219, 1997. 3.5.1
- NELSON, D.. **Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach.** Econometrica, 59(2):347–70, 1991. 1
- OHANISSIAN, A.; RUSSELL, J. ; TSAY, R.. **True or spurious long memory in volatility: Does it matter for pricing options?** Working paper, Graduate School of Business, University of Chicago, 2004. 1, 4, C, C
- TAUCHEN, G.; ZHOU, H.. **Identifying realized jumps on financial markets.** Working paper, Duke University, Department of Economics, 2005. 3
- TAYLOR, S.. **Modelling Financial Time Series.** John Wiley, Chichester, UK, 1986. 1
- THOMAKOS, D.; WANG, T.. **Realized volatility in the futures market.** Journal of Empirical Finance, 10:321–353, 2003. 3.5.1
- WHITTLE, P.. **Hypothesis testing in time series analysis.** Technical report, Laboratory of Actuarial Mathematics, University of Copenhagen, 1951. 3.5.1
- WOOLDRIDGE, J.. **A unified approach to robust, regression-based specification tests.** Econometric Theory, 6(1):17–43, 1990. 2.3
- ZHANG, L.. **Efficient estimation of stochastic volatility using noisy observations: A multi-scale approach.** Manuscript, Department of Mathematical Sciences, Carnegie Mellon University, 2005. 3.1
- ZHANG, L.; MYKLAND, P. ; AIT-SAHÄLIA, Y.. **A tale of two time scales: Determining integrated volatility with noisy high-frequency data.** Journal of the American Statistical Association, 100:1394–1411, 2005. 3.1
- ZHOU, B.. **High frequency data and volatility in foreign exchange rates.** Journal of Business and Economic Statistics, 14:45–52, 1996. 3.1

A

Funções de Transição

Figura A.1: Funções de Transição para o Modelo em Árvore com Efeitos de Assimetria

