DOI :牨方牨牰牫牳/j ·cnki ·jfe ·牨牨四牨母牨栽

第 31 卷 第 8 期　　财经研究　　Vol. 31 No. 8
2005 年 8 月　　Journal of Finance and Economics　　Aug. 2005

股市收益率与波动性长期记忆效应的实证研究

李红权，马超群
（湖南大学 工商管理学院，湖南 长沙 410082）

摘　要：股票市场长期记忆效应问题是近来金融实证研究的一个热点。多数的研究集中在收益率长期相关性的考察上，较少有对波动率序列的研究。然而，波动率的长期记忆性不仅会导致金融市场上的波动持久性特征，而且将对波动率的预测与衍生证券定价产生重要的影响。基于此，本文通过修正的R/S 分析与ARFIMA 模型对我国股市收益率及其波动性的长期相关性进行了实证研究。结果表明：中国股市具有显著的非线性特征，虽然收益率序列的自相关性较弱，但波动性序列却表现出显著的长期记忆效应。这一结论将为研究股票价格行为特征与金融经济学理论提供新的方向。

关键词：股票市场；波动性；长期记忆

中图分类号：F830.91　**文献标识码**：A　**文章编号**：1001-9952(2005)08-0029-09

一、引　言

在对有效市场假说的质疑与股市内在本质特征的研究过程中，越来越多的实证分析结果表明(Peters，1991、1994；Panas，2001 等)：(1)实际的收益率过程服从典型的尖峰、厚尾型非正态分布，芒德勃罗(Mandelbrot，1963)与法玛(Fama，1965)提出的关于收益率服从稳定分布(Stable distribution)的假想得到了大量的实证结果的支持；(2)价格变化不是一个独立同分布过程(iid)，收益率存在显著的序列自相关与偏自相关结构，并且表现出长期相关性；(3)股市具有非周期循环的特征。

这些特征预示着金融时间序列可能存在非线性动力学系统(Taylor 1986，Campbell 1998)。从已有文献看，ARCH 模型组、长期记忆过程和混沌是刻画上述分布特征的三大典型非线性模型(Panas，2001)。三类模型的共同

收稿日期：2005-05-16
基金项目：国家自然科学基金(70471030)，国家社会科学基金(03CJBY56)
作者简介：李红权(1976－)，男，河南南阳人，湖南大学工商管理学院博士生；
马超群(1963－)，男，湖南岳阳人，湖南大学工商管理学院教授，博士生导师。

点在于都认为复杂的价格波动过程是市场的内生现象。不同的是,前两类模型是非线性随机模型,认为市场的非线性结构来源于时变条件方差或由不可预测的市场随机变量所主宰;而混沌模型认为市场是一个确定性的非线性动力学系统,其非线性结构由为数不多的几个确定性基本力量所支配,市场的随机性可以由一个确定性系统所产生。从技术来讲,长期记忆过程与混沌模型能够描述收益率分布的"诺亚效应"与无限方差性质,并且分形紧密相连,两者描述的都是整体,从而更为相近。然而,在实际分析中,由于市场各种复杂非线性特征共存,我们很难将非线性随机模型与确定性模型区分开来。实际上,这很可能是一个问题的两个侧面,正如 Peters (1994) 所言,ARCH 过程不是一个长期记忆过程,而仅刻画一个局部的过程;分形过程刻画了市场的整体特征,二者是可以共存的。

