

中国股市的波动性及国际比较 *

贺力平 王 珏

〔摘 要〕 本文通过描述性统计和基于 GARCH 模型族的计量分析, 对上证 A 股综指、道指、富时 100 指数和日经 225 指数收益率序列有关波动性的基本特征进行了概括和比较, 并得到基本结论: 1998 年 7 月至 2008 年 7 月期间, 上海股市的总体波动性水平要高于其他三个股票市场; 上海股市较高的波动性表现在日收益率序列、周收益率序列以及月收益率序列等多个时间维度上; 同时, 上海股市较高的波动性还表现在波动的幅度上和波动的频繁程度上。本文还指出, 中国股票市场较高的波动性不能简单地从宏观经济波动性或对外金融开放角度来解释。

关键词: 股票市场 波动性 国际比较

JEL 分类号: E44 G1 P34

改革开放以来, 中国的股票市场或者说资本市场大体经历了几个发展演变阶段: 1978~1992 年为萌生阶段, 1993~1998 年全国性资本市场形成和初步发展阶段, 1999 年以后为进一步规范和发展阶段, 其间《中华人民共和国证券法》经全国人民代表大会常务委员会通过和后续修订, 成为中国第一部调整证券发行与交易行为的法律(中国证券监督管理委员会, 2008)。此后, 中国股票市场为国内企业融资和个人投资提供了许多便利, 股票市场不断活跃起来, 其在国民经济中的重要性也逐渐上升。

但是, 如何评价股票市场的发展, 尤其是如何看待股票市场的“成熟性”, 存在不同观点。一个代表性的看法是将股票市场的成熟性与波动性联系起来, 认为股票市场的成熟伴随着较低的波动性。例如, 一位长期关注股票市场研究的国外学者认为, “从宏观经济角度来讲, 一个国家的经济如果发展比较好, 比较平稳, 没有什么通货膨胀, 这样的话这个国家的金融市场就肯定波动性要小。如果不是这种情况, 肯定金融市场上波动性就大”(恩格尔, 2007)。该学者还特别针对中国股票市场提出, “如果市场当中的投资人都是不成熟的, 那这个市场的波动性一定大”(同前引)。

显然, 股票市场波动性及其程度是一个如何认识股票市场发展的重要问题。股票市场与其他金融市场和商品市场一样, 必然存在一定的波动性。但是, 一定时期内, 波动性过高或者相对其他参照指标来说波动性较大, 则是一个值得重视的问题。

本文对比 1998 年以来中国股票市场与三个国外经济体股票市场的波动性, 着重从多个方法和时间区间来进行检验。第一部分简要说明有关波动性检验的基本方法, 并联系已有研究成果概述本文分析重点; 第二部分说明数据来源及基本统计特征; 第三部分运用最优 GARCH 模型进行参数估计; 第四和第五部分分别对数据样本进行全时段和分时段的国际比较; 第六部分是全文总结并对中国股市波动性问题提出一些思考意见。

* 贺力平, 北京师范大学经济与工商管理学院金融系, 教授, 博士生导师; 王 珏, 中国人民大学汉青经济与金融高级研究院, 硕士研究生。

一、有关波动性的基本检验方法及若干研究文献概述

股票市场波动性最直观的含义指股票价格指数的易变性。价格波动性通常以收益的方差或标准差来度量。对时间序列数据而言,方差或标准差不是固定不变的,而是可能随时间移动而变动的数值。早期,学者在分析股票收益率时间序列数据发现了方差随时间而变动的特点。例如,Mandelbrot(1963)发现股票收益率的分布不服从正态分布,而是具有很宽的尾部,其方差也随时间而变化,而且在方差变化时,幅度较大的变化集中在一段时间内,而幅度较小的变化集中在另一段时间里。恩格尔(Engle,1982)基于对时间序列数据波动的聚类性、持续性以及分布的厚尾特点等的考虑,提出了自回归条件异方差模型(ARCH)。将“条件方差(conditional variance)”概念引入考察金融资产价格的建模过程,并据此对英国通货膨胀率序列的均值和方差进行了研究,证实“条件方差”(ARCH)效应的显著性。一个完整的 ARCH(q)模型可表示如下:

$$y_t = \beta_1 + \beta_2 x_{2t} + \cdots + \beta_n x_{nt} + u_t, u_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (1)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_q u_{t-q}^2 \quad (2)$$

y_t 表示一组时间序列数据(例如每个连续时点上的股票收益率), $x_{2t}, x_{3t}, \cdots, x_{nt}$ 为解释该时间序列的自变量(例如下文中引入的表征风险的条件方差变量), q 表示解释条件方差 σ_t^2 的残差项滞后期数。式(1)为条件均值方程,式(2)为条件方差方程。 σ_t^2 被定义为一个时间函数,即它是残差项 u_t 的滞后分布函数。

ARCH 模型的缺点在于条件方差方程中最终的滞后阶数有可能过大,在有限样本的情况下将带来计算效率与精度上的不足。同时,模型的非负数约束(即 $\alpha_i \geq 0, \forall i=0,1,2,\cdots,q$)也很难满足。为此,Bollerslev(1986)将 ARCH 模型更推进一步,在条件方差方程中引入无穷期误差项,得到了一般性 ARCH 模型,即 GARCH(generalized autoregressive conditional heteroskedasticity)模型。一个完整的 GARCH(p, q)模型的条件方差方程如下:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \gamma_i \sigma_{t-i}^2$$

其中, p 表示条件方差的滞后期数, q 表示残差项的滞后期数。

后来的学者 Glosten, Jagannathan 和 Runkle 在条件方差方程中加入了不对称项,对 GARCH 模型进行了简单扩展,提出了 TGARCH 模型(“threshold” GARCH),也称 GJR 模型, TGARCH(1,1)的条件方差方程变为 $\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \gamma_1 \sigma_{t-1}^2 + \theta u_{t-1}^2 I_{t-1}$, 其中, I_{t-1} 在 $u_{t-1} < 0$ 取值 1, 其他情况下为 0。另一种非对称 GARCH 模型考虑了对条件方差 σ_t^2 进行对数化,由 Nelson(1991)提出,它的表达式为:

$$\ln(\sigma_t^2) = \bar{\omega} + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + \alpha \left[\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$$

为了把风险加入到收益率的解释变量中, Engle, Lilien 和 Robins(1987)提出了均值 GARCH 模型,即 GARCH-M 模型,将基础 GARCH 模型中的条件均值方程变为:

$$y_t = \mu + \delta \sigma_{t-1} + u_t, u_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

δ 可被解释为风险报酬,如果 δ 是统计显著的,而且符号为正,则说明由条件方差增加所给定的风险增加会导致均值收益的上升。

随着各种数理工具的发展,ARCH 模型技术得到不断的完善,目前 GARCH 模型簇为度量股市波动性的广泛应用的工具。

国内学者十分关注中国股票市场的波动性问题,许多文献都探讨了沪深股市波动性的特征,

如波动的聚集性和杠杆效应等。这里提及几篇有代表性的研究成果。俞乔(1994)运用 ARCH 模型对上海和深圳的股价进行了分析,认为两个市场上股价波动在很大程度上由过去价格震荡和过去误差所决定,并发现股票收益的周期异常现象显著存在。唐齐鸣和陈健(2001)发现中国股市行情中存在显著的条件方差效应(即 ARCH 效应)。胡海鹏和方兆本(2002)利用 $AR(m)$ -EGARCH(p, q)-M 模型,对沪深股市波动性进行了分析,认为沪市用 $AR(1)$ -EGARCH(1,2)-M 模型拟合的效果较好,而深市用 $AR(3)$ -EGARCH(2,2)-M 模型拟合的效果较好。宋逢明和江婕(2003)对 1994 年 1 月至 2001 年 11 月的沪深股市的所有 A 股股票日收益率数据进行了研究,在利用移动平均模型、GARCH 模型和 SV 模型对两股市的波动性进行估计后,与标准普尔 500 股价指数的波动性进行了比较,并得出了这样的结论:沪深股市的整体风险在 1997 年后明显下降,在 1998 年后已与国外成熟市场相当。李亚静,朱宏泉和彭育威(2003)选取 GARCH、TGARCH 和 EGARCH 模型拟合国内股市的波动性,结果表明 EGARCH 的拟合效果最好,并发现国内股市具有显著的波动聚类性和持续性,而且深圳和香港股市波动聚类性与持续性的强度要大于上海股市,香港股市的杠杆效应要强于上海和深圳市场。侯青,梅强和王娟(2009)选取 EGARCH 和 TGARCH 模型捕捉沪市波动的非对称性,发现上证综指的波动存在明显的阶段特点,并针对这些特点对政府的监管措施提出了建议。丁剑平,赵亚英和杨振建(2009)运用多元 GARCH 模型,对资本市场之间的联动效应进行了研究,结果发现亚洲的汇市和股市之间存在显著的联动效应,且这种联动具有地域规模特征。刘玄和冯彩(2010)使用 GARCH 和 EGARCH 模型实证检验 2005~2008 年沪市的波动程度和波动的非对称效应,结果发现波动具有典型的阶段性特征,并存在非对称性的“杠杆效应”。

