

我国股票市场工业行业指数波动的非对称性与持续性计量检验

金春雨 郭沛

(吉林大学数量经济研究中心 吉林大学商学院 长春 130012)

摘要：本文分别运用 ARCH 族模型、SWARCH 模型与 ASV 模型对我国股市工业指数的波动特征进行了计量检验。通过统计分析与 ARCH 效应检验，证实我国股市工业行业指数收益率序列呈非正态分布且存在 ARCH 效应；运用 ARCH 族模型的估计结果显示我国股市工业行业指数波动呈现出明显的非对称性，存在着显著的杠杆效应，且波动的持续性较强。为了刻画股市工业指数波动状态的结构性突变，本文采用 SWARCH 模型进行参数估计，结果显示工业指数波动的杠杆效应显著；工业指数波动呈现明显的三区制特征，且主要处于中波动状态；三种波动状态的平均持续期呈现明显的非对称性，其中低波动状态的平均持续期最长，中波动状态的平均持续期居中，高波动状态的平均持续期最短。本文采用 ASV 模型对股市波动特征进行计量检验，利用蒙特卡罗模拟方法估计模型参数，实证结果进一步证实了我国股市工业指数波动具有较强的持续性与杠杆效应。

关键词：工业股指 非对称随机波动模型 蒙特卡罗模拟 马尔可夫区制转移 杠杆效应

An Econometric Analysis of the Asymmetry and Persistence of the Industry Index Fluctuation in China's Stock Market

Abstract: In this paper, ARCH, SWARCH and ASV models are used to estimate Chinese industrial stock index volatility. On the basis of statistical analysis and ARCH effect test, we find that the industrial stock returns series were non-normally distribution and ARCH effects exist. The experimental results by ARCH model show that there are obviously asymmetry, leverage effects and persistence in the industrial stock index volatility. To describe the structural breaks of the industrial index volatility, we use SWARCH model to estimate parameters. The experimental results show that Chinese industrial stock index volatility has significantly leverage effects and three regimes, and it is mainly in medium-volatility state. There is obviously asymmetry in the average duration of the three volatility regimes, and the average duration of low-volatility state is the longest one, medium-volatility state is the medium, the shortest one is high-volatility state. This paper estimates the volatility of the stock market using ASV model, estimate parameters by Monte Carlo simulation methods. The experimental results prove that there are significantly persistence and leverage effects in Chinese industrial stock index volatility.

Key words Industrial index, Asymmetric stochastic volatility model, Monte Carlo simulation; Markov regime switching, Leverage effect

项目资助：国家社科基金项目资助（项目编号：10BJL041）；教育部人文社会科学研究规划基金项目资助（项目编号：08JA790054）；吉林大学“985工程”建设项目。

作者简介：金春雨（1965-），女，应用经济学博士后，吉林大学商学院教授，博士生导师，主要研究领域：金融计量与产业计量 E-mail: yzyzyzm@163.com；郭沛，女，吉林大学商学院研究生。

引 言

金融时间序列波动性的刻画一直是金融市场研究的核心问题之一。国外对股票市场价格的波动性研究历史悠久,早在 20 世纪 60 代, Fama (1965) 就发现投机性的资本价格变化和收益率变化具有显著的时变性,即价格波动呈现集聚性和条件异方差性,且呈现出尖峰厚尾分布特征;并于 1970 年提出了随机游走模型,且将该模型运用到股票市场波动性研究中。近年来的大量实证研究也发现有些金融时间序列数据并不符合正态分布假设,股票市场波动具有显著的条件异方差性。针对波动的这种特征 Engle (1982) 提出了 ARCH 模型,并用于分析英国通货膨胀指数变化特征,有效地刻画了通货膨胀率变化的集聚性和条件异方差性; Bollerslev (1986) 提出了 ARCH 模型的扩展形式 GARCH 模型; GARCH 模型误差项的条件方差不仅仅是滞后误差项平方的函数,也是其滞后条件方差的线性函数,它既考虑了前期波动大小的影响,又考虑了波动的变化趋势。随后,基于 GARCH 模型的扩展形式演化发展形成了 ARCH 模型族; Engle (1987) 等在 ARCH 模型基础上假设资产收益率依赖于其时变波动性,提出了直接度量收益率与条件波动性之间关系的 GARCH-M 模型;针对 Black & Christie 提出的股价波动非对称性——“杠杆效应”, Glodsten (1993)、Nelson (1991) 改进了 ARCH 模型,相继提出了非对称 GJR-GARCH、EGARCH 模型,用来刻画资产收益率波动的非对称性,发现负的冲击(坏消息)总比正的冲击(好消息)引起更大波动的影响;随后 Fornari & Mele (1996,1997)、Ding (1993)、Engel & Lee (1999) 等人根据波动的不同特征提出了波动转移 GARCH (VS-GARCH) 模型、分整 GARCH (FIGARCH) 模型和成分 GARCH 模型,等等。虽然 ARCH 族模型一直是波动计量研究的重要方法,但 ARCH 族模型存在着往往高估波动持续性的缺点,这大大降低了其波动的长期预测精度,特别是当出现异常收益时,导致估计参数极不稳定。另一类用随机微分方程离散化形式表示的 SV 模型越来越受到广泛的关注, Clark (1973)、Taylor (1986) 等人提出的 SV 模型,其理论模型的研究和实证分析都证明 SV 族模型对金融时间序列数据的刻画能力表现出比 ARCH 类模型更多的优势, Taylor (1982, 1986) 建立了离散时间形式的 SV 模型,比较了与 ARCH 模型族的区别,结果证明 SV 模型对金融时间序列波动拟合明显优于 ARCH 模型族,特别是在收益率波动的自回归性方面更显示出 SV 模型的优点; Kim (1998) 等进行了 SV 模型的似然估计,并与 ARCH 模型相比较,说明了 SV 模型可以比较好地拟合金融数据; Harvey (1994) 发现可以用一个共同的随机微分方程来表示 GARCH 与 SV 这两类描述波动过程的模型,并利用似然比 (LR) 和贝叶斯因子比较了这两类模型,结果也发现 SV 模型更适合刻画金融市场波动特征。学者们根据金融时间序列波动的特征进一步提出了扩展的 SV 模型,即在随机波动模型中引入新随机变量,使得 SV 类模型具有了比 ARCH 模型族更好的长期波动性的预测能力。Taylor (1986) 提出的离散型 SV 模型, Hull、White (1988) 提出的连续时间 SV 模型, Jacquier et al (2004) 在 SV 模型中引入了服从 t 分布的收益残差序列,更好地刻画了波动的尖峰厚尾性; Cappuccio & Lubian (2004) 提出的 GED-SV 模型, Bovas & Ranjini (2006) 提出的伽马随机波动模型,都能更好地刻画收益率波动的厚尾特征。Harvey & Shephard (1996) 用 QML 估计方法讨论了 SV 模型中收益率过程与随机波动过程之间杠杆效应的非对称 SV 模型; Breidt (1998) 提出了刻画波动的长记忆随机波动模型 (LMSV); So et al (2002) 提出了同时刻画收益率本身非对称性和波动率非对称性的门限效应随机波动模型 (THSV); 等等。由于 SV 模型中包含不可观测的潜在随机变量,使得对 SV 模型的参数估计实现方法十分复杂。比较常用的参数估计方法包括广义矩估计方法 (Taylor,1986; Andersen & Sprensen,1996), 伪极大似然估计方法 (Harvey & Shephard 等,1994), 马尔可夫链蒙特卡罗方法 (Kim,

Shephard & Chib, 1998), 非线性滤波极大似然估计方法 (Watanabe & Toshiaki, 1999)。Jacquier & Polson & Rossi (2004) 等基于扩展的 SV 模型 (ASV), 利用 MCMC 方法分析了美国股市与外汇市场汇率波动的厚尾性和杠杆效应; Yu (2000, 2005) 运用 MCMC 方法对五种 SV 模型进行贝叶斯推断, 并于 2005 年利用同样的估计方法比较了 Harvey & Shephard (1996) 和 Jacquier (2004) 等各自提出的 ASV 模型形式, 并认为 Harvey & Shephard (1996) 的 ASV 模型形式效果较好。随着金融市场波动性研究的深入, 国外学者发现金融市场中易受影响的收益率序列存在着和经济周期类似的波动状态转换特征。这种波动特征是 ARCH 类模型及 SV 类模型都不能准确刻画的, 大量实证分析发现 ARCH 类模型总表现出很高的持续性, 事实上是因忽略波动状态变结构导致其高估了波动持续性。尽管 SV 模型一定程度上降低了波动高持续性与预测能力的矛盾, 但也未能刻画波动的状态转移特点。为了更好的捕捉波动性的特征, Hamilton (1994) 提出了状态转移的 ARCH (Regime-switching ARCH, SWARCH) 模型, 并以美国股票市场为研究对象, 结果证明 SWARCH 模型与 ARCH 模型相比大大降低了波动的持续性, 并在期权隐含波动预测方面表现得更好; So et al (1998) 在 SV 模型中引入了马尔可夫转移机制, 建立了马尔可夫转移 SV 模型, 结果发现引进马尔可夫区制转移的模型能够很好地拟合数据, 很好地解释了误差项条件方差的过程, 同时降低了波动的持续性。