股票市场长期记忆(long memory)效应的提出意味着随机游走与有效市场假设将失效,以此为理论假设基础的现代资本市场理论以及其他依赖正态分布或有限方差性质的金融计量学模型都将面临严重的质疑。鉴于此,国外学者自 20 世纪 80 年代末期以来进行了大量的实证分析。多数研究集中在对收益率序列长期记忆效应的考察上,研究结果总体表明收益率序列基本没有或仅存在较弱的长期记忆效应。经典的研究(Lo,1991;Mills,1993;Granger,1993)表明美国等成熟股市不存在长期记忆效应,然而也有研究(Panas,2001;Peters,1994;Henry,2002)表明雅典、南韩、中国台湾、新加坡等股市存在显著的长期记忆效应,Mills (1998) 对于 FTA 全股指收益率的研究也有类似结论。此外,Howe (1999) 等的研究表明研究结论对其所使用的方法(R/S 分析,修正 R/S 分析,ARFIMA 模型)及其模型的参数选取具有相当的敏感性。

对于波动性长期记忆效应的开创性研究始于 Taylor (1986) 及 Ding (1993,1996)。Ding 等人对 S&P 500 指数收益率的开创性研究表明,尽管股指收益率序列的自相关性很弱,但序列 $\{|r_t|^d\}$,$d>0$ 却有很强的自相关性;当 $d=1$ 时,$|r_t|$ 序列的自相关系数在滞后阶数为 2500 时仍显著为正,波动率表现出很强的长记忆性,具有波动持久性(Volatility persistence)。在随后的研究中,So (2000) 等均发现波动率序列具有显著的强长期相关性。波动率的长期记忆效应将对波动率的预测及衍生证券定价产生重大的影响。

二、研究方法

(一) 长期记忆效应的定义与特征

多数人认同的长期记忆过程的定义特征就是序列自相关函数的缓慢衰减(Compbell,1998),这种衰减过程服从幂法规则,比平稳 ARMA 模型的指数化衰减要慢得多。一般而言,对于一个时间序列,若满足下述条件,便认为序列具有长期记忆效应:

$$\rho(k) \sim ck^{2d-1}, \text{当} k \to \infty, c \neq 0, d < 0.5$$

其中,$\rho(k)$是序列的自相关函数,“～”表示渐近收敛。参数d与赫斯特指数(Hurst)的关系为:$H = d + 0.5$。H亦称分形指数或自相似参数。

一个典型的长期记忆过程的例子便是Granger(1980)与Hosking(1981)等人所给出的分数差分时间序列模型(Compbell,1998)。在这个模型中,对数收益率r_t满足以下差分方程:

$$(1-L)^d r_t = \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim IID(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

当$d \in (-1/2, 1/2)$时,r_t是平稳可逆的,序列表现出一种长期相关性,后面的数据都带着前期数据的“记忆”或影响。r_t的自相关系数衰减极为缓慢,当d为正时,其自相关系数均为正,自相关系数的和将发散至无穷大;当d为负时,自相关系数亦为负,其和收敛为0。$0 < d < 1/2$时,$H \in (0.5, 1)$,序列存在状态持续性或称具有持久性,时间序列是一个持久性的或趋势增强的序列;当$1/2 < d < 0$,$H \in (0, 0.5)$,序列表现出逆状态持续性,或称反持久性,表现为频繁的逆转趋势。

对于长期记忆性的检测与序列长期记忆效应特征的定量描述,研究人员在20世纪80年代以来开发了多种技术手段。比较常用的主流研究方法包括经典R/S分析、修正R/S分析与ARFIMA模型方法。下面将介绍这些方法并做简要评价。

(二)经典R/S分析

经典的R/S分析(the classical rescaled range analysis)由Hurst(1951)提出,后经Mandelbrot(1971)进一步发展并首次应用于资本市场长期相关性的分析。R/S分析体系给予了我们区分随机与非随机系统、趋势持久性、循环周期等方面丰富的知识,分形指数、平衡循环长度、长期记忆性尺度函数将由此方法得到。

对于一个样本数为T的时间序列$\{x_t\}$而言,R/S分析估计其对于整数n($10 \leqslant n \leqslant T$)的极差R(n)与标准差S(n):

$$R_n = \max_{1 \leqslant k \leqslant n} \sum_{j=1}^{k} (x_j - \bar{x}) - \min_{1 \leqslant k \leqslant n} \sum_{j=1}^{k} (x_j - \bar{x}), S_{(n)} = \left[\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} (x_j - \bar{x})^2\right]^{1/2}$$

