文章编号:1003 - 207(2008) 04 - 0012 - 06

股市波动长记忆性聚合效应的半参数检验

何建敏[1] ,赵　巍[2]

(1. 东南大学经济管理学院 , 江苏 南京　210096 ; 2. 淮海工学院商学院 , 江苏 连云港　222001)

摘　要:本文基于半参数估计方法 ,从两个方面研究了股市波动长记忆性的聚合问题:一方面 ,首先将股指收益序列转换为波动序列 ,再考虑波动序列聚合后的长记忆性;另一方面 ,首先对股指收益序列进行聚合 ,再考虑聚合序列波动的长记忆性。前者考察的是波动序列中长记忆参数的聚合性 ,后者考察的是数据频率对波动长记忆参数的影响。从我国股市实际出发 ,并综合两个方面考虑 ,实证了股市波动长记忆性聚合不变效应的存在 ,同时也说明了半参数方法的良好效果。

关键词:波动;长记忆性;聚合;高频

中图分类号:F830. 9　　　**文献标识码**:A

1　引言

自从 Mandelbrot (1971) [1] 的开创性工作以来 ,人们对金融收益的长记忆性特征进行了大量的实证研究。Cheung 和 Lai (1995) [2] 、Hiemstra 和 Jones (1997) [3] 、Jacoben (1996) [4] 等分别对不同金融收益进行了检验 ,均没有发现长记忆行为的存在; Andersen 和 Bollerslev (1997a) [5] 、Dacorogna (1993) [6] 、Granger (1997) [7] 、Lobato 和 Savin (1998) [8] 等在平方收益、绝对收益和对数平方收益等波动替代量中检验到了显著的长记忆特征。在国内方面 ,已有学者证实了我国股市波动具有长记忆性。李亚静等(2000) [9] 通过对绝对收益和平方收益自相关函数的显著性检验 ,验证了我国股市波动的长记忆效应;王春峰和张庆翠(2004) [10] 从波动长记忆建模的角度 ,利用 FIGARCH 模型实证了我国股市波动的记忆性特征。

随着高频数据越来越容易获得 ,时间聚合效应是波动长记忆性建模中值得考虑的问题。聚合问题对随时间变化的波动率建模(尤其是在选择应用较高频的观测值还是较低频的观测值时) 具有重要作用。此时 ,选择高频数据固然能够得到更有效的参数估计 ,但低频数据也能够满足研究者估计高频模型的要求。通常情况下 ,与数据观测频率有关的时间序列建模有两种思路:其一 ,假定给定频率数据的模型结构已知 ,直接利用观测数据构建模型;其二 ,假定模型结构仅对高频数据有效 ,从而据此推断低频数据的模型结构。Engle (1982) [11] 、Bollerslev (1986) [12] 所研究的模型(ARCH 类) 属于第一类 ,而 Drost 和 Nijman (1993) [13] 、Hansen 和 Scheinkman (1995) [14] 所研究的模型属于第二类。Hansen 和 Scheinkman (1995) [14] 考虑连续时间随机差分方程情形 ,得到了不同数据频率的矩约束条件。Drost 和 Nijman (1993) [13] 考虑了波动模型的时间聚合问题 ,发现 GARCH 模型在时间聚合下模型结构发生了变化。这是因为 GARCH 模型等价于半强 ARMA 模型(新息为鞅差分的 ARMA 模型) ,而这类 ARMA 模型在时间聚合下不封闭。这里聚合封闭指模型在时间聚合下结构保持不变。因此 ,Drost 和 Nijman (1993) [13] 引入一类弱 GARCH 模型来获得聚合封闭的波动模型。

然而 ,弱式 GARCH 模型存在一些不足之处: (1) 弱式 GARCH 模型是由平方新息的弱 ARMA 模型来表示的 ,因而要求新息的四阶矩有限 ,这违背了金融时间序列的实际(特别是高频数据) ; (2) 弱式 GARCH 模型考虑的只是线性投影而不是条件期望 ,在用条件方差度量风险时具有局限性; (3) 弱式 GARCH 模型导致了基于条件矩的推断方法效力的降低 ,如 QMLE 方法; (4) 弱式 GARCH 模型不存在带有“均值”的情况 ,无法描述杠杆效应。为此 ,一

收稿日期:2007 - 12 - 28; **修订日期**:2008 - 07 - 29
基金项目:国家自然科学基金资助项目(70671025)
作者简介:何建敏(1956 -) ,男(汉族) ,江苏无锡人 ,东南大学经济管理学院副院长 ,教授 ,博导 ,研究方向:金融工程.