国内学者基于 ARCH 类模型对我国证券市场金融波动问题也进行了比较深入的研究, 例如吴长风 (1999) 利用 GARCH 模型, 对上证和深证指数波动之间的联系、沪深股市的总体有效性和各自的成交额与股价波动的关联性进行了实证分析; 在波动预测方面, 李亚静等 (2003) 通过 GARCH、TGARCH 和 EGARCH 三种模型对中国股市的波动性进行了实证分析, 发现中国股市波动呈现出显著的聚类性和持续性, 对上证30、上证综指和深圳成指的预测 EGARCH 模型的预测效果较好; 赵振全等 (2005) 利用非对称非线性平滑迁移 ANST-GARCH 模型检验了我国股票市场收益率序列在风险调整后的非对称均值回复特征; 李汉东和张世英 (2002) 从 SV 模型的概念和性质上讨论了 SV 模型和向量 SV 模型的持续性和协同持续性; 李汉东和张世英 (2003) 以 EGARCH(1,1) 模型和 SV 模型为例, 讨论了 ARCH 类模型与 SV 模型的关系问题, 从 EGARCH (1,1) 模型和 SV 模型的存在对应单位根的角度说明二者存在着本质联系; 王春峰, 蒋祥林, 李刚等 (2003) 利用动态 SV 模型和 ARCH 模型模拟了中国股市数据, 实证结果发现随机波动模型能够更好地刻画股票市场的异方差和波动性的序列相关性; 孟利锋等 (2004a) 运用贝叶斯估计方法分析了具有杠杆效应的非对称 SV 模型, 并应用于沪深股市波动的杠杆效应检验; 周宏山和冀云 (2007) 则利用非对称 SV 模型和贝叶斯 MCMC 估计方法对我国上海、深圳股票市场进行了实证研究, 预测效果明显好于 GJR-GARCH 模型; 孟利锋等 (2004b) 讨论了基本 SV 模型和杠杆效应 SV 模型参数的经验特征函数估计方法; 王春峰、蒋祥林等 (2005) 以我国沪深股市数据为对象, 分别建立了均值条件分布为正态分布的 SV 模型和条件厚尾分布的 SV 模型, 结果发现条件厚尾分布的 SV 模型效果较好。

在考虑模型中结构转变因素方面, 国内学者已经将马尔可夫结构转换引入到了 ARCH 模型中并进行了实证研究。孙金丽和张世英 (2003) 通过对沪市收益率波动的模拟, 比较了结构转换的 GARCH 模型与基本的 GARCH 模型, 结果表明 SWGARCH 模型大大提高了对市场波动性的预测能力; 蒋祥林、王春峰, 吴晓霖等 (2004) 运用 SWARCH 模型对中国股市的波动性进行实证分析, 发现 SWARCH 模型对股市波动性的刻画和预测能力优于 ARCH 类模型, 同时得出股市政策因素导致了低波动向高波动状态转移的结论; 黄杰伟、谢赤 (2005) 基于 Lam 和 Li 的研究在 SV 模型

中引入了马尔可夫结构转换, 构建了 SVMRS 模型, 与标准的 SV 模型以及 Smith 模型相比, SVMRS 模型大大降低波动的持续性, 更好刻画了沪市波动性; 刘金全、刘志刚 (2005) 将区制转移引入 GARCH 模型中, 分析了我国沪市收益率序列的区制转移特征, 发现沪市波动存在着显著的波动区制持续性和转移现象。陈守东等 (2007) 运用马尔可夫趋制转移的方差模型刻画了中国股市的波动性; 严太华、陈明玉 (2009) 通过非线性和结构性变化检测, 发现了上证指数波动的变结构特征, 进一步利用马尔可夫切换模型模拟数据, 识别出上证指数收益率波动具有三种主要的状态: 慢涨、慢跌和快涨, 结果证实马尔可夫切换模型在刻画股市波动的阶段性特征上比较有效; 郑廷国、刘金全 (2008) 运用非对称 SV 模型的扩展 Kalman 滤波的估计方法对沪深股市数据进行实证分析, 发现沪深股市存在波动的杠杆效应, 还证实了这种估计方法的有效性与准确性; 刘金全、李楠、郑挺国 (2010) 运用区制转移 SV 模型的 MCMC 估计方法较好地刻画了上证综指周收益率序列的波动特征。

目前, 国内外已经开展了大量关于行业因素对资本投资组合收益波动的作用和股市中行业间波动关系等方面的研究。从 20 世纪 80 年代起, 国外学者就已经开始研究行业因素在股市投资中的作用, 大量研究表明行业因素的确是影响资本投资组合收益的重要因素之一。King (1966) 发现行业因素对股价收益率有显著影响; Schwartz (1973)、Freiman (1998) 和Stefano (2000) 等人的相继研究发现, 对欧洲发达国家来说, 行业因素相对重要性已渐渐凸显。在国外成熟的金融市场上, 上市公司预期业绩变化将会引起股价的波动, 且具有不同经营业绩的不同行业板块上市公司引起的股价波动必然会在行业间产生显著差异。Kavussanos (2002) 等的研究发现, 由于行业的具体特征不同, 每个国际风险变量对不同行业收益率产生的影响也不同。国内相关研究也表明我国股票市场存在着行业效应; 范龙振、王海涛 (2003) 利用约束回归分析法对上海股市回报率的行业与地区效应进行了实证分析, 结果发现我国股市具有显著的行业和地区效应, 且行业效应大于地区效应; 李昆 (2003) 利用 GARCH 模型类模型实证发现上海证券交易所五个行业指数间存在着单向的收益扩散效应和双向的波动扩散效应; 郭丽燕、郭鹏飞 (2003) 分行业统计分析了A股上市公司股价的月收益率, 发现不同行业股票收益与风险没有显著差异性; 劳兰裙、邵玉敏 (2004) 利用动态聚类分析了我国沪深股市行业收益率序列的特征; 许爱霞 (2006) 的研究结果表明基于 t 分布的 GARCH 模型能更精确的描述沪市行业指数的波动性, 还用 EGARCH 模型验证了沪市行业指数除地产指数外都存在明显的“杠杆效应”; 孙邦勇、李亚琼 (2007) 利用 ARCH 模型族对各行业指数收益率的分析发现各行业指数是平稳的, 具有明显的 ARCH 效应和不同程度“杠杆效应”; 杨晓东 (2008) 利用分形理论中的 Hurst 指数就波动持续性的大小对沪深股市13支行业指数的收益率序列进行了比较研究; 唐璐等 (2008) 通过 EGARCH 模型拟合发现沪市行业波动具有显著的波动集聚性与持续性, 且都呈现出显著的杠杆效应; 李卢霞 (2008) 利用 TGARCH-M 模型分析了十大行业的非对称性, 结果发现各行业存在明显的“杠杆效应”; 宋博、徐颖韬、刘英华 (2009) 利用 Granger 因果关系检验、协整分析和向量误差修正模型研究了我国股市各行业与国际主要股票市场行业指数之间的长期均衡性与演化趋势。

1 我国股市工业指数的基本统计分析

本文选取我国股市工业指数, 1999 年 12 月 30 日到 2011 年 3 月 4 日的日交易收盘价, 所选指数序列记为 $\{P_t\}$ 。我国股市工业指数收益率序列 $\{R_t\}$ 的计算公式为: $R_t = 100 \times \log(P_t / P_{t-1})$, 根据上述计算公式获得的工业指数收益率序列有 2696 个观测值, 图 1 给出了收益率序列在样本区