对于任一n值,可将总序列划分为int(T/n)个子样本区间,分别计算每个样本上的R/S值,我们可以计算统计量:

$$Q_n = E[R(n)/S(n)]$$

Q_n随n增大而增大,有如下关系$Q_n = an^H$或者$\ln(Q_n) = \ln a + H\ln(n)$,其中a是常数,H即Hurst指数。

在R/S分析中,统计量$V = Q_n / \sqrt{n}$用来测度序列非周期循环的平均长度。

长期相关性尺度函数C用来度量前一期观测值对后一期观测值的影响。$C = 2^{(2H-1)} - 1$。

（三）修正 R/S 分析

虽然传统的 R/S 统计量确实能够检测长期相关性，然而该方法最大的缺陷可能就是对短期相关性或称短期记忆(short memory)的敏感性。当序列包含短期记忆、存在异质性或非平稳时，R/S 分析可能会给出错误的、有偏的论据，基于此，Lo（1991）给出了修正的 R/S 统计量，同时该统计量有明确的分布，易于作显著性检测。

Lo（1991）所作的修正实质上是针对 S(n)，在 Lo 所提供的公式中：

$$Q_n = \frac{R(n)}{\sigma_n(q)} = \frac{1}{\sigma_n(q)}\left[\max_{1\leqslant k\leqslant n}\sum_{j=1}^{k}(x_j-\overline{X}) - \min_{1\leqslant k\leqslant n}\sum_{j=1}^{k}(x_j-\overline{X})\right]$$

$$\sigma_n^2(q) = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}(x_j-\overline{X})^2 + \frac{2}{n}\sum_{j=1}^{n}w_j(q)\left[\sum_{i=j+1}^{n}(x_j-\overline{X})(X_{i-j}-\overline{X})\right]$$

$$= S_{(n)}^2\left(1+2\sum_{j=1}^{n}W_j(q)\rho_j\right)$$

其中，$W_j(q)=1-\frac{j}{q+1}$，$q<n$，ρ_j 为 $\{x_t\}$ 的 j 阶自相关系数。修正后的 V 统计量：$V_n(q)=Q_n/\sqrt{n}$，该统计量有明确的分布函数 F(v)，Lo（1991：1288）表 II 中给出了 $V_n(q)$ 常用的临界值，通过 $V_n(q)$ 的显著性检测我们可以判断序列是否存在长期记忆性。

（四）ARFIMA 模型

ARFIMA 模型(Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average Model，自回归分数积分滑动平均模型)是分析时间序列长期相关性的一个非常适当的模型(Lo，1991；Peters，1994)，它是一个前沿性的计量模型，最近几年才被广泛应用于金融分析领域。

一个 ARFIMA(p，d，q)过程的典型数学表达式如下：

$$\Phi_p(B)(1-B)^d Xt = \Theta_q(B)\varepsilon_t$$

其中：$\Phi_p(B)=1-\Phi_1 B-\cdots\cdots-\Phi_p B^p$，$\Theta_q(B)=1+\Theta_1 B+\cdots\cdots+\Theta_q B^q$，

$$(1-B)^d = 1-dB-\frac{d(1-d)}{2!}B^2-\cdots\cdots$$

ε_t 是均值为 0、方差为 σ_ε^2 的 IID 干扰项。

前述的分数差分模型(Granger，1980)实质上就是 ARFIMA(0，d，0)模型。当 d=0 时，ARFIMA 变形为 ARMA(p，q)过程，表现出短期记忆特征；当 d≠0，且 d∈(−1/2，1/2)时，ARFIMA 表现出长期记忆特征或反持久性特点，详见本节中第一部分的讨论。