国内外学者都有一些专注于股市波动性国际比较的研究成果。Yasushi 等通过在 GARCH 模型中引入一阶移动平均项 $MA(1)$ 和表示周末效应的虚拟变量,对纽约、伦敦、东京股市的收益率序列波动性进行了研究,结果表明各市场之间受波动的影响存在单一方向的溢出效应。Taufiq(1996)利用 GARCH-M 模型对 1987 年股市暴跌前后 6 个新兴市场的月度收益率数据进行了考察,观察到暴跌前后各收益率序列存在不一致的 ARCH 效应、波动持续性、风险溢价的变化。Reena 等人(1999)将 ICSS 算法和 GARCH 模型结合起来,对 10 个新兴市场的波动性进行了考察。他们先通过 ICSS 算法识别收益率方差在样本区间有突然变化的点,即波动性的突变点,接着考察在这些突变点时刻发生的全球事件和当地事件,然后将在 GARCH 模型的条件方差方程中引入表征突变点的虚拟变量,结果表明新兴市场中的波动性受当地事件的影响要大于全球事件(前引恩格尔-2007 对此结果也有提及)。Bodart and Reding(1999)通过在 GARCH 模型的条件方差方程中加入表示不同汇率体制时期的虚拟变量,考察汇率体制对 7 个欧洲国家股票市场和债券市场波动性的影响,结果表明汇率波动性的上升会导致不同市场之间的相关性下降。

在将中国股市波动性纳入国际比较视角的研究成果中,莫扬(2004)采用了广义误差分布假定的 ARMA-EGARCH-M 模型,运用 1997~2003 年数据比较了纽约、伦敦、东京和上海四个证券交易所股票指数的波动情况。该文显示,上海股市的波动性高于其他三个股市,而其主要原因有两个,一是新信息冲击更加集中而强烈,二是上海股市对新信息冲击的吸收能力较差。这里“新信息”含义为统计学上通常所指的“待解释的残差项”。

相对以上引述的已有研究成果,本文对中国股市波动性国际比较的探讨主要有三个特点:一是将考察时间范围从 1998 年以来延伸到最近时期,即 1998~2008 年,在时间上与前面提及的中国股票市场“进一步规范和发展”阶段相吻合。二是运用近年来研究文献中多种常见方法进行股市波动性国际比较,从多个角度说明中国股市波动性相对于代表性国外股市的程度。三是联系中国宏观经济和金融市场开放情况。

二、数据说明和统计特征比较

(一)数据说明

1. 定义

参照流行文献中的做法,在本文中,股票指数收益率 R_t 的计算采用对数形式,如下式:

$$R_t=100(\ln P_t-\ln P_{t-1})$$

其中, P_t 为股票指数在 t 交易日的收盘水平,这里没有考虑股息的影响。前人的研究表明,短期股息对收益率影响不大,在统计上完全可以忽略。之所以采用对数形式,是因为通过一阶差分处理的收益率数据消除了一些干扰因素,相比于百分比收益率数据更加稳定,便于进行建模分析。

2. 样本选择

一般来说,综合性指数的收益可以代表整个市场的平均收益水平。在指数选取过程中,本文综合考虑了股票指数的权威性和代表性。本文选取了上证 A 股综合指数(代码 SSEC)、纽约道琼斯股票价格指数(代码 DJIA)、伦敦富时 100 指数(代码 FTSE)、东京日经 225 指数(代码 N225)的日收盘价格做为数据样本。为统一口径,数据均来源于同一数据库(CEIC 数据库)。本文选取的数据区间为 1998 年 7 月 1 日至 2008 年 7 月 1 日,共 3564 个日历天数,其中上海 2415 个交易日,纽约 2519 个交易日,伦敦 2526 个交易日,东京 2463 个交易日。

(二)描述性统计

1. 基本统计量

对于选取的股票市场,本文按照上述的各个证券指数和时间段进行统计分析。我们对收益率做描述性统计,采用平均收益率、收益率的标准差、偏度、峰度项基本统计指标来进行比较研究,涉及的基本统计量如下。

平均收益率 $\bar{r}=\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_i$

标准差 $\sigma=\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n\left(R_i-\bar{r}\right)^2}$

偏度 $S=\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n\left(R_i-\bar{r}\right)^3 / \sigma^3$

峰度 $K=\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n\left(R_i-\bar{r}\right)^4 / \sigma^4$

Jarque-Bera 统计量 $JB=\frac{n-K}{6}\left[S^2+\frac{1}{4}(K-3)^2\right]$

利用 Eviews 软件,所得结果如表 1 所示。上海股市的均值和中值最大,而伦敦股市和东京股市的均值为负。根据夏普比率^①,上海股市的收益-标准差比值最高。上海股市的标准差同时也是最大的,而纽约股市的标准差最小,标准差的大小在一定程度上反映了这四个指数收益率序列的波动性特征。观察偏度指标,我们发现,四个指数收益率的分布均左偏,即有长的左拖尾。日经指数收益率序列的左偏情况最为明显,事实上,除了上证综指外,其他三个收益率序列的左偏情况均比较明显。简单的大小比较结果为 $S_{N225}<S_{FTSE}<S_{DJIA}<S_{SSEC}$ 。观察峰度指标,四个序列的峰度值均大于 3,收益率序列分布的凸起程度均大于正态分布,其中上证综指收益率序列的凸起程度最为明显。简单的大小比较结果为 $K_{SSEC}>K_{DJIA}>K_{FTSE}>K_{N225}$ 。J-B 统计量值相当之大,表明拒绝正态分布的原假设,即收益率不服从正态分布。

2. 主要特征

(1)尖峰厚尾

“尖峰厚尾”现象(high kurtosis and fat tail)最早由 Mandelbort(1963)和 Fama(1963)提出,他们

① 计算公式:夏普比率=[(收益率均值, μ)-无风险利率]/(收益率标准差, σ)。

发现,在许多金融时间序列中资产收益具有高峰度分布特征,当变量的无条件密度分布与正态分布相比时,会呈现出更高的峰度和更厚的尾部。这在描述性统计量上表现为异于 0 的偏度值,以及大于 3 的峰度值。

表 1 各指数收益率序列的基本统计特征

	N(0,1)	SSEC	DJIA	FTSE	N225
样本量/Observations	2500	2415	2519	2526	2463
中位数/Median	0	0.049860	0.032957	0.032686	0.000000
最大数/Maximum		9.400787	6.154722	5.903779	7.221743
最小数/Minimum		-9.256154	-7.396247	-5.637430	-7.233984
均值/Daily Average	0	0.028285	0.009535	-0.002469	-0.006576
标准差/Daily Std. Dev.	1	1.630286	1.107778	1.185342	1.435167
年度化均值/Annualized Average	0	1.070685	1.024308	0.993783	0.9839332
年度化标准差/Annualized Std. Dev.	15.811388	25.335085	17.581941	18.839108	22.523436
偏度/Skewness	0	-0.088631	-0.132646	-0.137471	-0.139712
峰度/Kurtosis	3	7.647888	6.455861	5.333330	4.652820
Jarque-Bera 统计量		2176.950	1260.902	580.982	288.365
P 值/Probability		0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

从直观的几何图形来看,我们做出收益率序列的拟合正态分布曲线,并与具有同样均值和方差的正态分布相比较,如图 1 所示,图中纵坐标为收益率序列取横坐标上的相应值时对应的密度值(density)。