些学者转向研究另一类波动模型即 SV 模型的聚合问题。杜子平和张世英(2002)[15]研究了 SV 模型与 ARMA 模型的关系,并证明了 SV 模型是聚合封闭的。Meddahi 和 Renault (2004)[16]、许启发和张世英[17]研究了平方根随机自回归波动模型的聚合。上述研究主要基于短记忆的 SV 模型,考虑了波动时变性的聚合特征。

本文在现有研究的基础上,进一步研究了波动长记忆性的聚合问题。以股市高频数据为研究对象,借助半参数估计方法,从两个方面对此进行了研究:(1)收益波动的聚合,即先对高频收益进行变换得到高频收益的波动序列,利用半参数方法估计此时的参数值;接着,对高频收益波动进行聚合,再次利用半参数方法估计波动聚合序列的参数值。若参数值保持不变,表明波动的长记忆参数是聚合不变的。(2)收益聚合的波动,即先对高频收益进行聚合得到低频收益,对低频收益进行变换求波动,利用半参数方法估计聚合收益波动的参数值。若参数值保持不变,表明波动长记忆性的计算与数据频率无关。综合这两个方面,可以检验波动长记忆性的聚合效应。

2　波动模型的聚合

2.1　SV模型的聚合

时间序列模型的聚合效应研究最初是针对 ARMA 模型和 ARCH 模型的。根据文献[13,14]的结论,我们首先简要讨论 SV 模型和 ARMA 模型的关系。

设金融收益 r_t 满足一维随机波动过程,即

$$r_t = \sigma\exp(h_t/2)z_t \tag{1}$$

其中,z_t 为独立同分布的单位白噪声,波动 h_t 为平稳 AR(p) 过程,满足

$$\Phi(L)h_t = u_t \tag{2}$$

式中,$\Phi(L)$ 为 p 阶多项式,u_t 为与 z_t 独立的正态白噪声序列,即 $u_t \sim N(0,\sigma_u^2)$。对式(1)两边进行对数平方变换,有

$$\ln r_t^2 = \ln\sigma^2 + h_t + \ln u_t^2 \tag{3}$$

记 $\mu = \ln\sigma^2 + E\ln u_t^2$,$\xi_t = \ln u_t^2 - E\ln u_t^2$,则式(3)变为

$$\ln r_t^2 = \mu + h_t + \xi_t \tag{4}$$

由于 z_t 为独立正态分布的白噪声,所以 ξ_t 为由对数卡方分布构成的非正态白噪声,且

$$E(\xi_t) = 0 \tag{5}$$

$$Var(\xi_t) = \pi^2/2 \tag{6}$$

故有

$$\Phi(L)(\ln r_t^2 - \mu) = u_t + \Phi(L)\xi_t \tag{7}$$

由 u_t 和 z_t 独立,可知 u_t 和 ξ_t 独立。根据 Ansley 结论[18],两不相关 MA 过程只和仍为 MA 过程,且阶数为两者中的最高阶,式(7)右边为 MA(p)过程,因此$\{\ln r_t^2\}$为 ARMA(p,p)过程。另外,杜子平等(2002)[15]证明,$(\ln r_t^2)^{(k)}$ 也为 ARMA(p,p)过程。因此,SV 模型经聚合作用后,模型参数不变。下面本文将着重讨论 LMSV 模型中长记忆性参数的聚合问题。