对于 ARFIMA 模型，关键在于对于参数 d 的估计与检验，常用的估计方法有谱回归、最大似然估计法等。Geweke 和 Porter-Hudak（1983）提出了一种半参数方法来估计 d 值(Granger，1996；Panas，2001)，该方法(简称 GPH)

采用下面的周期图或称谱回归(Periodogram or spectrum regression):

$$\ln\{I(\lambda_{j,T})\}=c-d\ln\{4\sin^2(\lambda_{j,T}/2)\}+\xi_j$$

其中,频率 $\lambda_{j,T}=2\pi j/T$, $j=1,2\cdots\cdots,n$, $n=g(T)<<T$。

$I(\lambda_{j,T})$是序列在频率 λ 上的周期图:

$$I(\lambda_{j,T})=\frac{1}{T^2}\left\{\left[\sum_{t=1}^{T}(x_t-\bar{x})\cos(\lambda_{j,T}t)\right]^2+\left[\sum_{t=1}^{T}(x_t-\bar{x})\sin(\lambda_{j,T}t)\right]^2\right\}$$

选取适当的 $g(T)$, d 的 OLS 估计量是一个一致估计量,$(\hat{d}-d)/S(\hat{d})$将服从渐进正态分布,理论上 ξ_j 的方差是 $\pi^2/6$, $g(T)$常取 $T^{0.5}$。

三、实证研究

(一)样本选择与指标设计

本文用上述模型与方法,对深沪股市自成立以来的综合指数全样本数据做分析,以检验股市收益率与波动率的长期记忆效应与分布特征。取深成指、上证综指自1991年8月1日~2004年3月9日的日收盈价为依据,得到期间深成指对数收益率$(r_t=\ln(P_t/P_{t-1}))$序列($T_1=3073$),上证综指对数收益率序列($T_2=3088$)。

对于波动率,我们选取绝对均值离差(absolute mean deviations) $x_t=|r_t-\bar{r}|$ 及均值离差平方(squared mean deviations) $x'_t=(r_t-\bar{r})^2$ 两个指标来衡量序列的波动性。

(二)数据特点

首先从样本数据的收益率数据来作统计分析,深沪两市的偏度指标分别为5.8和0.60,均显著大于零,表现出不同程度的右偏特征;峰度指标更为显著,分别为130和15.4,呈现极为显著的尖峰态。从J-B 正态性检验统计量上看,各序列的J-B 值均较大,相应的P 值几乎为0,表现出显著的非正态性。

从样本的序列自相关系数(ACF)与偏自相关系数(PACF)(估计到滞后400阶)来看:第一,收益率序列$\{r_t\}$的自相关性较弱,最大自相关系数分别为0.083至0.060;虽然相关系数的值均较小,但Ljung-Box Q 统计量仍较大,说明序列仍存在自相关结构。并且,序列相关图显示(见图1),样本序列前400阶自相关系数并未表现出季节性与周期性。第二,波动率序列$\{|r_t-\bar{r}|\}$与$\{(r_t-\bar{r})^2\}$不仅具有显著的自相关与偏自相关结构,而且相关系数较大,最大相关系数介于0.124~0.320之间,说明序列具有显著的非线性相关性与ARCH 效应;进一步的分析可知,波动率序列在滞后400阶时自相关仍比较显著,且Ljung-Box Q 统计量的P 值均为0.00,特别是$|r_t-\bar{r}|$序列在$n=188$(约为10个月)时自相关系数才第一次出现负值,说明序列存在显著的长期相关性。