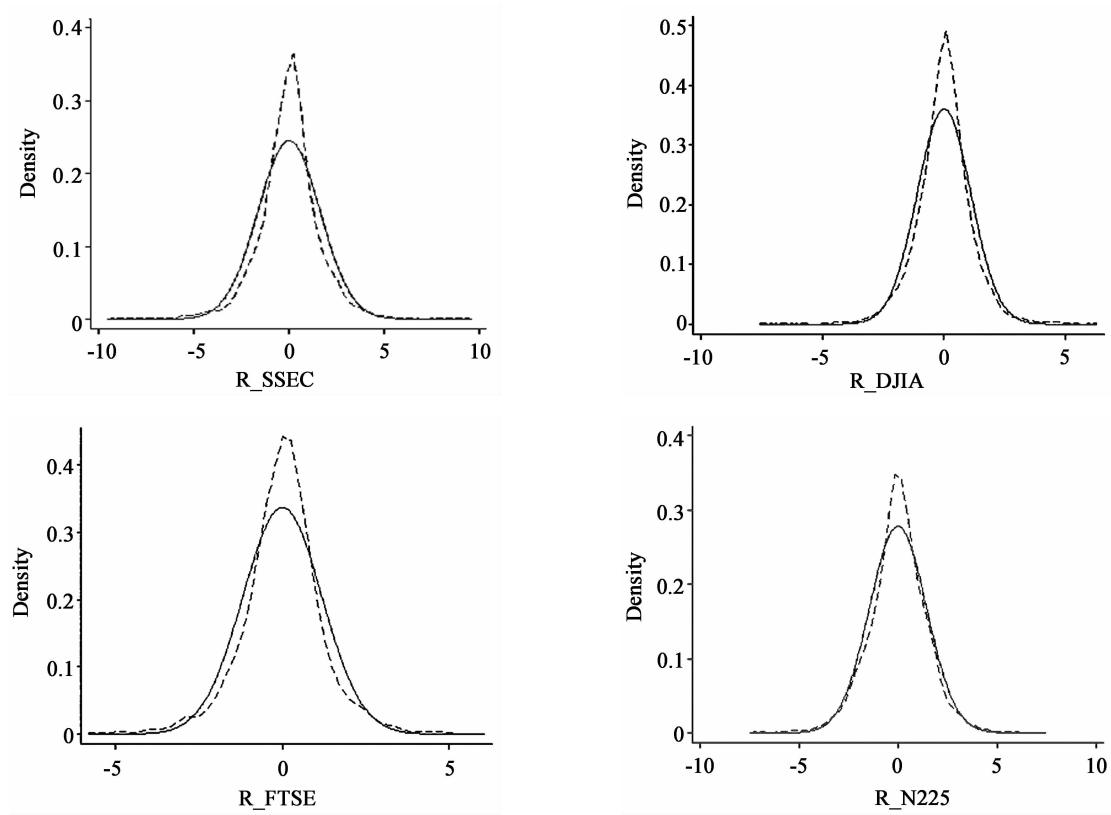


图 1 各指数收益率序列分布曲线和正态分布曲线

虽然各收益率序列的变化程度不一样,但与正态分布的随机变量相比,都体现出“厚尾”或“长尾”特征。对于每一个序列,收益率的分布曲线和正态分布曲线的左半部分至少相交了3次,使得收益率分布曲线有一个更长的“左尾”和一个更凸起的尖峰。这意味着,在大部分时间里,收益率的波动范围都要小于正态分布。当然,也有收益率的波动范围超过正态分布所能允许的范围。以道指收益率序列为例,它的“左尾”要长于“右尾”,意味着极端损失的情况要多于极端收益的情形。

(2)波动聚集

关于金融时间序列的一个著名特征是其波动性随时间变化的特征,波动聚集性(volatility clustering 或 volatility pooling),金融市场的波动往往表现相似特征成群出现的现象,即收益率的变化在某一段时期内持续偏高或偏低的情况。实际上,正是波动的聚集性使得收益率在分布上表现出尖峰厚尾的特点。这一特征最初由恩格尔(Robert Engle)发现,他也因此而获得了2003年诺贝尔经济学奖。如前提及,他的研究引进了能较好刻画波动聚集性的ARCH模型族。

图2左边展示了收益率序列的时序曲线^①,右边为一服从标准正态分布的随机变量E的时序曲线。对比正态分布的随机变量序列特征,可以观察到富时指数序列似乎有很多“肿块”,即通常所说的收益率序列的波动具有显著的“群聚”现象。图中的一个要点是,波动是爆发式发生的;而在样本区间中后期的较长时间内,市场是相对平静的。这表示,收益率常常在某一时间段连续出现偏高或偏低的情况,伴随大幅度波动的往往也是较大幅度的波动,伴随小幅度波动的往往同样也是较小幅度的波动,波动具有持续性。“波动是自相关的”^②。

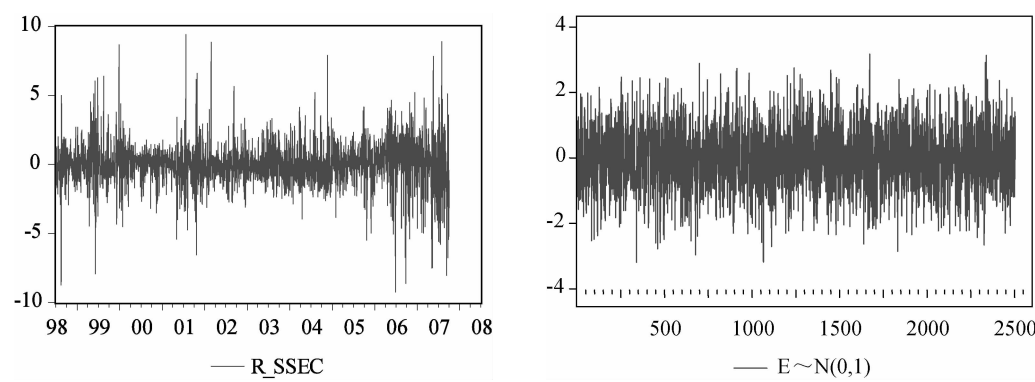


图2 上证综合指数收益率序列分布图和正态分布随机变量E的比较

(3)杠杆效应

杠杆效应(leverage effect)也称反馈效应(feedback effect),在1973年由Black发现。指坏消息引起标的资产(一般为股票)的波动比等量好消息引起的标的资产波动要大。也就是说,人们对价格的上升的反应比较平淡,而对价格的下降反应比较激烈,即表现出波动的非对称行为。

以上三个特征是现实中大量金融数据都具备的重要特征,但线性结构模型以及传统的时间序列模型都解释不了这些特征,仅有少数非线性模型适用于模拟这类金融数据。最常用的非线性金融模型是用于模拟和预测波动的ARCH模型和GARCH模型。接下来,本文将通过进一步的计量分析,挖掘关于波动性更深入的性质,建立模型捕捉到这些特征将其参数化,并通过统计量对这些特征进行定量的描述,从而实现不同指数间的定量比较。

① 由于篇幅有限,正文仅展示上证综合指数收益率序列的时序曲线。
② 布鲁克斯(英),邹宏元(2005):《金融计量经济学导论(第1版)》,西南财经大学出版社,第398页。

三、模型建立和参数估计

(一)相关检验

先对四个收益率序列进行增广的迪基-富勒(augmented Dickey-Fuller,记作 ADF)检验。检验统计量都远小于临界值,即四个收益率序列都是平稳的,不存在单位根。

利用 Stata 可以求出四个收益率序列的自相关系数(AC)和偏自相关系数(PAC)。一般说来,若自相关系数或偏自相关系数位于置信区间 $\pm 1.96 \times 1/(T)^{1/2}$ 之外,则为统计显著的(其中 T 为观测值个数)。以上证综合指数收益率序列为例,其前三个自相关系数为 0.0099、-0.0134、-0.0134,前三个偏自相关系数为 0.0101、-0.0121、-0.0178,置信区间为(-0.03988, 0.03988),说明在 5%的显著性水平下,上证综合指数收益率序列的自相关系数和偏自相关系数都不显著异于 0。