2.2　LMSV模型的聚合

若收益 r_t 满足 LMSV 模型,即

$$r_t = \sigma\exp(h_t/2)z_t \tag{8}$$

其中,z_t 为独立同分布的白噪声,h_t 为 ARFIMA 过程。对收益过程进行对数平方线性变换,有

$$x_t = \ln(r_t^2) = \mu + h_t + \xi_t \tag{9}$$

其中,$\mu = \ln(\sigma^2) + E\ln(z_t^2)$,$\xi_t = \ln(z_t^2) - E\ln(z_t^2)$。因此,$x_t$ 与 h_t 具有相同的记忆性参数。

对式(9)两边作 k 阶时间聚合,有

$$x_t^{(k)} = k\mu + h_t^{(k)} + \sum_{i=0}^{k-1}\xi_{t-i} \tag{10}$$

其中,$x_t^{(k)} = \sum_{i=0}^{(k-1)} x_{t-i}$,$(h_t)^{(k)} = \sum_{i=0}^{(k-1)} h_{t-i}$。根据 h_t 为 ARFIMA 过程,有

$$h_{t-i} = (1-L)^{-d}\Phi^{-1}(L)\theta(L)u_{t-i} \tag{11}$$

可得

$$h_t^{(k)} = (1-L)^{-d}\Phi^{-1}(L)\theta(L)\sum_{i=0}^{k-1}u_{t-i} \tag{12}$$

代入式(10),有

$$x_t^{(k)} = k\mu + (1-L)^{-d}\Phi^{-1}(L)\theta(L)\sum_{i=0}^{k-1}u_{t-i} + \sum_{i=0}^{k-1}\xi_{t-i} \tag{13}$$

也即

$$\Phi(L)(1-L)^d(x_t^{(k)} - k\mu) = \theta(L)\sum_{i=0}^{k-1}u_{t-i} + \Phi(L)(1-L)^d\sum_{i=0}^{k-1}\xi_{t-i} \tag{14}$$

显然,式(14)右边第一项为 MA $(k+p-1)$ 过程,第二项为 MA(∞)过程。由 u_t,ξ_t 独立,利用 Ansley 结论[18],$x_t^{(k)} \sim ARFIMA(p,d,\infty)$ 过程。

考察另外两种波动替代测度:平方收益 r_t^2 和绝

对收益 $|r_t|$。对式(1)两边进行平方,可得

$$r_t^2 = \sigma^2 \exp(h_t)\, u_t^2 \tag{15}$$

因 u_t 独立同分布,且与 r_t 独立,则

$$Cov(r_t^2, r_{t-j}^2) = \sigma^4 Cov(\exp(h_t), \exp(h_{t-j})) \tag{16}$$

根据 Andersen(1994)结果[19],当 $j \to \infty$ 时,$Cov(r_t^2, r_{t-j}^2) \sim j^{2d-1}$。

另外,考虑聚合序列为 $(r_t^2)^{(k)} = \sum_{i=0}^{(k-1)} r_{t-i}^2$, $|r_t|^{(k)} = \sum_{i=0}^{(k-1)} |r_{t-i}|$,有

$$Cov((r_t^2)^{(k)}, (r_{t-j}^2)^{(k)}) = \sum_{h=-k+1}^{k-1} (k-|h|)\, Cov(r_t^2, r_{t-j}^2) \sim (jk)^{2d-1} \sim j^{2d-1}$$

同理可得,$Cov(|r_t|^{(k)}, |r_{t-j}|^{(k)}) \sim j^{2d-1}$。因此,波动的长记忆参数经聚合后保持不变。

3 聚合收益的波动

在实证研究中,上述过程本质上是先对收益过程进行变换得到波动替代量,再进行聚合,此时长记忆参数不变。我们当然也可以先对收益进行聚合,再进行变换,观察长记忆参数的变化。这从数据频率的角度而言,考察的是数据频率对波动长记忆参数估计值的影响。随着高频收益越来越容易获得,这具有重要的意义。

定义 $r_t^{(k)} = \sum_{l=0}^{(k-1)} r_{tk-l}$,则

$$[r_t^{(k)}]^2 = r_{tk}^2 + r_{tk-1}^2 + r_{tk-1}^2 + \cdots + r_{tk-k+1}^2 + 2\sum_{l \neq m} r_{tk-1} r_{tk-m} \tag{17}$$