(三)长期记忆效应检验

自20世纪90年代以来,检验长期记忆性的常用方法主要是修正R/S 分析

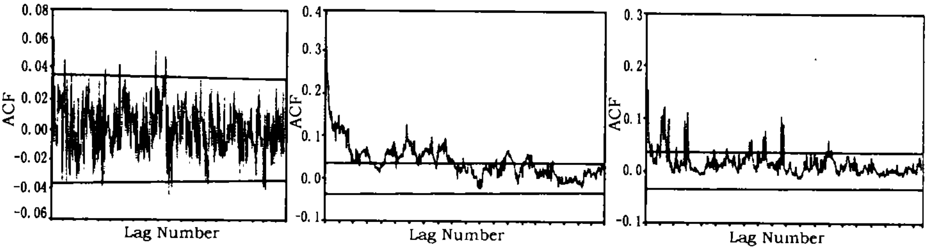

图 1 深成指自相关函数图

注:以上图形依次为序列r_t、$|r_t-\bar{r}|$、$(r_t-\bar{r})^2$的自相关分析图;图中的两条直线为相关系数的 95%置信区间

与 ARFIMA 模型检验,但经典的 R/S 分析仍具有较强的解释力,我们给出三种方法的分析结果以便比较分析。关于长期记忆性的假设检验为:原检验 H_0 是标准的随机游走过程,即序列没有记忆或仅具有短期记忆性(short memory);备择假设 H_1 为序列具有长期记忆效应。H_0 对应于参数 $H=0.5$,$d=0$。

(1)修正 R/S 分析结果

修正 R/S 分析与经典 R/S 分析相比,就是增加了自相关的部分和一项。其中一个关键的问题就是确定了滞后阶数 q,q 太小不能消除足够的短期自相关性影响,q 太大将影响检验的效率。解决这一问题有两种方法:一方面可以对 q 连续取多个值作比较分析;另一方面可以借鉴一些经验公式:如 $q^*=T^{0.25}$ 法则与 $q^*=\mathrm{int}\{(3T/2)^{1/3}\{2\rho_1/(1-\rho_1^2)\}^{2/3}\}$(其中 int 表示取整,$\rho_1$ 是一阶自相关系数,T 为样本数),这是 Andrews(1991)提出并被 Lo(1991)引用的确定最优 q 值的一个公式。本文采用后一个公式来确定 q^*。

表 1 R/S 分析与修正 R/S 分析结果

指数	序列	H	ρ_1	q^*	Vn(0)	Vn(3)	Vn(6)	Vn(9)	Vn(q^*)
深成指	r_t	0.62	0.059	4	1.36	1.20	1.08	1.02	1.15
	$\lvert r_t-\bar{r}\rvert$	0.82	0.320	13	7.03*	3.67*	2.65*	2.17*	1.80*
	$(r_t-\bar{r})^2$	0.71	0.216	10	4.18*	2.69*	2.12*	1.87*	1.82*
上证综指	r_t	0.64	0.053	4	1.41	1.22	1.13	1.10	1.18
	$\lvert r_t-\bar{r}\rvert$	0.93	0.277	12	7.98*	4.26*	3.04*	2.45*	2.08*
	$(r_t-\bar{r})^2$	0.59	0.020	2	2.40*	2.21*	2.05*	1.95*	2.28*

注:* 表示在 5%水平下显著,临界值(Lo,1991):1.747(5%);Vn(0)是经典 R/S 分析得到的 V 统计量。

首先,R/S 分析结果表明各序列的 H 值均大于 0.5,特别是波动率序列 $|r_t-\bar{r}|$ 与 $(r_t-\bar{r})^2$ 其赫斯特指数更是明显大于 0.5,最大值甚至接近于 1,表明序列具有强的长期记忆效应与分形特征。

从修正 R/S 分析结果来看,两个收益率序列均没能通过显著性检验,表明收益率过程不具有长期记忆性;而波动率序列均通过了显著性检验,V 统计量在不同参数下均显著大于临界值,说明波动率序列存在显著的长期相关性。