间的趋势图。

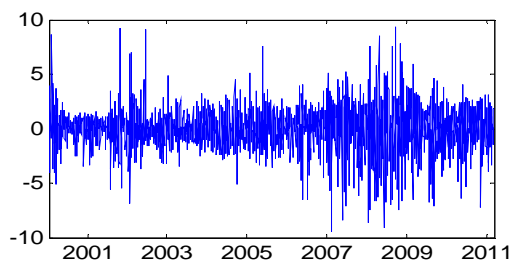


图1 工业指数收益率序列趋势图

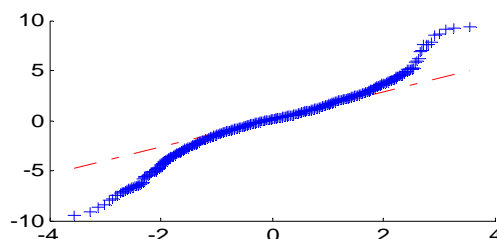


图2 工业指数收益率序列的 Q-Q 图

从图 1 可以看出，工业指数的日收益率序列波动呈现出显著的时变性与集聚性特征。特别是 2007 年到 2010 年间收益率呈现频繁的高波动状态，这说明 2007 年来自美国次贷危机引起的全球金融风暴对我国股市具有强烈的影响作用，已嵌入到了我国股市行业层面；另外，在 2001 年下半年到 2002 年年初这一时段，工业指数收益率波动集聚表现也很突出，这主要是由于时逢 1997 年以来的证券市场监管年，以及 7 月份申奥成功、9 月份美国“9·11 事件”和 11 月份通过加入 WTO 的审议等诸多颇具影响力的事件，股市受到强烈频繁的冲击，各行业板块出现了暴涨暴跌的现象，工业板块也受到了不可避免的冲击。下面对股市工业指数收益率序列进行基本统计描述分析、平稳性检验 (ADF) 和 ARCH 效应检验，进一步揭示我国股市工业指数收益率的波动特征，分析结果如表 1 所示。

表 1 我国股市工业指数收益率的统计描述分析及基本检验

行业指数	N	均值	中位数	标准差	偏度 S	峰度 K	Jarque-Bera (P=0)	ADF (1%)	ARCH 检验 (P=0.00)
工 业	2696	0.0440	0.1421	1.8868	-0.3923	6.3592	1336.76	-49.1126	53.04222

注：Jarque-Bera 值为正态性检验 (标准正态分布偏度 $S=0$ ，峰度 $K=3$) 的统计量，伴随概率 $P=0$ ；ADF 检验的显著性水平为 1%，临界值为 -2.5658。ARCH 效应检验的阶数选择为 3 阶，伴随概率值均为 $P=0.00$ 。

从表 1 可以看出，工业指数的日收益率的偏度为负值，峰度大于 3，即工业指数收益率序列呈现出左偏、尖峰分布特征，且其 Jarque-Bera 检验值及其伴随概率 $P=0$ 也表明其收益率序列不服从正态分布。另外，图 2 还给出了工业指数收益率序列 Q-Q 图，更加直观地显示了工业指数收益率明显地偏离正态分布的特征，即呈现出厚尾分布特征；工业指数收益率序列在 ADF 检验 1% 的显著性水平下是平稳序列；表 1 的检验结果显示 ARCH-LM 检验的相伴概率 $P=0.06$ ，在 10% 的显著性水平上拒绝了其原假设，这说明工业指数收益率存在着显著的异方差性，即 ARCH 效应。

2 基于 ARCH 族模型我国股市工业指数波动的计量检验

在金融时间序列分析中，对于一般的回归模型： $y_t = x_t' b + u_t$ ，若扰动项 u_t 的条件方差依赖于其前期值 u_{t-1} 的大小，那么忽略这种 ARCH 影响直接建模就会降低有效性，导致伪回归问题。据此，Engle (1982) 开创性地提出了 ARCH 模型，该模型的基本思想是扰动项 u_t 的条件方差依赖于其前期值 u_{t-1} 的大小。若在时刻 $t-1$ 可获得的信息集为 $I_{t-1}(Y_{t-1}, u_{t-1}^2, u_{t-2}^2, \dots, u_{t-p}^2)$ 条件下，扰动项的方差 u_t^2 存在自回归结构， $E(u_t) = 0$ ， $\text{var}(u_t | I_{t-1}) = \sigma_t^2$ ，则具体模型形式可以表示为：

$$\text{均值方程： } y_t = x_t' b + u_t$$

$$\text{方差方程: } \text{var}(u_t | I_{t-1}) = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_p u_{t-p}^2$$

其中, 收益率序列为 $Y_t = \{y_1, y_2, \dots, y_t\}$, x_t 是解释变量向量, 也可能是 y_t 的滞后项, b 是系数向量, p 是 u_t^2 滞后项 u_{t-i}^2 (ARCH 项) 的阶数, 表示 u_t 条件方差具有 p 阶自回归形式, 上述方程描述可称为 ARCH (p) 模型。根据 ARCH 模型的均值方程与方差方程, 我们可以得到股市收益率的期望与条件方差:

$$E(y_t) = x_t' b, \quad \text{var}(y_t | I_{t-1}) = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_p u_{t-p}^2$$

上式意味着 ARCH 模型中可以用自回归条件异方差过程来描述收益率 y_t 的波动及风险。如果前期的扰动项方差 ($u_{t-1}^2, u_{t-2}^2, \dots, u_{t-p}^2$) 值较大, 则引起的收益率波动就较大, 反之收益率的波动就较小, 由此 ARCH 模型刚好能模拟波动中的集聚性。

虽然 ARCH 模型引入了前期扰动项, 但当滞后阶数 p 较大时, 往往会违背 α_i 都非负的假设; 另外, 模型中没有考虑扰动项趋势的问题, 这使得扰动项带来的信息没有完全利用。所以, Engle 的学生 Bollerslev (1986) 扩展了 ARCH 模型得到 GARCH 模型。GARCH (p, q) 模型的方差为:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^p \alpha_i u_{t-i}^2$$

其中, p 是 ARCH 项的阶数, q 是 GARCH 项的阶数, 为了使 GARCH (p, q) 模型的条件方差有明确的定义, 相应的 ARCH 模型的所有系数都必须是正数, 且要求 $\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j < 1$ 。

股市波动对“利好”与“利空”消息反应存在着非对称性, 即均值方程的随机误差项 u_t 在上升与下降的过程对条件方差 σ_t^2 的影响不同, ARCH 模型与 GARCH 模型的方差方程虽然是误差项平方关于其前期信息的函数, 但却只与其值大小相关, 而与其正负无关, 不能反映出这种非对称性。为此, Glosten et al (1993) 在条件方差中引入门限提出 TGARCH (Threshold ARCH) 模型, 将条件方差设定为

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i u_{t-i}^2 + \gamma u_{t-1}^2 d_{t-1} + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

其中

$$d_{t-1} = \begin{cases} 1 & u_{t-1} < 0 \text{ 坏消息} \\ 0 & u_{t-1} \geq 0 \text{ 好消息} \end{cases}$$

如果有 $\gamma \neq 0$, 股价收益率波动存在非对称性, 即“好消息”和“坏消息”对条件方差的影响不同。如果有 $\gamma > 0$ 显著成立, 则说明“坏消息”对股价收益率波动的冲击大于“好消息”, 杠杆效应存在。TGARCH 模型允许方差对“利空”消息的反应大于“利好”, 能够很好地捕捉信息的非对称性影响。该模型是 Glosten、Jagannathan 和 Runkle 提出的, 亦被称为 GJR-GARCH 模型。

尽管 TGARCH 模型解决了信息不对称的问题, 但是它却不能解决条件方差值 σ_t^2 非负的问题。在 TARGH 模型中, 若 u_{t-1} 为负而且 γ 值显著地小于 0, 那么当 u_{t-1}^2 足够大的时候, 条件异方差值 σ_t^2 为负。为了解决这个问题, Nelson (1991) 提出了 EGARCH 模型, 其条件方差的具体形式如下:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^p [\alpha_i |u_{t-i}/\sigma_{t-i}| + \gamma(u_{t-i}/\sigma_{t-i})] + \sum_{j=1}^q \beta_j \ln(\sigma_{t-j}^2)$$

在 EGARCH 模型中, 只要 $\gamma \neq 0$ 我们可以解决所谓的波动信息的非对称效应, $\gamma < 0$ 表示波动受“坏消息”影响大于“好消息”, 杠杆效应存在; 同时, 由于在模型的两边均取了对数, 因此不需要对系数 β_i 的符号进行约束, 而且不论残差有多大, 都能够完全可以保证条件方差的非负性。

从图 1 中可以看出, 波动率序列在一段时间内的波动幅度较大, 而在另一段时间内的波动幅度较小, 说明波动存在着非对称性。下面利用不同的 ARCH 模型进行估计以检验是否存在非对称性, 结果如表 2 所示。

表 2 ARCH 族模型的估计结果

模 型	\bar{r}	α	β	γ	$\alpha + \beta$	DW	AIC	SC	L
GARCH(1,1)	0.0717***	0.1026***	0.8940***	—	0.9966	1.9931	3.7982	3.7898	-5094.413
TGARCH(1,1)	0.0628**	0.0744***	0.8985***	0.0429**	0.9729	1.9999	3.7838	3.7991	-5091.683
EGARCH(1,1)	0.0637**	0.2070***	0.9832***	-0.0352***	1.1902	1.9925	3.7781	3.7934	-5084.022