由于 z_t 独立同分布,式(17)中交叉项的期望为零。因此,时间聚合收益的平方值协方差 $Cov([r_t^{(k)}]^2, [r_{t-j}^{(k)}]^2)$ 可简单地表示为 $[r_t^{(k)}]^2$ 和 $[r_{t-j}^{(k)}]^2$ 中所有平方项的协方差之和。也就是说,$Cov([r_t^{(k)}]^2, [r_{t-j}^{(k)}]^2)$ 可表示为 r_t^2 和 r_{t-jk-h}^2 ($h = -k+1, -k+2, \cdots, k-1$) 的协方差之和,即 $Cov([r_t^{(k)}]^2, [r_{t-j}^{(k)}]^2) = \sum_{h=-k+1}^{k-1} (k-|h|)\, Cov(r_t^2, r_{t-jk-h}^2) \sim (jk)^{2d-1} \sim j^{2d-1}$。因此,时间聚合收益平方值的长记忆参数为 d。

对于另外两种波动测度:时间聚合收益的绝对值和时间聚合收益的对数平方值,理论上无法进行严格的推导。Bollerslev 和 Wright(2000)猜想[20],$Cov[\ln(y_t^{(k)})^2, \ln(y_{t-j}^{(k)})^2] \sim j^{2d-1}$, $Cov[|r_t^{(k)}|, \ln|r_{t-j}^{(k)}|] \sim j^{2d-1}$。但他们利用 LP 半参数估计分析外汇高频数据的结果表明,这一结论无法成立,并推断高频收益包含了比低频收益更多的关于波动记忆性的信息。但 LP 方法本身对参数选择十分敏感,可能对最终的结论产生一定的影响。本文以股市的高频数据为研究对象,采用另一种更为稳健的半参数方法即 LW 估计研究波动长记忆性的聚合问题。

4 半参数 LW 估计

Robinson(1995b)[21]提出半参数局部 Whittle (LW)方法来估计长记忆参数 d。设时间序列 $\{x_t\}$ 的谱密度 $f(\lambda)$,当 $\lambda \to 0$ 时,有

$$f(\lambda) \sim G(d)\, |\lambda|^{-2d} \tag{18}$$

这里 $G(d)$ 为常数。此时,高斯 Whittle 似然函数为

$$Q(G,d) = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}\left\{\frac{I(\lambda_j)}{G\lambda_j^{-2d}} + \log(G\lambda_j^{-2d})\right\} \tag{19}$$

其中,$\lambda_j = 2\pi j/N$, $I(\lambda_j)$ 为周期图,m 为带宽参数,当 N 较大时,满足 $1/m + m/N \to 0$。

首先,由 $Q(G,d)$ 对 G 求偏导。得到

$$\hat{G} = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}\frac{I(\lambda_j)}{\lambda_j^{-2d}} \tag{20}$$

将式(20)代入(19),有

$$R(d) = \log\left(\frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}\frac{I(\lambda_j)}{\lambda_j^{-2d}}\right) - \frac{2d}{m}\sum_{j=1}^{m}\log(\lambda_j) \tag{21}$$

通过对 $R(d)$ 求极值,得到 LW 方法的估计值 $\hat{d}_{LW}$。

半参数 LW 估计的关键在于参数 m 的选择。一方面,大的 m 值能使 $\hat{d}_{LW}$ 较快收敛到真实的 d 值;另一方面,如果序列还包含短期记忆,m 还应该适当的小。本文为了确保 $\hat{d}_{LW}$ 较快收敛到 d,在实证研究中采用文献[22]的方法,取 m 为 $N^{0.50}$ 附近的值。

5 实证研究

5.1 数据描述

为了进行聚合研究,本文选取了深圳成份指数的 15 分钟高频数据样本,也即每个交易日采集 16 次数据,数据取自分析家软件。从数据采集的效果来看,这一频率的数据时间跨度较长,从 2000 年 2 月 24 日到 2005 年 5 月 11 日,为后续分析奠定了基础。剔除数据不完整的交易日,共得到 19534 个交易数据。记收盘价时间序列为 $\{p_t\}$,则收益率 $\{r_t\}$