另外,我们还可以观察到检测方法对于参数q 选择的敏感性,Vn(q)似乎随着q 值的增大而逐步减小。修正R/S 分析对于经典R/S 分析的改进看似温和,然而实证数据的V 统计量却出现戏剧性的变化,从Vn(0)到Vn(q^*)的下降幅度(用[$V_n(0)/V_n(q^*)-1$]表示)介于5.2%～290%。说明在序列具有明显的短期自相关关系时,经典R/S 分析产生的偏差确实较大。

总之,修正R/S 的结果与经典R/S 分析有显著差异,它支持波动率序列具有长期记忆性的论断,但拒绝收益率序列具有长期相关性的假设。这与Granger 与Ding(1993,1996)等人对美国股市的分析结果是一致的。

(2)ARFIMA 模型不依赖于任何特定分布假设,所以在金融时间序列分析中越来越受欢迎,是检验序列长期记忆性的有力工具

表2列出了GPH 方法对分数差分参数d 的估计值。这里对g(T)分别取了三个值$T^{0.5}$、$T^{0.55}$和$T^{0.6}$,以便于考察d 对于谱回归样本容量大小的敏感性。

表2　ARFIMA 模型(d)估计值

指数	序列	d(0.5)	t	d(0.55)	t	d(0.6)	t
深成指	r_t	−0.043	0.48	0.086	−1.19	0.037	−0.72
	$\|r_t-\bar{r}\|$	0.329*	−3.36	0.367*	−4.75	0.316*	−4.96
	$(r_t-\bar{r})^2$	0.279*	−2.66	0.310*	−3.87	0.119**	−1.94
上证综指	r_t	−0.047	0.50	0.009	−0.11	0.004	−0.07
	$\|r_t-\bar{r}\|$	0.486*	−3.07	0.353*	−3.26	0.304*	−3.88
	$(r_t-\bar{r})^2$	0.069	−1.14	0.053	−1.17	0.048	−1.37

注:*表示在1%水平下显著;**表示在5%水平下显著。

从以上结果分析,两市指数收益率序列{r_t}的d 估计值都不显著区别于0,均不存在长期记忆效应。这与修正R/S 分析结果一致。

对于波动率序列,计算出的d 值在0.119～0.486之间,并且都显著大于0,说明波动率序列具有显著的长期依赖关系。只有一个序列,即上证综指的$(r_t-\bar{r})^2$序列例外,其d 值较小,并且不显著,不能推断出该序列具有长期相关性。

此外,d 的估计值对谱回归样本容量选择具有一定的敏感性。这不仅体现在d 值的大小变化上,甚至d 值的符号也会发生改变。所以,如何选取适当的g(T)值对于ARFIMA 模型的应用有着相当程度的影响。

从总体而言,ARFIMA 模型又一次验证了修正R/S 分析的结果,收益率序列不存在长期相关性,而波动率序列则具有显著的长期记忆效应。

四、结论与展望

本文运用了多种金融经济学计量分析方法与统计检验手段,对我国股市的非线性特征与长期记忆性效应进行了较为深入的研究,结果表明:(1)深沪两市均表现出显著的非线性动力学特征。具体体现在收益率服从尖峰、胖尾型的非正态分布、具有显著的ARCH 效应,存在显著的线性相关结构与非线

性相关性。(2)虽然指数收益率序列的自相关性较弱,然而其波动率序列却表现出显著的长期记忆性效应,具有波动持久性。这一发现将深化我们对中国股市价格行为方式的认识与理解。(3)深沪指数有显著的分形特征。从分析的结果来看,市场的分形结构特征可能更多地是与股市的长期相关性有关系,而不是来源于迅速衰减的短期相关性与时变方差。

金融市场显著的非线性动力学特征表明基于有效市场假说的传统理论分析基石,即正态分布与随机游走假定将失效,经典的金融经济学理论将面临巨大的挑战。更进一步的研究(Peters,1996)表明,金融市场的非线性动力学特征与投资者的投资行为有着紧密的联系,市场的长期记忆效应与分形结构有其行为金融学意义上的来源。有限理性人、分形市场与有偏的随机游走,更贴近真实金融系统的市场行为,以此为基础的金融经济学非线性分析范式将大大拓展原有的标准金融分析框架(李红权,2004)。