注: \bar{r} 为均值方程的常数项, 其含义是无风险利率, **、*、* 分别表示为 1%、5%、10% 的显著性水平。

根据表 2 列出的 ARCH 族模型估计结果可以看出, ARCH 族模型的 ARCH 项与 GARCH 项的系数均显著不为零, 表明工业指数波动的集聚性显著。工业指数 ARCH 族模型的 ARCH 项系数 α 反映外部冲击对波动的影响, GARCH 项系数 β 反映系统的长记忆性, 二者之和 $\alpha + \beta$ 反映波动的持续性。我国股市工业指数 ARCH 族模型持续性 $\alpha + \beta$ 之和非常接近 1, 表明条件方差受外部冲击与过去波动冲击的影响是持久的, 即冲击对未来所有的预测都有重要的作用, 这也是我们研究历史波动的意义所在。另外, TGARCH 模型参数 γ 值为 0.0429 显著大于零、EGARCH 模型的参数 γ 为 -0.0352 显著小于零, 反映了“利空”消息比等量的“利好”消息能产生更大的波动, 即工业指数波动确实存在杠杆效应。TGARCH 模型中, “利好”消息对工业指数收益率波动持续性影响系数为 0.0744, “利空”消息对工业收益率波动持续性影响系数为 0.1173。

3 我国工业指数波动特征的 SWARCH 实证分析

以往大量研究表明, ARCH 模型族 (Engle,1982) 对于股市波动时变性中的波动集聚性、波动持续性及波动非对称性都给出了很好的刻画效果。然而, 金融时间序列总是复杂的并且有时候发生结构突变, 这在两大类模型中并未得到刻画。Lamoureux and Lastrapes (1990) 认为条件方差的持续性被高估, 可能是由于存在不能被 ARCH 模型解释的结构突变。随后, Hamilton and Susmel (1994) 提出一个新的 ARCH 模型, 马尔可夫区制转移 ARCH 模型 (Markov Switching ARCH Model) 即 SWARCH 模型, 该模型将波动的持续性分解成了两个部分, 即每个波动状态的持续性和每个波动状态下波动性冲击的持续性。此外, SWARCH 模型还刻画出了不同波动状态的持续期和不同波动状态间的转移, 从而刻画出了波动结构的突变性, 更好地描述了波动的特征。Hamilton 提出的 SWARCH 模型, 是在 ARCH 模型的基础上允许条件波动过程在一个有限个数的区制间随机转移, 即 ARCH 过程的参数是可以随机改变的。首先, 将均值方程中的误差项 u_t 改写成:

$$u_t = \sqrt{g_{s_t}} \times \tilde{u}_t$$

这里, s_t 为一个潜在不可观测的随机变量, 依赖于 t 的取值 $1, 2, \dots, K$ 。假设 s_t 服从一阶马尔可夫链, 则 s_t 的转移概率矩阵可以表示成以下形式:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{21} & \cdots & p_{K1} \\ p_{12} & p_{22} & \cdots & p_{K2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_{1K} & p_{2K} & \cdots & p_{KK} \end{bmatrix}$$

其中 $p_{ij} = \text{Prob}(s_t = j | s_{t-1} = i)$ ，且 $\sum_{j=1}^K p_{ij} = 1$ ；变量 s_t 是在 t 时刻的“状态”或者是“区制”。

其次，假设 \tilde{u}_t 服从标准的 ARCH-L(q) 过程：

$$\tilde{u}_t = h_t v_t$$

$$h_t^2 = a_0 + a_1 \tilde{u}_{t-1}^2 + a_2 \tilde{u}_{t-2}^2 + \cdots + a_q \tilde{u}_{t-q}^2 + \xi d_{t-1} \tilde{u}_{t-1}^2$$

其中，如果 $\tilde{u}_{t-1} \leq 0$ ，则 $d_{t-1} = 1$ ，反之 $d_{t-1} = 0$ ， v_t 是一个均值为零，单位方差的独立 t 分布。ARCH-L(q) 过程的变量 \tilde{u}_t 系数是根据 s_t 的取值决定的，当处在 $s_t = 1$ 代表的状态时，变量 \tilde{u}_t 的系数为 $\sqrt{g_1}$ ；当处在 $s_t = 2$ 代表的状态时，系数为 $\sqrt{g_2}$ ，以此类推。对于 $j = 2, 3, \dots, K$ ， $g_j \geq 1$ ，第一个状态 g_1 正则化为单位 1，这种思想就是像改变过程比例因子一样刻画区制转移。在已知当前和过去状态的条件下，误差项 u_t 的条件方差为：

$$\begin{aligned} & E(u_t^2 | s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-q}, u_{t-1}, u_{t-2}, \dots, u_{t-q}) \\ &= g_{s_t} \{a_0 + a_1 (\tilde{u}_{t-1}^2 / g_{s_{t-1}}) + a_2 (\tilde{u}_{t-2}^2 / g_{s_{t-2}}) + \cdots + a_q (\tilde{u}_{t-q}^2 / g_{s_{t-q}}) + \xi d_{t-1} (\tilde{u}_{t-1}^2 / g_{s_{t-1}})\} \\ &\equiv \sigma_t^2(s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-q}) \end{aligned}$$

其中，如果 $u_{t-1} \leq 0$ ，则 $d_{t-1} = 1$ ，反之 $d_{t-1} = 0$ 。我们称 u_t 过程服从一个 K 状态 q 阶的马尔可夫区制转移 ARCH 过程，即 $u_t \sim \text{SWARCH}(K, q)$ 。当 $\xi \neq 0$ 时，波动过程存在杠杆效应，此时称 u_t 过程服从 SWARCH-L(K, q)。下面运用 SWARCH 模型对我国股市工业指数进行实证分析。

为了看到股市工业指数条件波动的随机转移和捕捉内生的转移点，本文选取了带杠杆效应、 t 分布的 SWARCH-L(3,2) 模型 (蒋祥林, 2004) 模拟股市工业指数波动的方差，SWARCH-L(3,2) 模型的转移概率 p_{ij} 满足条件 $0 \leq p_{ij} \leq 1$ ，并且 $\sum_j^K p_{ij} = 1$ 。表 3 给出了工业指数收益率的 ARCH(2)-T 模型和 SWARCH-L(3,2) 模型估计统计量。

表 3 ARCH(2)-T 与 SWARCH-L(3,2) 的模型对比

行业	模型 ARCH(2)-T				模型 SWARCH-L(3,2)			
	对数似然值	AIC	SC	λ	对数似然值	AIC	SC	λ
工业	-5218.013	3.8768	3.8900	0.6049	-5086.2662	3.7828	3.8113	0.2880

注：表中的 λ 为模型的持续性参数。

从表 3 中的 AIC 和 SC 准则值比较结果可以看出，SWARCH 模型对工业指数收益率序列的模拟结果明显优于 ARCH 模型。收益率序列 SWARCH 模型的拟合结果中持续性参数明显低于 ARCH(2)

模型，这说明考虑了波动状态转移的 SWARCH 模型大大降低了 ARCH 部分波动的持续性，说明 SWARCH-L(3,2)模型拟合效果较好。误差项为 t 分布的 SWARCH-L(3,2)模型的参数估计结果为：

$$y_t = 0.0590 + 0.0589y_{t-1} + u_t \quad (1)$$

(0.0263) (0.0198)

$$h_t^2 = 0.6059 + (1.85e-11)\tilde{u}_{t-1}^2 + 0.0709\tilde{u}_{t-2}^2 + 0.0836d_{t-1} \cdot \tilde{u}_{t-1}^2 \quad (2)$$

(0.0632) (0.0155) (0.0304) (0.0368)

$$g_1 = 1, \hat{g}_2 = 3.0588, \hat{g}_3 = 12.2212 \quad (3)$$

(0.3549) (1.8280)

模型的估计结果显示， \hat{g}_2 和 \hat{g}_3 的估计结果十分显著，这表明我国股市工业指数波动明显呈现出三种波动状态。系数 \hat{g}_2 表示中波动状态 ($s_t = 2$) 的方差是低波动状态 ($s_t = 1$) 方差的 3.06 倍，同时高波动状态 ($s_t = 3$) 大约是低波动状态 ($s_t = 1$) 的 12.22 倍，这说明三种不同的波动状态之间存在着显著的差异。

SWARCH 模型的波动状态 s_t 转移概率矩阵为：

$$P = \begin{bmatrix} 0.9921 & 0 & 0.0046 \\ 0.0079 & 0.9887 & 0.0186 \\ 0 & 0.0113 & 0.9768 \end{bmatrix}$$