为$\{p_t\}$的一阶对数差分。对波动的度量仍然选取对数平方收益、平方收益和绝对收益三种波动替代量。深市 15 分钟高频收益及其波动序列的自相关函数图,如图 1 所示。

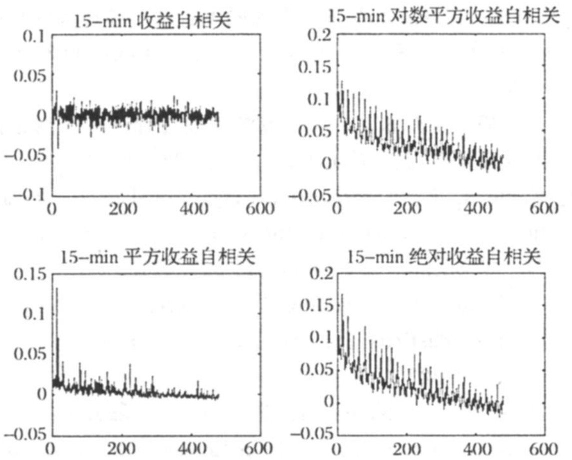

图 1　深市 15 分钟高频收益及其波动序列的自相关函数图

从图 1 可以看出,15min 收益的自相关函数几乎为白噪声序列,而三种波动测度的自相关函数呈现为一种不十分规则的“U”型曲线,波动序列的自相关表现出强烈的周期性特征。相比之下,平方收益的周期性程度要弱于绝对收益和对数平方收益。

5. 2　收益波动的时间聚合

对深成指 15 分钟高频样本,按 $k = 1, 2, 4, 16$ 进行聚合降噪。半参数估计方法选取了 LW 估计,带宽参数取 $m = N^{0.45}, N^{0.50}, N^{0.55}$。先对高频数据样本进行变换得到波动,再考察波动长记忆性的聚合效应,结果见表 1。

表 1　波动长记忆性的聚合效应

先变换后聚合	m	聚合阶 k 1	2	4	16
$[\log(y_t^2)]^{(k)}$	$N^{0.45}$	0. 4105	0. 4189	0. 4128	0. 4178
	$N^{0.50}$	0. 4167	0. 4401	0. 4722	0. 4069
	$N^{0.55}$	0. 3945	0. 4314	0. 4505	0. 4486
$[y_t^2]^{(k)}$	$N^{0.45}$	0. 3030	0. 3184	0. 2826	0. 2052
	$N^{0.50}$	0. 2436	0. 2498	0. 3401	0. 2241
	$N^{0.55}$	0. 2028	0. 2311	0. 2994	0. 2653
$\lvert y_t \rvert^{(k)}$	$N^{0.45}$	0. 4487	0. 4922	0. 4578	0. 3932
	$N^{0.50}$	0. 4405	0. 4325	0. 3920	0. 3445
	$N^{0.55}$	0. 4018	0. 4139	0. 4166	0. 4214

从表 1 中结果不难看出,波动测度对数平方收益的聚合半参数估计值基本相同,这表明 LMSV 模型的长记忆参数也是聚合不变的,结合杜子平等的结果,表明 LMSV 模型具有聚合不变性。另外两种波动测度(平方收益和绝对收益)的记忆性参数在聚合后也基本保持不变,这与本文在理论上的结论一致,也与文献[20]的研究结论相同。对高频数据而言,也表现出了与低频数据类似的特征。对不同的参数值 m,长记忆参数估计值变化不大,说明 LW 估计更加适合分析金融高频数据,一定程度上弥补了 LW 估计对带宽参数 m 敏感的缺陷。

随着高频数据越来越容易获得,许多实证研究者致力于该领域的研究。从金融收益角度来讲,收益序列本身的聚合得到的是低频数据,这是因为我们在对数计算时,采用的是股票价格的对数一阶差分形式。下面将分析数据频率的不同对 LW 半参数分析结果的影响。