在新的分析范式下,我们将视金融市场为一个复杂的、交互作用的和适应性的非线性系统,金融市场是整体秩序性与局部随机性的统一体。新的范式将市场的不稳定状态视为常态,容纳市场的混乱、复杂性与更多可能性。金融市场遵从一个有偏的随机游动(分数布朗运动)过程,具有长期记忆效应,并拥有循环与趋势两重特征。投资者是有限理性人,他们本质上是异质交易者;信息并没有像在有效市场假说中描述的那样被立即反映在价格中,而是在收益率中体现为一个偏倚。分形分布是更一般情形下的分布状态,正态分布只是其中的特例($\alpha=2$)。基于此,我们可望更深刻、更全面地认识金融市场的本质规律,以期更好地解释现实,指导金融实践。

参考文献:

[1]Mandelbrot B. The fractal geometry of nature [M]. New York: W. H. Freeman, 1982.

[2]Peters E. Fractal market analysis: Applying chaos theory to investment and economics [M]. John wiley & sons, Inc New York, 1994.

[3]Granger C, R Joyeux. An introduction to long memory time series models and fractional differencing [J]. Journal of Time Series Analysis, 1980(1): 15～29.

[4]Lo Andrew W. Long term memory in stock market prices [J]. Econometrica, 1991(59): 1279～1313.

[5]Andrews D. Heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix estimation [J]. Econometrica, 1991(59): 817～858.

[6]Panas E. Long memory and chaotic models of prices on the London metal Exchange [J]. Resources Policy, 2001(27): 235～246.

[7]Ding Z, C WJ Granger, R F Engel. A long memory property of stock market returns and a new model [J]. Journal of Empirical Finance, 1993(1): 83～106.

[8]C WJ Granger, Zhuanxin Ding. Varieties of long memory models [J]. Journal of Econo-

metrics ,1996(73):61～77.

[9]Zhuanxin Ding ,C W J Granger . Modeling volatility persistence of speculative returns :A new approach [J].Journal of Econometrics ,1996(73):185～215.

[10]Mike K P So . Long-term memory in stock market volatility [J]. Applied Financial Economics ,2000(10):519～529.

[11]Ólan T Henry . Long memory in stock returns :Some international evidence [J]. Applied Financial Economics ,2002(12):725～729.

[12]李红权,马超群. 基于分形理论的资本市场非线性研究框架[J]. 财经理论与实践,2004,(5):49～65.

[13]埃德加·E·彼德斯. 资本市场的混沌与秩序[M]. 北京:经济科学出版社,1999.

[14]特伦斯·C·米尔斯. 金融时间序列的经济计量学模型[M]. 北京:经济科学出版社,2002.

[15]约翰·Y·坝贝尔,安德鲁·W·罗. 金融市场计量经济学[M]. 上海:上海财经大学出版社,2003.

An Empirical Study of long-term Memory of Return and Volatility in Chinese Stock Market

LI Hong-quan ,MA Chao-qun

(*College of Business Administration , Hunan university , Changsha* 410082, *China*)

Abstract :The notion of long memory , or long-term dependence , has received considerable attention in empirical finance . While many empirical works were done on the detection of long memory in return series , very few investigations focused on the market volatility , though the long-term dependence in volatility may lead to some types of volatility persistence as observed in financial markets and affect volatility forecasts and derivative pricing formulas . So , using modified rescaled range analysis and ARFIMA model , this paper examines the long-term dependence of return and volatility in Chinese stock market . The results show that although the returns themselves contain little serial correlation , the variability of returns has significant long-term dependence . Application of long memory provides a new approach for assessing the behavior of stock prices and the research on financial market theory .

Key words :stock market ; volatility ; long memory

(责任编辑 喜 雯)