波动状态 s_t 被假定服从转移概率为 p_{ij} ($i, j = 1, 2, 3$) 的一阶马尔可夫过程，即不同波动状态之间的转移概率为 p_{ij} 。转移概率矩阵给出我国股市工业指数不同状态的转移概率，其中收益率分布在低波动状态的转移概率值为 0.9921，分布在中波动状态的概率为 0.9881，分布在高波动状态的概率为 0.9768，这里较大的转移概率值意味着每个波动状态非常稳定。

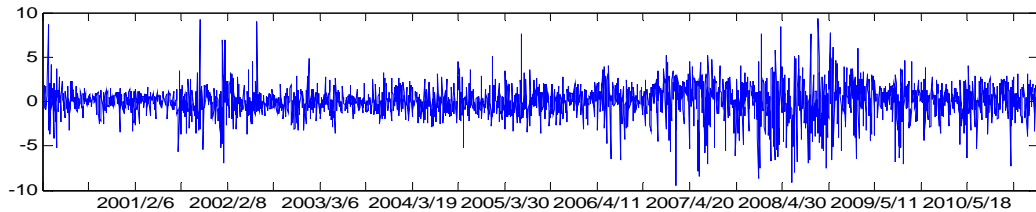


图 3 股市工业指数收益率

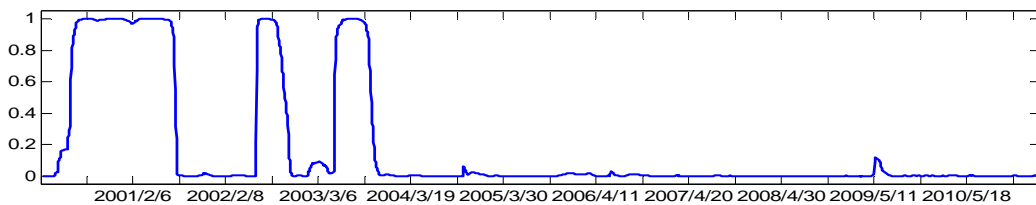


图 4 股市工业指数收益率低波动状态 ($s_t = 1$) 的平滑概率

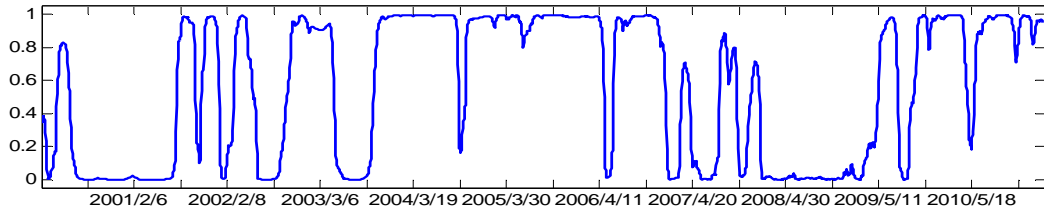


图 5 股市工业指数收益率中波动状态 ($s_t = 2$) 的平滑概率

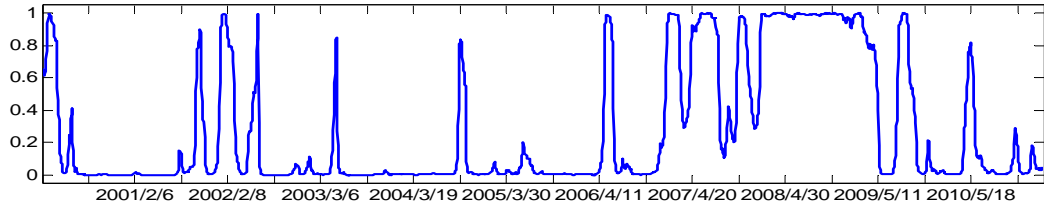


图 6 股市工业指数收益率高波动状态 ($s_t = 3$) 的平滑概率

从图 4—图 6 的平滑概率显示的不同波动状态，能估计出我国股市工业行业指数波动在观测区间 2001 年 1 月至 2010 年 11 月的大致分布情况，早期 (2000 年初) 出现的是高波动状态分布，中波动状态主要分布在早中期 (2001 年 8 月到 2007 年初) 和后期 (2009 年 5 月到 2010 年 11 月)，低波动状态主要分布在早期 (2000 年 6 月到 2001 年 8 月)，高波动状态主要分布在中后期 (2007 年初到 2009 年 5 月)。从低波动状态向高波动状态 (2007 年初) 转移的时间以及高波动状态的持续时间上看，也与金融市场危机或监管当局加强监管力度的时间 (2007) 相符合。我们还观察到在这期间也发生过多次状态转移，2000 年 7 月，我国工业指数收益率从中波动状态 ($s_t = 2$) 转移到低波动状态 ($s_t = 1$)，并维持了一年多的低波动状态持续期；2002 年 7 月份，我国工业指数从波动状态 ($s_t = 2$) 转移到波动状态 ($s_t = 1$)，也维持了一年多的低波动状态；随后，波动状态一直在中、高两状态间转移，大致估计 2004 年到 2007 年间波动状态较多的分布在中波动状态 ($s_t = 2$)，2007 年到 2009 年则处于高波动状态。三种波动状态中，我国工业指数分布在低波动状态 ($s_t = 1$) 的时期最少，随后一直处于波动状态 ($s_t = 2$) 和 ($s_t = 3$)，并在两状态间不断转移。另外，我们可以进一步估计每一个状态的平均持续期，状态 ($s_t = 1$)、状态 ($s_t = 2$) 和状态 ($s_t = 3$) 的持续期 $1/1 - p_{ii}$ 分别为 126、88 和 43 天。三种波动状态的持续期中，我国工业指数处于波动状态 ($s_t = 3$) 的持续期最短，处于低波动状态 ($s_t = 1$) 持续期最长，是高波动状态持续时间的三倍，这从一定程度说明我国工业发展还是相对稳定的。

4 基于 ASV 模型的我国股市工业指数波动特征检验

根据以往文献的研究表明 SV 族模型对金融时序的刻画能力具有比 GARCH 类模型更大的优势，并且在长期波动的预测上更为突出。下面我们利用非对称随机波动模型对股市工业指数收益率序列做进一步的分析。基本的典型离散 SV 模型形式采用 Yu (2000) 提到的高斯非线性状态空间模型的形式：

$$r_t = \psi_0 + \psi_1 r_{t-1} + y_t$$

$$y_t = \exp\left(\frac{1}{2} \theta_t\right) u_t \quad u_t \sim N(0,1)$$

$$\theta_t | \theta_{t-1}, \mu, \phi, \tau^2 = \mu + \phi(\theta_{t-1} - \mu) + v_t \quad v_t \sim N(0, \tau_v^2) \quad t = 1, 2, \dots, T$$

其中, $\{r_t\}$ 为资产收益序列, $\{y_t\}$ 可以代表资产收益序列, $\{\theta_t\}$ 是不可观测的波动率序列, $\{u_t\}$ 是均值为 0、方差为 1 的高斯白噪声序列, $\{v_t\}$ 是均值为 0、方差为 τ_v 的白噪声序列, 且 $\{u_t\}$ 和 $\{v_t\}$ 是独立的, 分别为收益序列 $\{y_t\}$ 和对数波动序列 $\{\theta_t\}$ 的扰动。 ϕ 反映的是波动率的持续性, 若假定 $|\phi| < 1$, 则意味着波动率过程 θ_t 是平稳的。

在基本 SV 模型中, 均值方程的随机扰动项 $\{u_t\}$ 和波动方程的随机扰动项 $\{v_t\}$ 是不相关的, 根据金融市场波动性特征, Black、Christie (1970) 发现了波动的非对称性——“杠杆效应”, 即不同信息对收益的影响是不对称的, 股价下跌所引起的波动要比同程度的上涨引起的波动要大。为了刻画这种所谓的“杠杆效应”, Harvey 和 Shephard (1996) 提出了具有杠杆效应的 SV 模型, 即非对称 SV 模型 (The Asymmetric SV Model), 简称 ASV 模型, 本文参考 Yu (2000) 的 ASV 模型形式:

$$y_t | \theta_t, \rho = \exp\left(\frac{1}{2}\theta_t\right)u_t$$

$$\theta_{t+1} | \theta_t, \mu, \phi, \tau_v^2, \rho = \mu + \phi(\theta_t - \mu) + \tau_v v_{t+1} \quad t = 1, 2, \dots, T-1$$

$$\begin{bmatrix} u_t \\ v_{t+1} \end{bmatrix} \sim N\left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix}\right)$$

根据模型假设, 我们可以得到隐含的两个条件正态密度分布, 即 ASV 模型中状态方程和观测方程中 y_t 和 θ_t 的分布: $\theta_{t+1} | \theta_t, \mu, \phi, \tau_v^2 \sim N(\mu + \phi(\theta_t - \mu), \tau_v^2)$

$$y_t | \theta_{t+1}, \theta_t, \mu, \phi, \tau_v^2, \rho \sim N\left(\frac{\rho}{\tau_v} \exp(\theta_t/2) \{\theta_{t+1} - \mu - \phi(\theta_t - \mu)\}, \exp(\theta_t)(1 - \rho^2)\right)$$