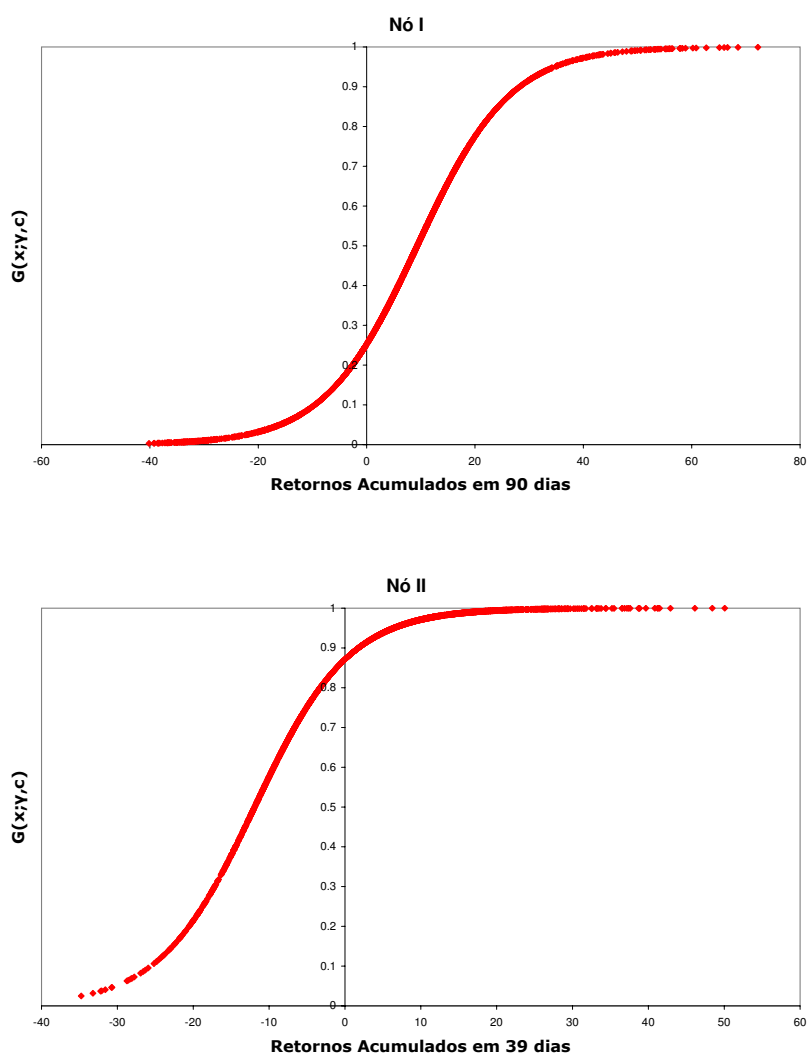
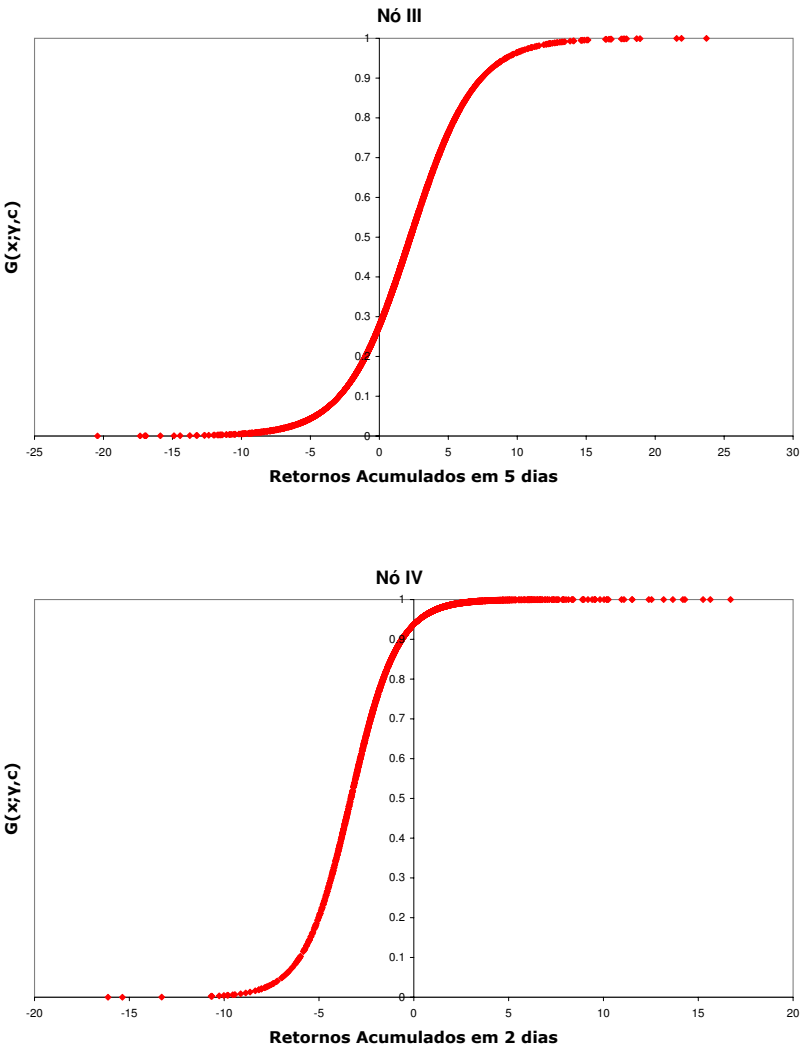


Figura A.2: Funções de Transição para o Modelo em Árvore com Efeitos de Assimetria (Cont.)



B

Geração de Previsões no Modelo em Árvore

As previsões para os dias t até $t + 19$ baseadas no modelo de regressão em árvore com efeitos de assimetria são calculadas da seguinte forma, condicionais à informação no dia $t - 1$:

1. No primeiro passo (um dia adiante), a forma funcional do modelo (equação 2-3) é usada para avaliação de previsões condicionais em volatilidades realizadas diárias e retornos passados:

$$\begin{aligned} prev[\log(RV_t)] &= \hat{\alpha}_1 \log(RV_{t-1}) + \hat{\alpha}_2 \log(RV_{t-2}) + \hat{\alpha}_3 \log(RV_{t-3}) \\ &\quad + \hat{\alpha}_4 \log(RV_{t-5}) + \hat{\alpha}_5 \log(RV_{t-7}) + \hat{\alpha}_6 \log(RV_{t-10}) \\ &\quad + \hat{\delta}_1 I[Mon]_t + \sum_{i \in \mathbb{T}} \hat{\beta}_i B_{\mathbb{J}i}(\mathbf{x}_t; \hat{\boldsymbol{\theta}}_i) \end{aligned}$$