5. 3　聚合收益的波动

对深成指 15 分钟高频样本,同样按 $k = 1, 2, 4, 16$ 进行聚合。半参数估计方法仍然选取 LW 估计,带宽参数取 $m = N^{0.45}, N^{0.50}, N^{0.55}$。先对高频数据样本进行聚合,再考察聚合收益波动的长记忆性,结果见表 2。

表 2　聚合收益波动的长记忆性

先聚合后变换	m	聚合阶 k 1	2	4	16
$\log(y_t^{(k)2})$	$N^{0.45}$	0. 4105	0. 4627	0. 3537	0. 3627
	$N^{0.50}$	0. 4167	0. 4271	0. 3381	0. 3619
	$N^{0.55}$	0. 3945	0. 4027	0. 2274	0. 3932
$y_t^{(k)2}$	$N^{0.45}$	0. 3030	0. 3208	0. 2769	0. 2630
	$N^{0.50}$	0. 2436	0. 2597	0. 3389	0. 2436
	$N^{0.55}$	0. 2028	0. 2375	0. 2819	0. 2028
$\lvert y_t^{(k)} \rvert$	$N^{0.45}$	0. 4487	0. 4790	0. 4177	0. 3035
	$N^{0.50}$	0. 4405	0. 4348	0. 4599	0. 3112
	$N^{0.55}$	0. 4018	0. 4105	0. 4217	0. 3983

从表 2 中结果可以看出,当 $k = 1$ 时,先聚合后变换和先变换后聚合的结果是相同的;而对于其他的聚合阶,长记忆参数的估计值变换不大。这表明对我国股市而言,用于计算波动长记忆性的数据频率并不是重要的因素。另外,从图 1 可以看出,高频数据具有日内周期性,而半参数 LW 估计能够忽略这种日内周期性的影响,得到一致的估计结果。

因此,数据频率对波动长记忆性的估计影响不大,这与文献[23]的研究结论一致,而与文献[20]研究结论不同,这可能是由于他们所采用的 LP 半参数方法对日内周期性过于把敏感造成的。另外,LP 回归要基于正态性假定,而波动替代序列显然无法满足这一假定。但从半参数方法本身而言,对带宽参数 m 的敏感性是其不足之处。LW 在分析高频

数据时,敏感性降低。因此,当能够获得高频数据时,应尽可能采用高频数据进行半参数分析。

6 结语

本文基于高频数据,采用半参数估计方法研究了波动模型长记忆参数的聚合效应。针对金融收益的高频数据,有关聚合效应的研究自然涉及到两个方面内容:不同波动替代形式(收益变换)长记忆性的聚合检验和不同时间频率数据的波动长记忆性的聚合检验。在对长记忆参数的估计方法上,我们采用了稳健的 LW 估计。从不同波动替代量长记忆性聚合检验的分析结果可以看出,半参数估计方法是股票市场波动长记忆性分析的有效方法;另一方面,高频收益的时间聚合对波动长记忆参数的估计值影响不大,说明了数据频率的选择并非是波动长记忆性的重要影响因素。综合上述两个方面可以认为,我国股市波动的长记忆性存在聚合不变效应。由于记忆性特征具有时间标度不变性,本文研究结论验证了半参数方法的良好效果,适合于分析高频金融数据的记忆性特征。采用半参数方法一定程度上避免了低频数据损失高频信息的不足,为高频金融模型的研究提供了有益的参考。

参考文献:

[1] Mandelbrot B B. When can Price Be Arbitraged Efficiently? A limit to validity of the random walk and martingale models[J]. Review of Economics and Statistics, 1971, 53(2): 225 - 236.

[2] Cheung Y. W., Lai K. A search for long - memory in international stock market returns[J]. Journal of International Money and Finance, 1995, 1: 597 - 615.

[3] Hiemstra C., Jones J. D. Another look at long - memory in common stock returns[J]. Journal of Empirical Finance, 1997, 4: 373 - 410.

[4] Jacobsen B. Long - term dependence in stock returns [J]. Journal of Empirical Finance, 1996, 3:393 - 417.

[5] Andersen T G, Bollerslev T. Heterogeneous information arrivals and return volatility dynamics: uncovering the long run in high frequency returns[J]. Journal of Finance, 1997, 52: 975 - 1005.