这里

$$E(\theta_{t+1} | y_t) = \mu + \rho \tau_v \exp\left(-\frac{\tau_v^4}{4(1 - \phi^2)}\right) y_t$$

其中杠杆效应参数 ρ 表示收益率序列和波动序列的关系, 当 $\rho < 0$ 时, 收益率下降将使得 $E(\theta_{t+1} | y_t)$ 值增加, 存在杠杆效应。

本文使用 MCMC 方法模拟结果, 对 ASV 模型模拟 21000 次 (即 $i = 1, 2, \dots, 21000$), 前 1000 次迭代作为预烧抽样舍去, 以保证参数的收敛性, 从而得到各参数的后验分布值。下文估计结果中参数含义为 $mu(\mu)$ 、 $phi(\phi)$ 、 $rho(\rho)$ 、 $tau(\tau_v)$ 。

图 7 给出了工业指数 ASV 模型 MCMC 迭代过程的序列自相关图, 从图 7 中可以看出工业指数 ASV 模型参数的 MCMC 模拟过程都以较快的速度收敛为零; 图 8 中工业指数收益率的 MCMC 迭代过程历史迭代抽样序列则更加直观地显示了工业指数 ASV 模型参数的收敛性, 其迭代过程基本都在后验均值附近上下波动, 即 MCMC 估计过程是平稳的。所以我们认为此处的 MCMC 算法是有效且可行的; 图 9 中还给出了工业指数收益率序列参数的后验分布密度估计图。

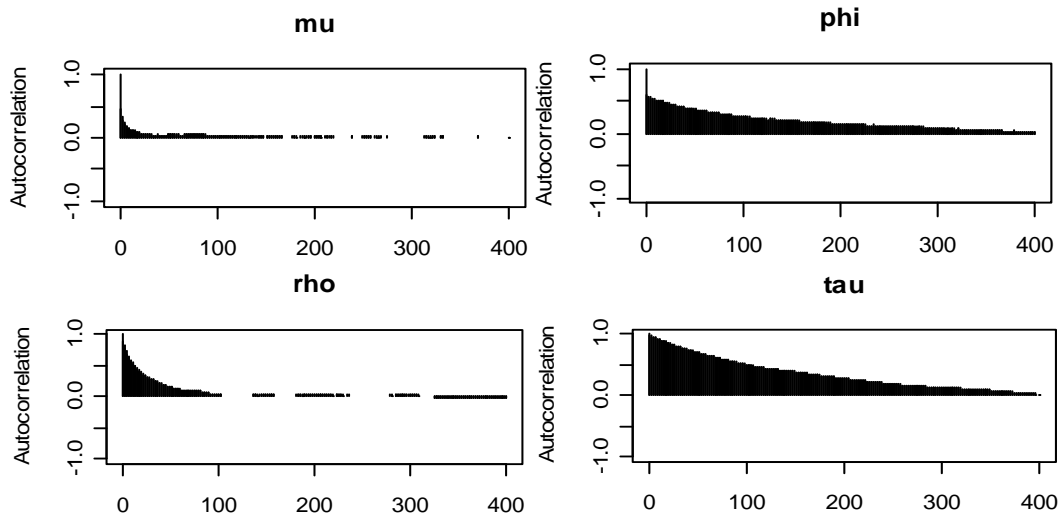


图 7 MCMC 迭代序列的自相关图

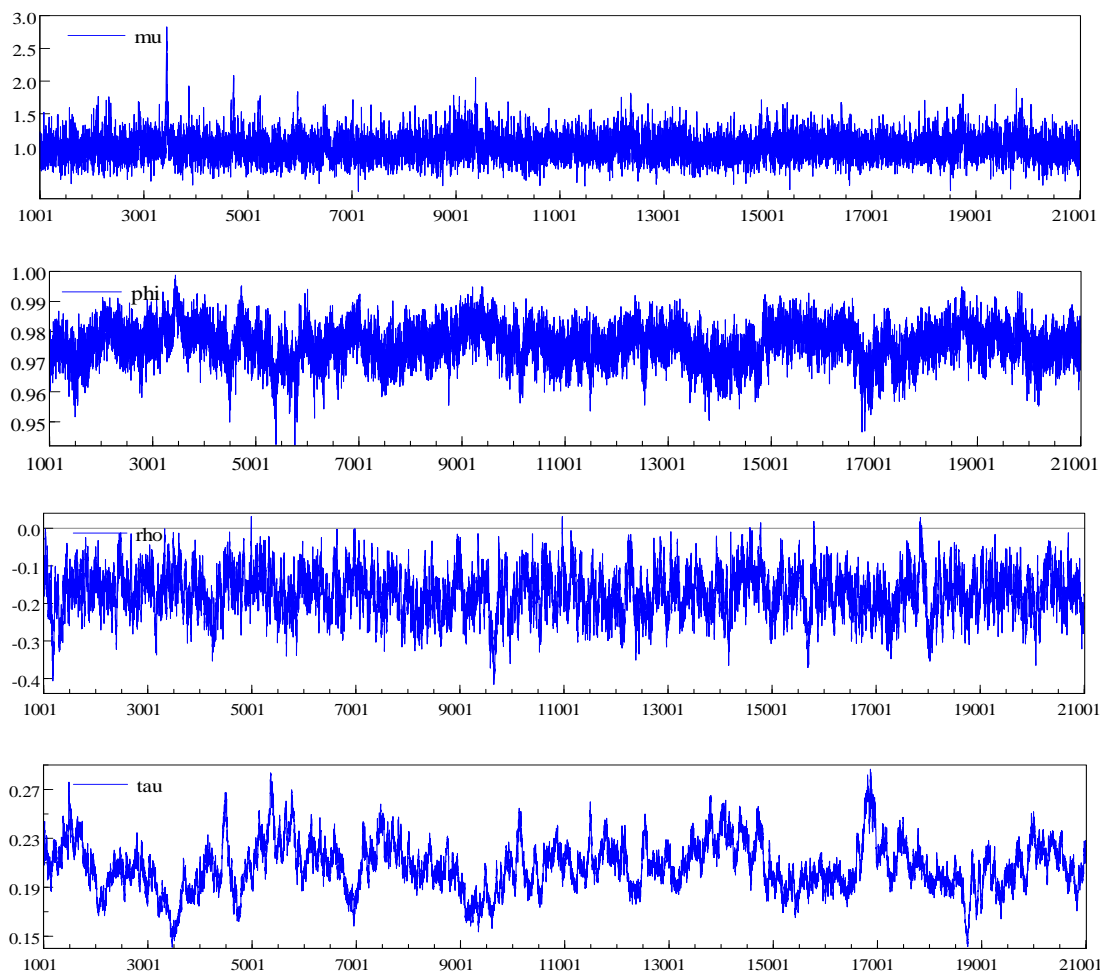


图 8 MCMC 过程历史迭代抽样序列

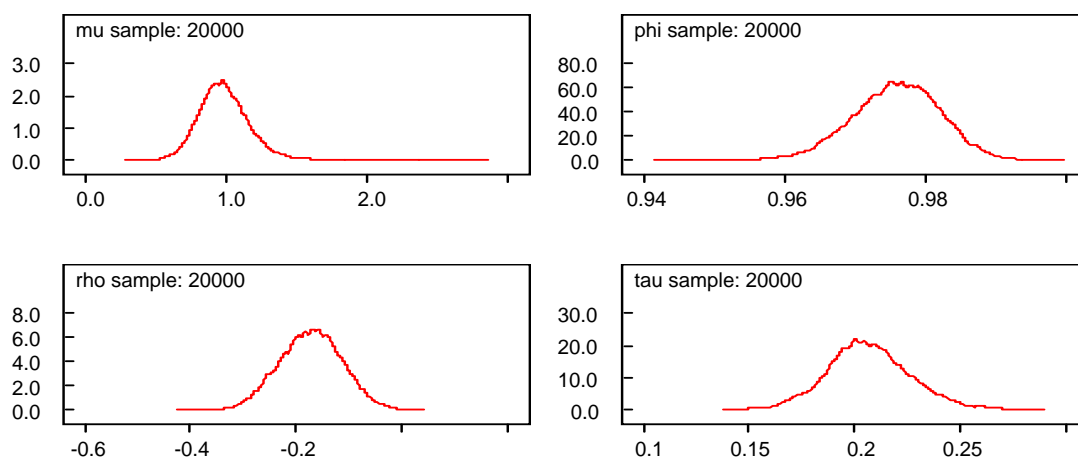


图 9 参数的条件后验分布密度

表 4 ASV 模型的参数估计结果

参数	均值	标准差	MC 误差	2.5% 分位数	中位数	97.5% 分位数
μ	0.9917	0.1881	0.0049	0.6672	0.9774	1.4040
ϕ	0.9759	0.0063	0.0003	0.9627	0.9761	0.9875
ρ	-0.1727	0.0600	0.0028	-0.2909	-0.1713	-0.0583
τ	0.2070	0.0203	0.0015	0.1681	0.2059	0.2496