2. São gerados mil resíduos normalmente distribuídos (cuja variância é dada por estimativa baseada nos resíduos da regressão original). Adicionados a $prev[\log(RV_t)]$, estes geram um vetor de volatilidade realizadas simuladas para o dia t . Sob a hipótese de retornos padronizados normalmente distribuídos,¹ cada uma dessas volatilidades simuladas ($\widetilde{RV}_{t,j}$) são empregadas na simulação de retornos associados ($\tilde{r}_{t,j}$). De volta à forma funcional do modelo, cada uma desses pares de simulações implicam em previsões simuladas para o dia seguinte ($prev[\log(RV_{t+1})]_j$, condicional à informação em $t - 1$, $\widetilde{RV}_{t,j}$ e $\tilde{r}_{t,j}$). A previsão final para $t + 1$, $prev[\log(RV_{t+1})]$, é dada pela média desse vetor. Na implementação prática, entretanto, alguns valores divergentes ocasionalmente são desconsiderados.

$$\tilde{\varepsilon}_{t,j} \longrightarrow \widetilde{RV}_{t,j} \longrightarrow \tilde{r}_{t,j} \longrightarrow prev[\log(RV_{t+1})]_j, j = 1, \dots, 10000$$

$$prev[\log(RV_{t+1})] = (10000)^{-1} \times \sum_{j=1}^{10000} prev[\log(RV_{t+1})]_j$$

¹Embora a seção 3.5.2 aponte uma imprecisão nessa hipótese, procedimentos de bootstrapping ou o uso de distribuições com caudas longas não melhoram os resultados.

3. As simulações são repetidas em cada passo, gerando dez mil trajetórias simuladas de volatilidade condicionais à informação em $t - 1$. A média dessas trajetórias em cada etapa fornece as previsões.

C

Teste de Memória Longa

Seguindo a notação de Ohanissian, Russell e Tsay (2004), as agregações temporais de tamanho m da amostra $\{RV_1, RV_2, \dots, RV_n\}$ são definidas por:

$$Z_s^{(m)} \equiv \sum_{j=1}^m RV_{m(s-1)+j}, \quad s = 1, \dots, n/m \quad (\text{C-1})$$

A exemplo de como é feito naquele artigo, o teste implementado é baseado na agregação em potências consecutivas de dois ($m_1, m_2, \dots, m_4$, onde $m_j = 2^{j-1}$). Seja $D = (d^{(m_1)}, d^{(m_2)}, d^{(m_3)}, d^{(m_4)})$ o vetor de parâmetros de integração fracional verdadeiros. A hipótese nula é dada por $d^{(m_1)} = d^{(m_2)} = d^{(m_3)} = d^{(m_4)} = d$, para algum d entre 0 e 0.5. A matriz de variâncias-covariâncias é calculada pela aproximação em amostras finitas originalmente proposta por Geweke e Porter-Hudak (1983) e sugerida por Deo e Hurvich (2001) e Ohanissian, Russell e Tsay (2004), correspondendo também ao valor reportado para estimadores GPH ao longo do trabalho. O número de ordenadas selecionado para o teste é $(n/m)^{0.7}$, balanceando boas propriedades em simulações de modelos AR persistentes e $ARFIMA(0, d, 0)$ de mesmo tamanho; as variâncias dos estimadores são muito altas para valores menores, fazendo com que o teste apresente baixa potência mesmo contra modelos AR.

D

Outras Tabelas

Tabela D.1: Ajuste na Amostra - R^2

	AE	FI	SB	HAR
AA	0,729	0,496	0,723	0,720
AIG	0,618	0,344	0,607	0,602
BA	0,578	0,517	0,571	0,559
CAT	0,660	0,422	0,654	0,651
GE	0,698	0,533	0,672	0,672
GM	0,500	0,314	0,491	0,485
HP	0,768	0,612	0,769	0,764
INTC	0,763	0,711	0,754	0,747
JNJ	0,532	0,423	0,512	0,503
KO	0,686	0,550	0,675	0,664
MRK	0,548	0,411	0,528	0,526
MSFT	0,673	0,601	0,652	0,652
PFE	0,600	0,447	0,597	0,588
WMT	0,642	0,534	0,619	0,611
XON	0,697	0,486	0,691	0,687

Tabela D.2: Estimativas para o Parâmetro de Integração Fracional e Testes para Memória Longa