计算 Ljung-Box Q 统计量,所得的值和相应的 P 值结果如表 2。

表 2 各收益率序列的自相关 Ljung-Box Q 统计量和相应的 P 值

滞后期数/ LAG	SSEC		DJIA		FTSE		N225	
	Q 统计量	P 值	Q 统计量	P 值	Q 统计量	P 值	Q 统计量	P 值
1	0.236	0.627	0.847	0.357	0.820	0.365	1.677	0.195
5	8.643	0.124	1.499	0.913	4.111	0.534	7.346	0.196
10	14.995	0.132	10.610	0.389	8.471	0.583	16.017	0.099
20	21.279	0.381	20.343	0.437	21.131	0.390	24.190	0.234
30	30.654	0.433	30.658	0.432	26.893	0.629	33.131	0.317
40	36.648	0.622	38.456	0.540	29.244	0.895	51.541	0.104

四个序列的 Ljung-Box 检验统计量均不显著,说明不能拒绝各滞后期均不存在自相关的零假设,即四个序列的自相关现象不明显。这说明,用线性模型,如 ARMA 过程来描述这四个收益率序列可能是合适的,但从上面的结果中很难确定合适的滞后阶数。

(二)GARCH 模型族

1. ARCH 效应检验

上文提到的股价指数的日收益率表现出波动的聚集性,ARCH 模型能够很好地将这一特性参数化。

一个完整的 ARCH(*q*)模型为:

$$y_t = \beta_1 + \beta_2 x_{2t} + \cdots + \beta_n x_{nt} + \mu_t, \mu_t \sim N(0, \sigma_t^2) \tag{3-1}$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_q u_{t-q}^2 \tag{3-2}$$

波动聚集性的模型化是通过让残差项的条件方差 σ_t^2 (见式 2)依赖于前几项的残差平方值来表示的。利用 Eviews 软件,我们对收益率序列进行 ARCH-LM 检验,以检验是否存在条件异方差性结果见表 3。

对方程(3-1),我们通常仅设定一常数项为解释变量,即 $y_t = \mu + u_t$;对方程(3-2),我们设定 $q=5$ 。ARCH-LM 检验对应的零假设和备择假设分别是 $H_0: \alpha_1=0$ 和 $\alpha_2=0$ 和 $\cdots$ 和 $\alpha_q=0$ 以及 $H_1: \alpha_1 \neq 0$ 或 $\alpha_2 \neq 0$ 或 $\cdots$ 或 $\alpha_q \neq 0$,是一个联合的零假设。检验结果如表 4 所示,当滞后阶数为 5 时,所得的 F 统计量和 LM 统计量(即 TR^2 ,观测值数量乘上多元相关系数)都十分显著,说明四个收益率序列都具有 ARCH 效应。

观察前 5 期回归系数(见表 4),发现几乎所有的系数都是显著异于 0 的。对每一个收益率序

表 3 各收益序列 ARCH-LM 检验结果

	SSEC	DJIA	FTSE	N225
F 统计量/F-statistic	26.8658	57.3388	102.0427	28.0175
P 值/Probability	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
LM 统计量/Obs*R-squared	127.5376	257.8988	425.1759	132.8408
P 值/Probability	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

表 4 各收益率序列 ARCH 效应检验的回归系数

	SSEC	DJIA	FTSE	N225
α_1	0.0761 (0.0002)	0.0496 (0.0125)	0.0727 (0.0002)	0.0311* (0.1220)
α_2	0.0550 (0.0069)	0.1293 (0.0000)	0.1778 (0.0000)	0.0798 (0.0001)
α_3	0.1246 (0.0000)	0.1951 (0.0000)	0.1597 (0.0000)	0.1519 (0.0000)
α_4	0.0892 (0.0000)	0.0224* (0.2606)	0.1161 (0.0000)	0.0681 (0.0007)
α_5	0.0707 (0.0005)	0.1154 (0.0000)	0.1112 (0.0000)	0.0777 (0.0001)

注：括号内的为对应的 P 值；* 表示该系数在 5% 的显著性水平下不显著异于 0。

列而言，残差平方项与前二期、前三期的残差平方项的相关程度较高。综合来看，富时指数收益率序列的系数是最大的，这从一个角度反映了波动聚集性程度的强弱。

扩大滞后阶数，设定 $q=20$ ，所得到的 F 统计量和 LM 统计量^①仍十分显著，对应的 P 值均为 0.0000，存在高阶的 ARCH 效应。要把条件方差中对所有残差平方的依赖关系都考虑进来，最终的滞后阶数将非常大，这也正是 ARCH 模型本身很少被运用的原因之一（前文对此已有提及）。

2. 最优 GARCH 模型

我们将使用 GARCH、TGARCH、EGARCH、TGARCH-M 和 EGARCH-M 模型分别对四个收益率序列进行模拟。根据四个模型的 Log Likelihood、AIC 和 SC 统计量的值，可以比较出各个模型的拟合效果优劣，表 5 列出了结果。根据这三个统计量，加入非对称项后，模型的拟合能力有明显的提高，而且 EGARCH 模型要优于 TGARCH 模型，无论是否在均值方程中加入了条件方差解释变量。根据 AIC 和 SC 统计量，对四个收益率序列而言，EGARCH 的这两个统计量的值基本上都是最小的，除了 SSEC 序列，其 EGARCH-M 模型的 AIC 值要小于 EGARCH 模型的 AIC 值。根据 Log Likelihood 统计量，EGARCH-M 模型是最优的，但其和 EGARCH 模型的 Log Likelihood 值差别很小。因此，综合考虑，对四个收益率序列而言，EGARCH 模型是最优的。

利用 Eviews 软件进行估计后，所得结果下所示。

上证指数序列 $\ln(\sigma_t^2)=-0.1553+0.9765\ln(\sigma_{t-1}^2)-0.0437\frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}}+0.2341\left[\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}}-\sqrt{\frac{2}{\pi}}\right]$

系数标准误：0.0119 0.0037 0.0078 0.0166

道指序列 $\ln(\sigma_t^2)=-0.0715+0.9843\ln(\sigma_{t-1}^2)-0.1064\frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}}+0.0917\left[\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}}-\sqrt{\frac{2}{\pi}}\right]$

① 详细结果可向本文作者索要。

表 5 各模型的拟合效果比较

	SSEC	SSEC	FTSE	N225
		Log Likelihood 统计量		
GARCH	-4328.15	-3531.28	-3601.24	-4230.60
TGARCH	-4319.03	-3490.31	-3571.66	-4213.64
EGARCH	-4304.42	-3481.16	-3561.54	-4207.37
TGARCH-M	-4317.43	-3490.13	-3571.66	-4213.53
EGARCH-M	-4302.35	-3481.15	-3561.49	-4207.22
		AIC 统计量		
GARCH	3.5877	2.8069	2.8545	3.4386
TGARCH	3.5810	2.7752	2.8319	3.4256
TGARCH-M	3.5805	2.7758	2.8327	3.4263
EGARCH	3.5689	2.7679	2.8239	3.4205
EGARCH-M	3.5680	2.7687	2.8246	3.4212
		SC 统计量		
GARCH	3.5973	2.8161	2.8637	3.4480
TGARCH	3.5930	2.7867	2.8434	3.4374
TGARCH-M	3.5949	2.7897	2.8465	3.4405
EGARCH	3.5809	2.7795	2.8354	3.4323
EGARCH-M	3.5824	2.7826	2.8385	3.4354

系数标准误:0.0111 0.0019 0.0072 0.0139

富时指数序列 $\ln(\sigma_i^2)=-0.0831+0.9860(\sigma_{i-1}^2)-0.1021\frac{u_{i-1}}{\sqrt{\sigma_{i-1}^2}}+0.1055\left[\frac{|u_{i-1}|}{\sqrt{\sigma_{i-1}^2}}-\sqrt{\frac{2}{\pi}}\right]$

系数标准误:0.0119 0.0022 0.0079 0.0147

日经指数序列 $\ln(\sigma_i^2)=-0.1145+0.9682\ln(\sigma_{i-1}^2)-0.0813\frac{u_{i-1}}{\sqrt{\sigma_{i-1}^2}}+0.1715\left[\frac{|u_{i-1}|}{\sqrt{\sigma_{i-1}^2}}-\sqrt{\frac{2}{\pi}}\right]$

系数标准误:0.0150 0.0054 0.0107 0.0198

而且这 16 个系数所对应的 P 值均为 0.0000,说明系数都是显著的。不对称项 γ 不仅高度统计显著,而且符号为负,说明存在杠杆效应,反向冲击比正向冲击会导致更高的下一期条件方差。这一比较结果与 TGARCH 模型所得的结果一致。