[6] Dacorogna M. M., MuKller U. A, Nagler N J, Olsen R B, Pictet O V. A geographical model for the daily and weekly seasonal volatility in the foreign exchange market[J]. Journal of International Money and Finance, 1993, 12: 413 - 438.

[7] Granger C. W. J, Ding Z., Spear S. Stylized Facts of the Termporal and Distributional Properties of Daily Speculative Markets[Z]. Unpublished manuscript, UC San Diego, 1997.

[8] Lobato I., Savin N. E. Real and spurious long - memory properties of stock - market data[J]. Journal of Business and Economic Statistics, 1998, 16: 261 - 268.

[9] 李亚静, 何跃, 朱宏泉. 中国股市收益率和波动性长记忆性的实证研究[J]. 系统工程理论和实践, 2003, 1: 9 - 15.

[10] 王春峰, 张庆翠. 中国股市波动性过程中的长期记忆性实证研究[J]. 系统工程, 2004, 22(1): 78 - 83

[11] Engle R. F. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variances of UK inflation [J]. Econometrica, 1982, 31: 987 - 1008

[12] Bollerslev T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity[J]. Journal of Econometircs, 1986, 31: 307 - 327

[13] Drost F. C., Nijman T. F. Temporal aggregation of GARCH processes[J]. Econometrica, 1993, 61: 909 - 927.

[14] Hansen L. P., Scheinkman J. Back to the future: generating moment implications for continuous time Markov processes[J]. Econometrica, 1995, 63: 767 - 804.

[15] 杜子平, 张世英. SV 模型的聚合及其边际化研究[J]. 系统工程理论方法应用, 2002, 11(2): 173 - 176.

[16] Meddahi N., Renault E. Temporal aggregation of volatility models[J]. Journal of Econometrics, 2004, 119: 355 - 379.

[17] 许启发, 张世英. 金融波动的平方根随机自回归波动模型[J]. 系统工程理论方法应用, 2004, 13(6): 561 - 568.

[18] Ansley C. F., Spivey W. A., Wrobleski W. J. On the structure of moving average processes [J]. Journal of Econometrics, 1977, 6: 121 - 134.

[19] Andersen T. G. Stochastic autoregressive volatility: a framework for volatility modeling [J]. Mathematical Finance, 1994, 4: 75 - 102.

[20] Bollerslev T., Wright J. H. Semiparametric estimation of long - memory volatility dependencies: the role of high frequency data [J]. Journal of Econometrics, 2000, 98: 81 − 106.

[21] Robinson P. M. Gaussian semi parametric estimation of long range dependence[J]. The Annals of Statistics, 1995, 23:1630 - 1661.

[22] Geweke J., Porter - Hudak. The estimation and application of long memory time series model[J]. Journal of Time Series Analysis, 1983, 4: 221 - 238.

[23] Han Y. W. Long memory volatility dependency, temporal aggregation and the Korean currency crisis: the role of a high frequency Korean won (KRW) − US dollar (S) exchange rate[J]. Japan and the World Economy, 2005, 17: 97 - 109.

The Semiparametric Test for Aggregated Effect of Long Memory Property in Stock Markets Volatility

HE Jian - min[1] , **ZHAO Wei**[2]

(1. School of Economics and Management , Southeast University , Nanjing 210096 , China ;
2. School of Business , Huaihai Institute of Technology , Lianyungang 222001 , China)

Abstract : Based on semiparametric methods , the aggregation effect of long memory property in stock markets volatility has been researched from two aspects : On one hand , stock returns are aggregated firstly , then the long memory property of aggregated series is considered ; on the other hand , stock returns are convened to volatility series firstly , then the long memory property of aggregated volatility series is considered. The former considers the aggregated property of long memory parameter in volatility series , whilte the latter studies the influence of data frequency on long memory parameter in volatility. Starting from the real situation of Chinese stock markets and integrated consideration of the two facts , the aggregation invariant effect of long memory property is found in volatility , which can also show the good effect of semiparametric methods.

Key words : volatility ; long memory property ; aggregated effect ; high frequency