	GPH (0,5)	GPH (0,65)	LMT
AA	0,718	0,600	0,382
AIG	0,671	0,595	0,412
BA	0,524	0,422	0,449
CAT	0,593	0,584	0,228
GE	0,629	0,552	0,514
GM	0,619	0,522	0,341
HP	0,731	0,571	0,560
INTC	0,566	0,445	0,320
JNJ	0,521	0,482	0,947
KO	0,624	0,544	0,508
MRK	0,697	0,499	0,368
MSFT	0,660	0,484	0,915
PFE	0,657	0,542	0,595
WMT	0,497	0,504	0,875
XON	0,663	0,590	0,258
Desv. Pad.	0,103	0,054	

A tabela reporta os estimadores de Geweke e Porter-Hudak (1983) para os parâmetros de integração fracional (d) da log volatilidade realizada de quinze ações. O número de ordenadas empregado em cada regressão está indicado na primeira linha. Dois valores para este parâmetro são considerados: $n^{0,5}$, a regra de bolso usual do GPH, e $n^{0,65}$, selecionado pelo método de Deo and Hurvich (1999). A última coluna fornece o p-valor do teste de Ohanissian, Russell e Tsay (2004) para hipótese nula de um processo de memória longa verdadeiro.

Tabela D.3: Estimativas do Parâmetro de Integração Fracional: Simulações do Modelo em Árvore com Efeitos de Assimetria

	Tam.= 2476			Tam.=1000		
	Média	Desv. Pad.	LMT	Média	Desv. Pad.	LMT
AA	0,621	0,102	392	0,755	0,135	177
AIG	0,438	0,101	733	0,596	0,139	253
BA	0,431	0,106	680	0,569	0,135	269
CAT	0,575	0,105	413	0,709	0,137	276
GE	0,509	0,100	512	0,644	0,137	284
GM	0,413	0,108	659	0,573	0,134	315
HP	0,652	0,107	377	0,769	0,135	220
INTC	0,561	0,102	484	0,692	0,139	224
JNJ	0,401	0,104	806	0,575	0,148	254
KO	0,548	0,106	451	0,695	0,139	168
MRK	0,468	0,099	602	0,620	0,133	295
MSFT	0,420	0,110	543	0,568	0,134	241
PFE	0,446	0,097	689	0,591	0,136	279
WMT	0,519	0,109	382	0,656	0,130	161
XON	0,541	0,110	552	0,689	0,141	260

A tabela reporta a média e o desvio padrão (em parênteses) dos estimadores de Geweke-Porter-Hudak (1983) para os parâmetros de integração fracional (d) de mil simulações do modelo em árvore com efeitos de assimetria. O número de ordenadas empregado em cada regressão é $n^{0,5}$. A última coluna fornece o p-valor do teste de Ohanissian, Russell e Tsay (2004) para hipótese nula de um processo de memória longa verdadeiro.

Tabela D.4: Previsões de Um Dia - EAM

	FI	EWMA	SB	HAR	AE
AA	0,473	0,464	0,475	0,455	0,444
AIG	0,369	0,371	0,371	0,363	0,359
BA	0,404	0,407	0,412	0,397	0,393
CAT	0,410	0,410	0,421	0,403	0,397
GE	0,355	0,361	0,368	0,349	0,340
GM	0,387	0,387	0,407	0,380	0,375
HP	0,597	0,582	0,604	0,578	0,574
INTC	0,458	0,466	0,488	0,448	0,436
JNJ	0,378	0,379	0,380	0,372	0,367
KO	0,347	0,339	0,359	0,341	0,335
MRK	0,380	0,377	0,388	0,369	0,367
MSFT	0,362	0,368	0,380	0,357	0,347
PFE	0,421	0,420	0,431	0,418	0,425
WMT	0,409	0,407	0,407	0,399	0,397
XON	0,322	0,320	0,321	0,311	0,305

Tabela D.5: Previsões de Um dia - Testes de Habilidade Preditiva Superior (EAM)

	FI	EWMA	SB	HAR	AE
AA	0,000	0,037	0,000	0,268	0,853
AIG	0,040	0,034	0,001	0,216	0,851
BA	0,093	0,071	0,003	0,410	0,802
CAT	0,053	0,065	0,000	0,136	0,863
GE	0,012	0,002	0,000	0,105	0,769
GM	0,020	0,023	0,000	0,185	0,850
HP	0,005	0,347	0,001	0,315	0,857
INTC	0,006	0,001	0,000	0,058	0,739
JNJ	0,129	0,121	0,021	0,516	0,727
KO	0,007	0,452	0,000	0,140	0,832
MRK	0,012	0,090	0,001	0,617	0,845
MSFT	0,014	0,010	0,000	0,115	0,726
PFE	0,569	0,682	0,002	0,753	0,831
WMT	0,038	0,102	0,019	0,595	0,804
XON	0,001	0,006	0,002	0,111	0,816