由于 EGARCH-M 模型还能能提供有关风险与收益率的关系,因此这里也将列出 EGARCH-M 模型的估计结果,上文已经提到 EGARCH-M 和 EGARCH 只是在条件均值方程上有不同,EGARCH(1,1)-M 的条件均值方程为 $y_i=\mu+\delta\sigma_{i-1}+u_i$,利用 Eviews 软件进行参数估计后,均值方程 δ 系数的估计结果如表 6 所示。条件方差方程的各系数估计结果仍是高度显著的(P 值均为 0.0000)。

从四个序列系数的 P 值可以看出,只有上证综指收益率序列的风险报酬系数是显著的,而且只是在 5%的显著性水平下显著,若是在 1%的显著性水平下,不能拒绝 $\delta=0$ 的零假设。 $\delta_{SSEC}>0$ 说明当条件方差所表示的市场风险较高时,上证综指的收益率将上升。而其他三个序列中,条件方差所表示的风险与收益率的关系并不显著。

3. 标准化残差序列

利用 EGARCH 模型进行估计后,得到残差序列 $\{u_i\}$ 和条件方差序列 $\{\sigma_i^2\}$ 构造统计量 $v_i=u_i/\sigma_i$,即

表 6 四个收益率序列 EGARCH-M 模型估计结果

	SSEC	DJIA	FTSE	N225
δ	0.1166	0.0035	0.0160	-0.0372
标准误/Std. Error	0.0504	0.0560	0.0522	0.0730
z 统计量/z-Statistic	2.3132	0.0618	0.3073	-0.5094
P 值/ Prob.	0.0207	0.9507	0.7586	0.6105
Log likelihood 统计量	-4302.35	-3481.15	-3561.49	-4207.22
AIC 统计量	3.5680	2.7687	2.8246	3.4212
SC 统计量	3.5824	2.7826	2.8385	3.4354

将 t 时期的模型扰动项除以该时点的条件标准差,对这一标准化残差序列进行正态分布检验^①,虽然 J-B 统计量对应的 P 值都为 0.0000,拒绝了正态分布的假设,但标准化残差序列比原收益率序列要更接近正态分布序列,意味着较小的峰度和较大的偏度(偏度值为负)。这说明 EGARCH 模型部分地解释了“尖峰厚尾”现象。

4. 拟合后的检验

在选择了最优模型——EGARCH 模型后,我们对拟合后所得的残差进行 ARCH-LM 检验,观察是否仍然存在 ARCH 效应,结果见表 7。

表 7 各收益率序列 EGARCH 所得残差的 ARCH-LM 检验结果

	SSEC	DJIA	DJIA	N225
F 统计量/F-statistic	0.429718	0.695102	0.98169	1.277262
P 值/ Prob. F(20,T)	0.986987	0.834855	0.481446	0.182763
LM 统计量/Obs*R-squared	8.639115	13.94164	19.64451	25.49780
P 值/Prob. Chi-Square(20)	0.986723	0.833442	0.480356	0.183046

滞后 20 阶时,四个残差序列的 F 统计量和 LM 统计量对应的 P 值都大于 0.05,说明在 5%的显著性水平下,两个统计量都是不显著的,即残差序列已经不存在 ARCH 效应,表明 EGARCH 模型较为合理,已经很好地解释了条件方差。

四、全样本国际比较

(一)波动时变性

将条件方差作为对股指收益率波动性的估计,利用 EGARCH 模型所得的条件方差序列,我们得以比较四个收益率序列的波动性。观察图 3 中 EGARCH 模型所得条件方差序列可知,在数据区间的中后期四个收益率序列的条件方差相对于前半期要小一些,对应的时间区间是 2003 年 10 月至 2006 年 6 月。在 2006 年 6 月之后,直至 2008 年 7 月,条件方差有随时间逐渐升高的趋势。而纽约股市和伦敦股市的上升趋势较缓,上海股市和东京股市的上升较急促。对于整个样本区间,上海股市和东京股市波动比纽约股市和伦敦股市要剧烈,上海股市的波动最为剧烈。纽约股市和伦敦股市的波动较缓慢,条件方差值较小,而且波动的过程有许多相似的地方。

对四个序列的条件方差进行描述统计能较好地刻画其各自波动性的特点,如下表 8 所示。

就均值和中位数来看,各指数条件方差大小的关系均为 SSEC>N225>DJIA>FTSE。而且从这两

① 直方图及其他统计量等详细结果可向本文作者索要。

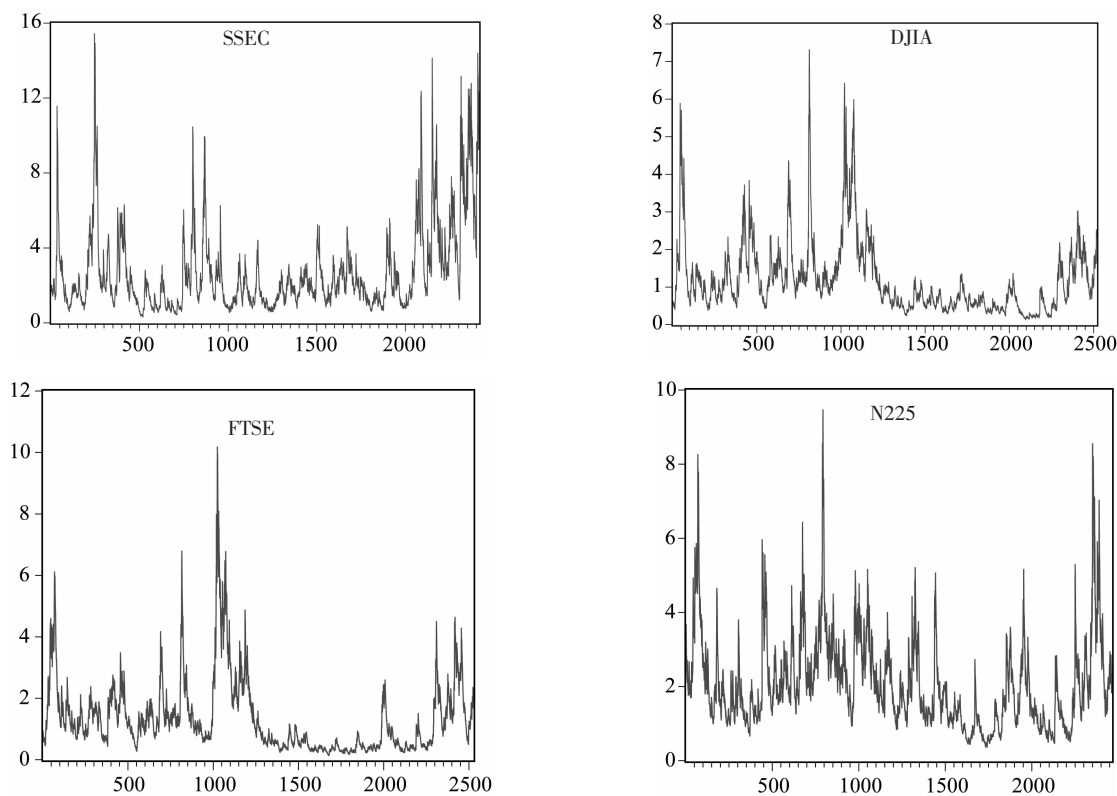


图 3 各指数的条件方差序列

表 8 各指数条件方差的基本统计特征

	VAR_SSEC	VAR_DJIA	VAR_FTSE	VAR_N225
均值/Mean	2.6956	1.1978	1.3540	2.0864
中位数/Median	1.9663	0.9382	1.0115	1.8138
最大数/Maximum	15.4206	7.3129	10.1716	9.4562
最小数/Minimum	0.3225	0.1380	0.1395	0.3728
标准差/Std. Dev.	2.2649	0.9523	1.2092	1.2130
样本数/Observations	2415	2519	2526	2463

项指标的数值上看,SSEC 和 N225 相近,DJIA 和 FTSE 相近,但 SSEC 和 N225 与 DJIA 和 FTSE 相差较大。在所考察时间范围内,上海股市的总体波动性幅度最大,这与前面提到的莫扬(2004)运用 1997~2003 年数据得出的结论基本相同。

(二)新信息冲击的分布

GARCH 类模型中条件均值方程中的残差项表示新信息,标准化残差序列为 GARCH 模型不能解释的部分,代表了新信息的分布。EGARCH 模型回归后所得的四个标准化残差序列有如下表 9 所示的统计特征:

若标准化残差的分布越接近于正态分布,则表明新信息的冲击越分散。上海股市标准化残差序列的峰度值是最高的,说明上海股市新信息的冲击较其他市场要更加集中和强烈。

(三)对新信息冲击的反应

比较 EGARCH 模型中,四个序列的不对称项系数的大小,我们发现 $\gamma_{DJIA} < \gamma_{FTSE} < \gamma_{N225} < \gamma_{SSEC}$,说明

表 9 各标准化残差序列的基本统计特征

	N(0,1)	SSEC	DJIA	FTSE	N225
样本数/Observations	2500	2415	2519	2526	2463
均值/Mean	0	0.007726	-0.001700	0.001281	-0.003583
中位数/Median	0	0.038350	0.036751	0.049730	0.003021
最大数/Maximum		5.563222	3.121734	3.231718	4.187577
最小数/Minimum		-4.561181	-6.430679	-5.906035	-5.730177
偏度/Skewness	0	-0.049937	-0.339187	-0.346554	-0.186946
峰度/Kurtosis	3	5.414265	4.288534	3.651526	3.863260

上海股市的杠杆效应程度是四个序列中最弱的。利用 EGARCH 模型中所得的系数 α 和 γ , 将标准化残差序列先进行升序排列 $\{v_i\}$, 然后代入至 $\ln(S)=\alpha|v|+\gamma v$ 中, 可得四个收益率序列的新闻影响曲线, 如图 4:

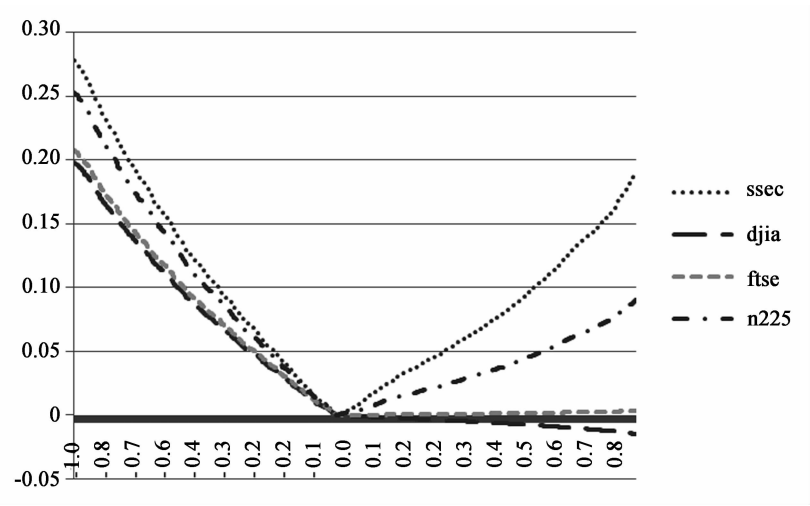


图 4 各收益率序列的新闻影响曲线

四个收益率序列的新闻影响曲线都呈现明显的非对称特点。图 4 中, 横坐标 $v \in (-1, 1)$ 是标准新息过程, $v < 0$ 表示坏消息, $v > 0$ 表示好消息, 其绝对值大小表示信息冲击的强弱; 纵坐标为条件方差的对数值 $\ln(s)$, 表示市场对信息的反应。曲线的位置越高, 说明该市场受冲击后的波动性越高。四个市场对坏消息的反应都要强烈于好消息。上海股市在受新信息冲击时表现出两个特点, 一是在相同的信息冲击下, 上海股市的反应曲线都比其他市场的要高, 说明上海股市对信息的吸收能力较差; 二是随着信息冲击程度的加强, 上海股市的反应曲线与其他股市的反应曲线高度差越来越大, 说明上海股市对新信息吸收能力差主要体现在信息冲击较强的区域。这一结论与莫扬 (2004) 的研究结果一致。

(四) 波动持续性

GARCH (1,1) 的估计结果可以用来比较四个收益率序列波动性的持续性强弱。在 GARCH (1,1) 的条件方差方程 $\sigma_t^2=\alpha_0+\alpha_1u_{t-1}^2+\gamma_1\sigma_{t-1}^2$ 中, 令参数 $\lambda=\alpha_1+\gamma_1$ 表示滞后残差的平方与滞后条件方差系数的和。我们发现四个收益率序列的 λ 值都非常接近 1, 这表明冲击对条件方差的影响具有很强的持续性, 而且 $\lambda_{N225}<\lambda_{SSEC}<\lambda_{DJIA}<\lambda_{FTSE}$ 。

(五) 波动性特征总结

将以上四个收益率序列的有关特征汇总,并结合原始收益率序列的尖峰厚尾特征,我们得到下面的表 10。

表 10 各指数收益率序列特点总结

指标	比较结果	结论
偏度	$S_{N225}<S_{FTSE}<S_{DJIA}<S_{SSEC}$	左偏程度由强至弱:东京>伦敦>纽约>上海
峰度	$K_{SSEC}>K_{DJIA}>K_{FTSE}>K_{N225}$	尖峰凸起程度由强至弱:上海>纽约>伦敦>东京
残差峰度	$k_{SSEC}>k_{DJIA}>k_{FTSE}>k_{N225}$	新息密集程度由强至弱:上海>纽约>东京>伦敦
不对称项系数	$\gamma_{DJIA}<\gamma_{FTSE}<\gamma_{N225}<\gamma_{SSEC}$	杠杆效应程度由强至弱:纽约>伦敦>东京>上海
参数 λ	$\lambda_{N225}<\lambda_{SSEC}<\lambda_{DJIA}<\lambda_{FTSE}$	波动持续性由强至弱:伦敦>纽约>上海>东京
条件方差均值	$SSEC>N225>DJIA>FTSE$	整体波动程度由强至弱:上海>东京>伦敦>纽约

上述结果显示,从估计波动性的最主要指标——条件方差均值来看,上海股市的波动程度最大。这个指标反映了股票市场(股票指数)在所考察时期内的整体波动程度。

上海股市的左偏程度最弱而尖峰凸起程度最强,而且在观测值数量相近时,J-B 统计量也是四个股市中最大的,说明上海股市偏离正态分布最明显,即尖峰厚尾现象严重。这在实际中将表现为新信息的冲击过程在上海股市中相对于所比较的其他股市较为强烈和集中。

标准化残差序列的分布反应了新信息的分布特点,上海股市的新信息冲击比其他三个市场都要更集中和密集,同时由反应曲线得知上海股市对新信息冲击的吸收能力较差,尤其是当新信息冲击较强烈的情形。非对称项系数表明上海股市的杠杆效应最弱,上海股票指数在上升时的变动情形与在下降时的变动情形较为接近,但仍不排除信息不对称的情况。

五、分时段国际比较

我们已经对四个收益率序列波动性的有关总体特征进行了比较,接下来将以分时段的方式对波动性进行比较。分时段比较将通过两种方式进行,一是通过 ICSS(iterative cumulative sums of squares)算法,分别识别各收益率序列中方差产生突然变化的变化点,并考察两个突变点之间的区间,以研究波动性的结构特征;二是通过改变收益率的区间,对周收益率、月收益率序列进行 GARCH 模型分析,对所得的条件方差序列进行比较。

(一)波动结构特点

ICSS 算法全称迭代累积平方和算法,由 Inclan 和 Tiao 提出,被广泛应用于金融时间序列,特别是股指收益序列的方差变点的测量中。ICSS 算法假设股指收益率序列在刚开始的一段时期,其方差保持常数状态,直到某一时刻突然发生变化。接着,在新的水平保持不变,然后,又在某一时刻再次发生突变,如此下去。这样,股指收益序列就可能存在多个结构性方差变点。

令 $\{\varepsilon_{it}\}(t=1,2,\cdots,T)$ 表示服从均值为 0 无条件方差为 σ_i^2 的正态分布的独立随机变量序列,用 $\tau_j^2, j=0,1,\cdots,N_T$ 表示各个区间的方差, N_T 为序列中方差变点的个数,将这些变点分别记为 $\kappa_1, \kappa_2, \cdots, \kappa_{N_T}$ 。

$$\begin{aligned} \sigma_i^2 &= \tau_0^2 & 1 < t < \kappa_1 \\ &= \tau_1^2 & \kappa_1 < t < \kappa_2 \\ &\dots & \\ &= \tau_{N_T}^2 & \kappa_{N_T} < t < T \end{aligned}$$