注：参数值通过 MCMC 估计方法得到，基于 21000 次 Gibbs 抽样，前 1000 次抽取作为预烧抽样舍去。

表 4 给出了工业指数收益率序列的相应参数估计结果，通过参数后验均值的 MC 误差、标准差与参数后验均值大小的比较，可以对后验均值的 MCMC 模拟的精确性做出评价。从估计结果看，MC 误差、标准差与参数后验均值相比，MC 误差是相对比较小的，标准差也远大于 MC 误差。所以，我们可以认为 MCMC 参数估计的结果是相当精确的。另外，从参数估计显著性结果来看，工业指数收益率的均值参数在传统显著性水平下不太显著外，其余参数均在 5% 显著性水平下显著，这表明 ASV 模型适合于描述我国股市工业指数时变波动率特征。表 4 中显示波动水平参数 μ 为 0.9917，其置信水平为 95% 下置信区间是 [0.6672, 1.4040]。波动持续性参数 ϕ 的估计值为 0.9759，其置信水平为 95% 下后验置信区间是 [0.9627, 0.9875]，非常接近于 1，这表明股市工业指数波动冲击具有高度的持续性，扰动项的标准差 τ 为 0.2070。扰动项 u_t 和扰动项 v_{t+1} 的相关系数 ρ 的估值为 -0.1727，其置信水平为 95% 的后验置信区间是 [-0.2909, -0.0583] 均在负值范围内，说明在收益率和对数波动的残差分布 $\{u_t\}$ 和 $\{v_t\}$ 之间存在负相关关系，即坏消息带来的冲击反应大于好消息。这就表明，工业指数收益序列波动具有显著的杠杆效应。股票市场工业指数收益率存在非对称性。

表 5 工业指数收益率 ASV 模型统计量

统计量	N	参数个数	对数似然值	AIC	SC
ASV 模型	2696	4	-4943.8	3.670481	3.672603

表 5 中结果显示，与 ARCH 族模型和 SWARCH 模型的估计结果相比，ASV 模型的对数似然函

数的绝对值最小，AIC 和 SC 准则显示 ASV 模型的拟合效果更好。

下面我们利用不可观测的潜在波动率的估计值 θ_t 序列，计算出 ASV 模型的平滑随机波动率的估计值，即根据 ASV 模型参数估计结果和样本观测值算出 $e^{\theta_t/2}$ 的期望值，进而计算出标准化的我国工业指数波动率的时间序列 $u_t = R_t / e^{\theta_t/2}$ ，对其进行比较分析。

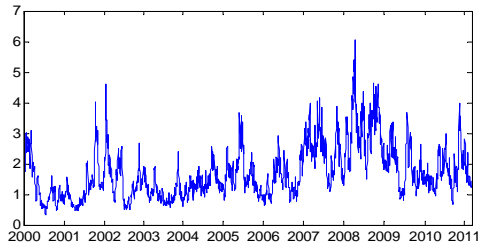


图 10 平滑随机波动率的估计值序列图

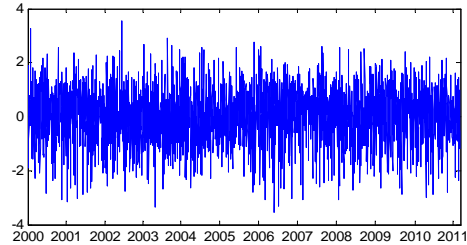


图 11 标准化的收益率序列趋势图

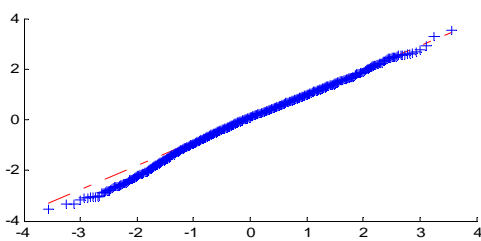


图 12 标准化的收益率序列的 Q-Q 图

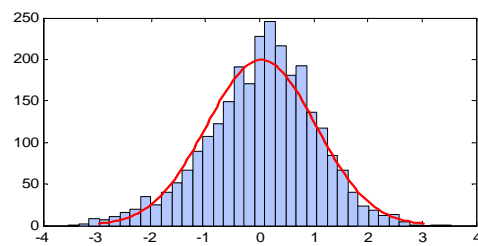


图 13 标准化的收益率序列统计描述直方图

如图 10 所示，股市工业指数随机波动率的变化与图 1 中工业指数收益率序列趋势图变化的趋势特征是完全一致的，这也表明 ASV 模型很好地描述了工业指数收益率变化的时变波动性。随后，我们又给出工业指数收益率的一些标准化结果，进一步考虑了 ASV 模型对工业指数收益率变化的刻画能力，这些结果包括标准化收益率序列趋势图、Q-Q 图和统计描述直方图及其正态分布密度估计图，见图 11、图 12 和图 13。从图 11 中看，标准化收益率序列基本上落在 $[-3, 3]$ 的区间上，图 13 的统计直方图中也能体现出这一现象，这表明标准化的收益率序列基本上服从了标准正态分布 $N(0,1)$ ，如图 8 中工业收益率序列的正态分布密度近似和图 12 中的 Q-Q 图，与图 2 中收益率序列严重偏离正态分布的厚尾分布相比，这里经验 Q-Q 线与代表标准正态分布 45 度直线基本完全重合。以上标准化的结果说明工业指数收益率序列经过 ASV 模型处理之后，标准化的收益率序列基本上符合标准正态分布假设。可见，ASV 模型非常适合对我国工业指数收益率进行刻画。

5 结论

本文通过对我国股市工业指数的统计描述分析及简单计量检验发现股票市场工业指数日收益率存在明显的时变波动性和波动聚类特征，且具有条件异方差性，即股市工业指数波动存在 ARCH 效应；利用 ARCH 族模型对工业指数收益率进行估计，证实我国工业指数存在波动的非对称性，并表现出显著的杠杆效应。本文利用引入马尔可夫区制转移的 ARCH 模型，即 SWARCH 模型，进一步检验我国股市工业指数收益率的波动特征。SWARCH 模型将波动性的持续性分解成了两个部分，即每个波动状态的持续性和每个波动状态下波动性冲击的持续性。SWARCH 模型刻画出各个行业收益率序列不同波动状态的持续期和不同波动状态间的转移，以及我国工业指数波动的结构突变性，更好的描述了股市行业波动的特征。本文通过 ARCH 族模型与 SWARCH 模型拟合效果比较，发现 SWARCH 模型能够更好的拟合我国股市工业指数波动，并且 SWARCH 模型的波动冲击的持续性明

显减低。通过 SWARCH 模型的计量检验,发现我国股市工业指数表现出显著的低、中、高三区制波动特征,其中低波动状态的平均持续期最长、中波动状态的平均持续期居中、高波动状态的平均持续期最短。利用 SWARCH 模型模拟的实证结果发现,我国工业指数收益率的条件波动过程表现出显著的区制转移现象,这在一定程度上反应了我国股市工业板块风险程度和风险特征的变化,也说明我国股市工业板块发展尚未完全成熟,易受来自整体经济环境转变、国家宏观政策冲击、突发事件和国际金融环境变化等因素的影响而发生波动区制转移。另外,从波动状态区制的转移概率和持续期来看,不同的波动状态持续时间、状态之间的转移次数也在一定程度上体现了我国股市工业指数波动的非对称性。本文采用 ASV 模型对我国股市工业指数进行了实证检验,并利用马尔科夫 MCMC 方法拟合后,各个参数的后验均值、标准差、95%水平的贝叶斯置信区间和 MC 误差的显著性都表明 ASV 模型非常适合于描述我国股市工业指数时变波动率特征。经过 ASV 模型的参数拟合并结合样本信息获得的随机波动率较好地描述了我国工业股市的波动情况,标准化后的收益率序列基本上服从为标准正态分布。ASV 模型的结论证实股市工业指数波动冲击具有较高的持续性,我国工业指数波动率对收益率杠杆效应显著存在。