Tabela D.6: Previsões de Um Dia - R^2

	FI	EWMA	SB	HAR	AE
AA	0,547	0,555	0,524	0,554	0,559
AIG	0,501	0,504	0,516	0,527	0,535
BA	0,490	0,502	0,490	0,503	0,518
CAT	0,589	0,577	0,571	0,587	0,598
GE	0,539	0,518	0,513	0,537	0,580
GM	0,531	0,540	0,483	0,524	0,539
HP	0,554	0,568	0,524	0,552	0,554
INTC	0,650	0,637	0,631	0,653	0,677
JNJ	0,443	0,446	0,445	0,465	0,473
KO	0,561	0,572	0,539	0,561	0,569
MRK	0,455	0,469	0,429	0,463	0,478
MSFT	0,609	0,594	0,595	0,611	0,645
PFE	0,463	0,464	0,432	0,450	0,437
WMT	0,596	0,595	0,600	0,610	0,612
XON	0,566	0,564	0,579	0,585	0,609

Tabela D.7: Previsões de Dez Dias - EAM

	FI	EWMA	SB	HAR	AE
AA	0,604	0,592	0,644	0,605	0,589
AIG	0,469	0,473	0,472	0,461	0,461
BA	0,514	0,521	0,549	0,524	0,515
CAT	0,514	0,506	0,538	0,508	0,500
GE	0,456	0,457	0,488	0,468	0,453
GM	0,484	0,475	0,524	0,483	0,465
HP	0,742	0,724	0,760	0,748	0,747
INTC	0,639	0,625	0,751	0,630	0,613
JNJ	0,467	0,475	0,476	0,461	0,457
KO	0,428	0,419	0,446	0,415	0,412
MRK	0,440	0,430	0,466	0,438	0,437
MSFT	0,511	0,517	0,550	0,511	0,505
PFE	0,504	0,499	0,535	0,510	0,512
WMT	0,518	0,504	0,536	0,519	0,524
XON	0,426	0,425	0,410	0,396	0,395

Tabela D.8: Previsões de Dez Dias - Testes de Habilidade Preditiva Superior (EAM)

	FI	EWMA	SB	HAR	AE
AA	0,268	0,736	0,001	0,046	0,890
AIG	0,474	0,260	0,280	0,865	0,827
BA	0,913	0,476	0,001	0,208	0,810
CAT	0,389	0,640	0,014	0,336	0,806
GE	0,802	0,604	0,000	0,013	0,857
GM	0,155	0,451	0,000	0,001	0,855
HP	0,200	0,748	0,146	0,299	0,328
INTC	0,259	0,550	0,000	0,099	0,851
JNJ	0,393	0,191	0,022	0,532	0,854
KO	0,169	0,478	0,004	0,520	0,847
MRK	0,405	0,670	0,000	0,523	0,595
MSFT	0,770	0,451	0,001	0,236	0,825
PFE	0,587	0,777	0,004	0,438	0,378
WMT	0,171	0,678	0,001	0,425	0,243
XON	0,000	0,001	0,098	0,764	0,874

Tabela D.9: Previsões de Dez Dias - R^2

	FI	EWMA	SB	HAR	AE
AA	0,313	0,325	0,195	0,293	0,315
AIG	0,260	0,283	0,255	0,274	0,277
BA	0,157	0,212	0,097	0,175	0,186
CAT	0,345	0,350	0,316	0,316	0,339
GE	0,274	0,284	0,221	0,242	0,277
GM	0,261	0,326	0,197	0,281	0,327
HP	0,368	0,403	0,311	0,350	0,356
INTC	0,378	0,407	0,312	0,359	0,369
JNJ	0,172	0,199	0,139	0,182	0,195
KO	0,357	0,376	0,347	0,369	0,362
MRK	0,237	0,305	0,174	0,276	0,287
MSFT	0,282	0,303	0,246	0,270	0,280
PFE	0,255	0,275	0,193	0,253	0,247
WMT	0,412	0,453	0,443	0,444	0,433
XON	0,265	0,305	0,317	0,316	0,329