为估计突变点的个数以及突变的时刻,需要用到累积平方和 $C_k, C_k = \sum_{t=1}^k \varepsilon_t^2$, 构造统计量 $D_k = (C_k/C_T) - k/T, k=1, \dots, T$, 并有 $D_0=D_T=0$ 。如果在样本区间内无方差的变化, 则 $D_k=0$; 如果在样本区间内存在方差的变化点, 则 D_k 将围绕 0 上下波动。 D_k 的分布渐进地遵从布朗桥 (brownian bridge), 这种分布提供了某一已知概率水平下的临界值。设 k^* 为 $\max_k |D_k|$ 达到时, k 在序列中的位置, 如果 $\max_k \sqrt{(T/2)} |D_k|$ 大于预先给出的临界值, 则拒绝不存在方差变点的零假设, 且 k^* 为方差变化的时刻。

利用 Matlab 进行简单的编程^①, 所得结果如图 5 所示, 在 1998-07-01 至 2008-07-01 的样本区间内, 上海股市有 23 个方差突变点, 纽约股市有 17 个方差突变点, 伦敦股市有 22 个方差突变点, 东京股市有 8 个突变点。由图 5 易知, 上海股市不仅是在频繁程度上最强而且在波动幅度上也是最大的。

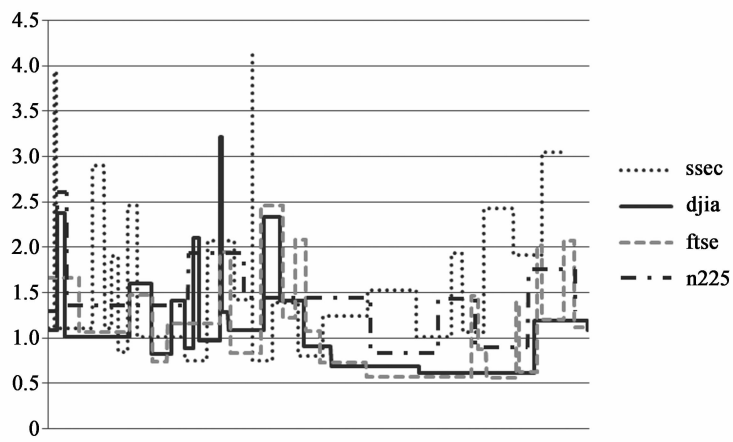


图 5 各收益率序列方差结构性特点

(二)周月度区间的波动性

将四个股指日收益率序列分别转换为周收益率序列和月收益率序列后, 进行 GARCH 模型分析, 同样用 EGARCH 模型可得条件方差序列。所得结果与日收益率的结果没有差别, 条件方差的均值大小关系仍然为, 上海>东京>伦敦>纽约。详见下表 11。

表 11 不同区间收益率序列所得条件方差

	VAR_SSEC	VAR_DJIA	VAR_FTSE	VAR_N225
日均值/Daily Mean	2.6956	1.1978	1.3540	2.0864
周均值/Weekly Mean	13.6751	5.1846	5.2600	8.2361
月均值/Monthly Mean	71.7090	15.1497	19.3318	19.3318

六、总结

通过描述性统计和基于 GARCH 模型族的计量分析, 本文对上证 A 股综指、道指、富时 100 指数和日经 225 指数收益率序列有关波动性的基本特征进行了解释和比较, 得到这样的基本结论: 在所考察时期内, 即 1998 年 7 月至 2008 年 7 月期间, 上海股市的总体波动性水平要高于其他三

^① 程序全文以及各收益率序列突变点时刻可向本文作者索要。

个股票市场;上海股市较高的波动性表现在日收益率序列、周收益率序列以及月收益率序列等多个时间维度上;同时,上海股市较高的波动性还表现在波动的幅度上(这由 EGARCH 模型所得的条件方差序列测度而得)和波动的频繁程度上(即在 ICSS 算法中,上海股市收益率序列的方差突变点最多)。

如果说上海股市波动性在一定意义上代表了中国股票市场波动性,那么,研究者们势必关心中国股市波动性在所考察时期内高于所比较的国外股市的原因。

如前提及,在看待股票市场波动性的原因时,研究者们通常首先从宏观经济角度出发,认为一定时期一定经济体中宏观经济波动性对股票市场波动性有着重要影响。“宏观经济波动性”是一个涉及面十分宽泛的概念。可以有許多不同的指标去刻画“宏观经济波动性”,例如就业、总产出、物价水平、货币、利率、国际收支和汇率等等。有鉴于此,这里我们出于快速比较的目的,着重简略考察一下 1998~2008 年中国、日本、英国和美国在两个重要宏观经济指标上的波动情况:总产出增长率和物价水平变动率。

图 6 左边显示按固定价格计算的国内生产总值 GDP 年度增长率,右边显示按居民消费物价 CPI 计算的年度通货膨胀率。数据来源是国际货币基金组织 2009 年 10 月更新并发布的《世界经济展望数据库》。

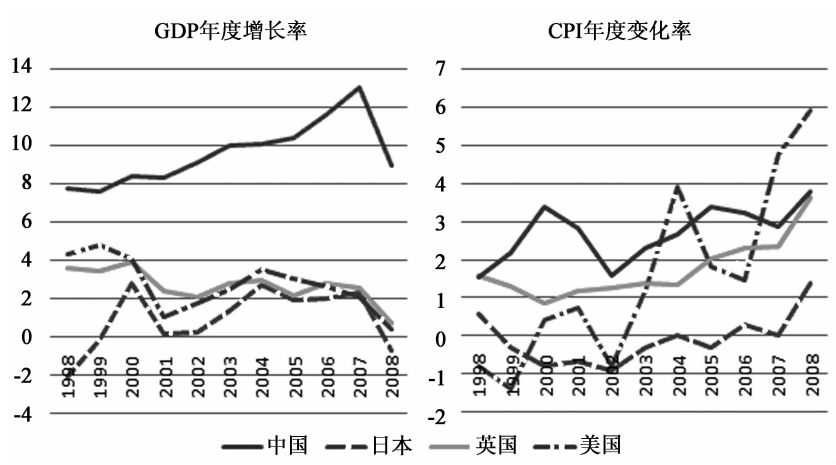


图 6 四个经济体 GDP 和 CPI 年度变动率

为了更好地概括这四个经济体在所考察时期宏观经济波动性情况,我们将两个宏观经济指标的平均值、标准差和变异系数列表 12 如下:

表 12 四个经济体 1998~2008 年间 GDP 和 CPI 年度变动率/平均值/标准差/变异系数

	GDP			CPI		
	平均值	标准差	变异系数	平均值	标准差	变异系数
中国	9.577	1.663	0.174	1.563	2.383	1.524
日本	0.989	1.585	1.603	-0.087	0.665	-7.649
英国	2.695	0.869	0.322	1.748	0.784	0.448
美国	2.780	1.379	0.496	2.704	0.734	0.272

数据来源和说明:数据来源与图 6 相同;“变异系数”为标准差除以平均值。

由表 12 可以看出,在 1998~2008 年期间,中国在 GDP 增长率上的变异系数是四个经济体中

最低者(0.174),其他三个经济体由低到高依次为英国、美国和日本;同时,中国在CPI变动率上的变异系数是次高者(1.524),日本为最高者(按绝对值),最低者为美国。

综合地说,我们不能据此得出“中国是所考察期间四个经济体中按总产出和居民消费物价指数来衡量的宏观经济波动性最低者”这个结论;同样,我们也不能据此得出“中国是所考察期间四个经济体中按总产出和居民消费物价指数来衡量的宏观经济波动最高者”这个结论。换言之,我们可以得出的基本结论是,“中国不是所考察期间四个经济体中按总产出和居民消费物价指数来衡量的宏观经济波动最高者”。

值得一提的是,二十世纪末到二十一世纪初的十余年时间里,世界宏观经济被一些研究者认为是“大温和”(great moderation),主要依据就是许多工业化经济体和一些新兴市场经济体在总产出和物价水平变动率上出现了其波动性显著低于以前时期的情形(参见 Rogoff, 2006; Davis 和 Kahn, 2008)。国内方面也有研究者认为中国经济近年来出现了宏观经济走势相对平稳化的趋势(参见刘树成, 2000; 张立群, 2006^①)。