参考文献

- 陈守东,王晨,孙叶萌.2007.中国股市波动性的 MS 方差模型和 SWARCH 模型比较研究.2007 年中国现场统计研究会第十三届学术年会论文.
- 范龙振,王海涛.2003.上海股票市场行业与地区效应分析.系统工程学报,(2):123-127.
- 郭丽燕,郭鹏飞.2003.中国股市价格波动的行业间差异研究.技术经济与管理研究,(6):90-91.
- 黄杰伟,谢赤.2005.马尔可夫结构转换随机波动模型及其应用研究.湖南商学院学报,12(4):76-78.
- 蒋祥林,王春峰,吴晓霖.2004.基于状态转移 ARCH 模型的中国股市波动性研究[J].系统工程学报,19(3):270-277.
- 劳兰福,邵玉敏.2004.中国股票市场行业收益率序列动态聚类分析.财经研究,(11):75-82.
- 李汉东,张世英.2003.ARCH 模型与 SV 模型之间的关系研究.系统工程学报,18(2):97-103.
- 李汉东,张世英.2002.随机波动模型的持续性和协同持续性研究.系统工程学报,17(4):289-295.
- 李昆.2003.上海证券交易所行业指数的收益扩散和波动扩散效应.经济体制改革(2):104-107.
- 李卢霞.2008.中国股票市场行业波动非对称性的实证研究.经济经纬,(3):132-134.
- 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,5(4):12-20.
- 刘金全,李楠,郑挺国.2010.随机波动模型的马尔科夫链—蒙特卡洛模拟方法——在沪市收益率序列上的应用.数理统计与管理,29(6):1026-1034.
- 刘金全,刘志刚.2005.我国股票市场收益波动性的区制转移分析.数理统计与管理,(24):326-330.
- 孟利锋,张世英,何信(a).2004.具有杠杆效应 SV 模型的贝叶斯分析及其应用.系统工程,22(3):47-51.
- 孟利锋,张世英,何信(b).2004.SV 模型参数估计的经验特征函数方法.系统工程,22(12):92-95.
- 宋博,徐颖韬,刘英华.2009.国际股票市场行业指数的时域实证研究.工业技术经济,28(10):138-142.
- 孙邦勇,李亚琼.2007.ARCH 族模型对沪市行业指数收益率的实证研究.经济数学,24(4):392-397.
- 孙金丽,张世英.2003.具有结构转换的 GARCH 模型及其在中国股市中的应用.系统工程,21(6):86-91.
- 孙叶萌,王晨.2010.基于马尔科夫区制转移模型的风险价值度量.经济纵横,(2):99-101.
- 唐璐,魏凌艳.2008.沪市行业指数波动特性研究.商业现代化,(4):171-171.
- 王春峰,蒋祥林,李刚.2003.基于随机波动性模型的中国股市波动性估计.管理科学学报,(4):63-72.

- 王春峰,蒋祥林,吴晓霖.2005.随机波动性模型的比较分析.系统工程学报,20(2):216-219.
- 吴长凤.1999.利用回归 GARCH 模型对我国沪深股市的分析.预测,(4):46-47.
- 许爱霞.2006.GARCH 模型对沪市行业指数的实证研究.市场论坛,(24):108-109 .
- 严太华,陈明玉.2009.基于马尔科夫切换模型的上证指数周收益率时间序列分析.中国管理科学,(6):33-38.
- 杨晓东.2008.股票市场行业波动持续性研究.管理观察,(8):104-104.
- 赵振全,苏治,丁志国.2005.我国股票市场收益率非对称均值回归特征的计量检验——基于 ANST-GARCH 模型的实证分析.数量经济技术经济研究,(4):107-116.
- 郑挺国,刘金全.2008.基于扩展 Kalman 滤波的非对称 SV 模型估计及其在沪深股市的应用.2008 年数量经济学会论文.
- 周宏山,冀云.2007.非对称随机波动模型在中国股市的应用.统计与信息论坛,22(4):70-73.
- Andersen T G, Sorensen B E.1996. GMM Estimation of a stochastic volatility model: a Monte Carlo study.Journal of Business and Economic Statistics,14:328-352.
- Benjamin F K. 1996.Market and industry factors in stock price behavior . Journal of Business, 39(1):139-190.
- Bollerslev T.1986. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. Journal of Economics, 31:307-327.
- Bovas A, Balakrishna N, Sivakumar R.2006. Gamma stochastic volatility models. Journal of Forecasting, 25:153.
- Breidt F J,Crato N,Lima P D.1998.The detection and estimation of long memory in stochastic volatility . Journal of Econometrics,83: 325
- Cappuccio N, Lubian E D, Raggi D.2004. MCMC Bayesian Estimation of a Skew-GED, Stochastic volatility Model. Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics, 8 (2):1-29
- Christopher G, William D L.1990. Persistence in variance, structural change, and the GARCH model. Journal of Business and Economic Statistics, 8(2): 225-234.
- Clark P K. 1973.A subordinated stochastic process model with fixed variance for speculative prices. Econometrica,41: 135-156.
- Ding Z, Granger C W J, Engle R F.1993 A long memory property of stock market returns and a new model. Journal of Empirical Finance, 1: 83-108.
- Engle R F. 1982.Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of U.K. inflation. Econometrica, 1982,50: 987-1008.
- Engle R F, Lilien D M, Robins R P.1987. Estimating time varying term premis in the term structure: the ARCH-M model. Econometrica, 55(2): 391-407.
- Engle R, Lee G. 1999.A long-run and short-run component model of stock return volatility in Cointegration, Causality and Forecastin, edited by Engle R. and White H., Oxford University Press..
- Fama E F. 1970. Multiperiod Consumption-Investment Decisions. American Economic Review, 60: 163-174.
- Fama E F. 1965. The behavior of stock market prices. Journal of Business, 38: 34-105.
- Fornari F, Mele A.1996. Modeling the changing asymmetry of conditional variances. Economics Letters, 50: 197-203.
- Fornari F, Mele A.1997. Sign- and volatility-switching ARCH models: theory and applications to international stock markets. Journal of Applied Econometrics,12:49-65.
- Freiman Eckhard.1998.Economic Integration and Country Allocation in Europe. Financial Analysts Journal, 5(9):32-41.
- Glosten L R, Jagannathan R, Runkle D E. 1993.On the relation between the expected value and the volatility of the nominal

- excess return on stocks. *Journal of Finance*, 48:1779-1801.
- Hamilton J D, Susmel R. Autoregressive conditional heteroscedasticity and changes in regime. *Journal of Econometrics*, 64:307-333.
- Harvey A C, Ruiz E, Shephard N. 1994. Multivariate stochastic variance models. *Review of Economic Studies*, 61:247-264.
- Harvey A C, Shephard N. 1996. The estimation of an asymmetric stochastic volatility model for asset returns. *Journal of Business and Economic Statistics*, 14:429-434.
- Hull J, White A. 1988. The use of the control variate technique in option pricing. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 23: 237-252.
- Jacquier E, Polson N G, Rossi P E. 2004. Bayesian analysis of stochastic volatility models with fat-tails and correlated errors. *Journal of Econometrics*, 122:185-212.
- Kavussanos M G, Marcoulis S N. 2002. Arkoulis A G. Macroeconomic factors and international industry returns. *Applied Financial Economics*, 12(12): 923 - 931
- Kim S, Shephard N, Chib S. 1998. Stochastic volatility: likelihood inference and comparison with ARCH models[J]. *Review of Economic Studies*, 65:361-393.
- Meyer R., Yu J. 2000. BUGS for a Bayesian analysis of stochastic volatility models. *Econometrics Journal*, 3:198-215.
- Nelson D B. 1991. Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. *Econometrica*, 59: 347-370.
- Ronald V D, Tjeert K. 2004. Region, Sector and Style Selection in Global Equity Markets. *Journal of Asset Management*, (4):293-307.
- Schwartz R. A, Altman E I. 1973. Volatility Behavior of Industrial Stock Price Indices. *Journal of Finance*, 28:957-971.
- So Mike K P, Li W K, Lam K. 2002. A threshold stochastic volatility model. *Journal of Forecasting*, 21: 473-500.
- So Mike K.P, LI W K, Lam K. 1998. A stochastic volatility model with Markov switching. *Journal of Business and Economic Statistics*, 16:244-253.
- Stefano C, Christopher B. 2000. The increasing importance of industry factors. *Financial Analysis journal*, (9):41-54.
- Taylor S J. 1982. Financial returns modeled by the product of two stochastic processes, a study of daily sugar prices 1961-1979 In *Time Series Analysis: Theory and Practice 1*, Anderson OD (Ed.). North-Holland: Amsterdam: 203-226.
- Taylor S J. 1986. *Modeling Financial Time Serie*. John Wiley: New York.
- Watanabe T. 1999. A non-linear filtering approach to stochastic volatility models with an application to daily stock returns. *Journal of Applied Econometrics*, 14(2): 101-121.
- Yu J. 2005. On Leverage in a Stochastic Volatility Model. *Journal of Econometrics*, (127):165-178.