总之,联系到四个经济体在所考察时期内宏观经济波动性情况,难以得出中国股市波动性较高是因为中国宏观经济波动性较高的结论。这个结论的一个引申含义是,人们需要有保留地看待“股市是国民经济的晴雨表”的流行说法。

此外,我们还应该联系到金融市场开放情况。一个普遍的看法是,在所比较的四个经济体中,在所考察的时期内,中国金融市场对外开放程度是较低的。国际货币基金组织研究部人员使用多种指标和数据比较了1996年以来34个经济体的资本账户管制情况,美国、英国和日本都属于相对开放的经济体,其中日本在1998年实行“金融大爆炸”(快速开放)措施,而中国未被列入这种排序名单中(参见 Miniane, 2004)。另一篇覆盖范围十分广泛的研究文献将中国金融市场开放度排在世界较低位置(参见 Chinn 和 Ito, 2007)。

中国从1996年开始实行人民币经常账户下的可兑换,但继续保留人民币在金融账户下的不可兑换,即对包括股票在内的国际金融交易活动实行限制性的管制。中国股票市场从二十世纪九十年代中期开始就实行A股与B股相隔离的市场安排制度,前者以本币标价并仅对国内居民开放,后者以外币标价并仅对境外投资者开放。2001年后,B股市场对境内外币持有者开放,但发行和交易规模在此后长时间中远逊于A股市场。2005年后,引入合格境外机构投资者制度(QFII),但在引进规模和资金进出时间上都有许多限制。因此,可以说,中国股票市场在截止2008年的时期中对外相对不开放。

因此,联系本文所得出的有关中国股市在1998~2008年时期中是几个经济体中波动性最高的这个观察,我们不能得出“对外金融市场开放是中国股票市场高波动性的原因”这个结论。当然,这里也不认为就能简单地推出“对外金融低开放是中国股票市场高波动性的原因”这个结论。

上述分析的逻辑结论是中国股票市场在所考察时期内的较高波动性是一个有待解释的问题,它显然不能简单地从宏观经济或外部因素方面去寻找。前面引述的许多国内研究者针对中国股票市场波动性的文章从多个侧面论述了中国股票市场值得改进的地方。本文赞成这些改革意见,同时也强调,中国股票市场目前处于“进一步规范和发展”阶段,应当从国内资本市场的制度性及其多个相关的基础性问题角度来思考和应对股市的高波动性问题。

参考文献

- 布鲁克斯(英),邹宏元(2005):《金融计量经济学导论》,第1版,西南财经大学出版社。
陈健(2003):《ARCH类模型研究及其在沪市A股中的应用》,《数理统计与管理》,第5期。

^① 国内学者在中国宏观经济稳定性问题上有一些不同看法,参见刘霞辉(2004)。

- 丁华(1999):《股价指数波动中的 ARCH 现象》,《数量经济技术经济研究》,第 9 期。
- 丁剑平,赵亚英,杨振建(2009):《亚洲股市与汇市联动:MGARCH 模型对多元波动的测试》,《世界经济》,第 5 期。
- 侯青,梅强,王娟(2009):《基于波动非对称性的中国股市监管研究》,《统计与决策》,第 21 期。
- 胡海鹏,方兆本(2002):《用 AR-EGARCH-M 模型对中国股市波动性的拟合分析》,《系统工程》,第 7 期。
- 李亚静,朱宏泉,彭育威(2003):《基于 GARCH 模型族的中国股市波动性预测》,《数学的实践与认识》,第 11 期。
- 刘树成(2000):《论中国经济增长与波动的新态势》,《中国社会科学》,第 1 期。
- 刘霞辉(2004):《为什么中国经济不是过热就是过冷》,《经济研究》,第 11 期。
- 刘玄,冯彩(2010):《中国股市波动特征及非对称效应——以股改以来上证综指为例》,《财会通讯》,第 1 期。
- 罗伯特·恩格尔 (2007): 罗伯特·恩格尔在北大汇丰经济论坛演讲实录, <http://www.cenet.org.cn/article.asp?articleid=27129>.
- 06-04。
- 莫扬(2004):《股票市场波动性的国际比较研究》,《数量经济技术经济研究》,第 10 期。
- 宋逢明,江捷(2003):《中国股票市场波动性特性的实证研究》,《金融研究》,第 4 期。
- 唐齐鸣,陈健(2001):《中国股市的 ARCH 效应分析》,《世界经济》,第 3 期。
- 吴其明,季忠贤,杨晓荣(1998):《自回归条件异方差(ARCH)模型及应用》,《预测》,第 4 期。
- 吴世农,陈斌(1999):《风险度量方法与金融资产配置模型的理论和实证研究》,《经济研究》,第 9 期。
- 俞乔(1994):《市场有效、周期异常与股价波动——对上海、深圳股票市场的实证分析》,《经济研究》,第 9 期。
- 张立群(2006):《我国经济周期性波动幅度趋于缩小》,《中国经济时报》,7-13。
- 张思奇,马刚,冉华(2000):《股票市场风险、收益与市场效率——ARMA-ARCH-M 模型》,《世界经济》,第 5 期。
- 张永东,毕秋香(2003):《上海股市波动性预测模型的实证比较》,《管理工程学报》,第 4 期。
- 中国证券监督管理委员会(2008):《中国资本市场发展报告》,中国金融出版社。
- Aggarwal, R., C. Inclan and R. Leal (1999): “Volatility in Emerging Stock Markets”, *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 34, No. 1, 33-55.
- Bodart, V. and P. Reding (1999): “Exchange Rate Regime, Volatility and International Correlations on Bond and Stock Markets”, *Journal of International Money and Finance*, Vol. 18, 133-151.
- Bollerslev, T., R. Chou and K. Kroner (1992): “ARCH Modeling in Finance: A Review of the Theory and Empirical Evidence”, *Journal of Econometrics*, 96, 116-31.
- Bollerslev, T. (1986): “Generalized Autogressive Conditional Heteroskedasticity”, *Journal of Econometrics* (31), 307-27.
- Choudhry, T. (1996): “Stock Market Volatility and the Crash of 1987: Evidence from Six Emerging Markets”, *Journal of International Money and Finance*, Vol. 15, No. 6, 969-981.
- Davis, S. and J. Kahn (2008): “Interpreting the Great Moderation: Changes in the Volatility of Economic Activity at the Macro and Micro Levels”, *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 22, No. 4, 155-180.
- Engel, R., D. Lilien and Robbins, R. (1987): “Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The ARCH-M Model”, *Econometrica*, 55, 391-407.
- Engel, R. (1982): “Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U. K. Inflation”, *Econometrica*, 50, 987-1008.
- Fama, E. (1963): “Mandelbrot and the Stable Paretian Hypothesis”, *Journal of Business*, 36(4), 420-429.
- Fama, E. and K. French (1988): “Permanent and Temporary Components of Stock Prices”, *Journal of Political Economy*, 96.
- Hamao, Y., R. Masulis and V. Ng (1990): “Correlations in Price Changes and Volatility across International Stock Markets”, *The Review of Financial Studies*, Vol. 3, No. 2, 281-307.
- Jacques, M. (2004): “A New Set of Measures on Capital Account Restrictions”, *IMF Staff Papers*, 51(2).
- Mandelbrot, B. (1963): “The Variation of Certain Speculative Prices”, *Journal of Business*, 36, 394-419.
- Maurice K. (1953): “The Analysis of Economic Time-Series-Part I: Prices”, *Journal of the Royal Statistical Society, A (General)* 116 (1), 11-34.
- Menzie, D., Chinn and I. Hiro (2008): “A New Measure of Financial Openness”, *Journal of Comparative Policy Analysis*, 10(3), Sep, 307-320.
- Nelson, D. (1991): “Conditional Heteroskedasticity in Assets Returns: A New Approach”, *Econometrica*, Vol. 59, No. 2, 347-370.
- Rogoff, K. (2006): “The Impact of Globalization on Monetary Policy”, Prepared for the Federal Reserve Bank of Kansas City Symposium “The New Economic Geography: Effects and Policy Implications”, Jackson Hole, Wyoming, August, 24-26.
- Ser-Huang, P. (2005): *A Practical Guide to Forecasting Financial Market Volatility*, John Wiley & Sons Ltd, Chichester.

(责任编辑:周莉萍)