

# 我国股票市场收益率的波动性区制估计与区制转移分析

刘金全, 刘志刚, 陈朝旭

(吉林大学数量经济研究中心, 吉林长春 130012)

**摘要:** 通过使用随机波动性模型, 我们发现在我国沪市股票市场收益率的时间序列中, 无论是无条件方差序列还是条件方差序列, 都存在显著的区制划分和区制转移现象, 这表明我国股票市场的收益和风险特征不仅在某些阶段内具有稳定性, 也在某些阶段内具有动态性。股票市场波动性的区制持续性和转移性表明, 我国的宏观经济调控对股票市场收益水平和风险水平产生了重要影响, 同时股票市场运行态势也对宏观经济发展产生了一定的反馈作用。

**关键词:** 股票收益率; 条件波动性; 区制转移; 转移概率

**中图分类号:** F224.0

**文献标识码:** A

由于我国的股票市场仍然处于快速成长时期, 市场发展过程中积累了一定程度的泡沫成分, 体现出一定程度的市场波动性, 并出现了市场不确定性因素增多和市场风险性程度加剧的趋势(Bailey, 1994)。但是, 目前对于中国股票市场的动态分析和系统分析还不够完善, 尤其缺乏对市场投资主体行为和市场风险特征的判断, 已有的一些研究所分析的样本区间较短(Song, Liu and Peter, 1998), 因此得到的实证结论尚不充分, 也缺乏必要的统计稳健性。另外, 随着目前对股票市场波动性和风险性研究的深入进展, 有必要将股票市场的波动性和相关性与股票市场的风险度量和风险管理联系起来(Jorion, 1997)。由于一般资产收益率序列具有非正态分布性质, 经常体现出非对称性、高峰和宽尾等典型化特征(Mittnik and Rachev, 1993), 因此大量描述收益率条件分布的研究集中在条件均值过程和条件方差的聚类性等方面上, 并且定量刻画了波动性的非对称反应机制(Campbell and Hentschel, 1992), 也有的研究将波动性(风险性)的形成方式和来源进行了分解(Wu, 2001)等。应该说这些研究都具有明确的针对性, 对于分析发育中的股票市场的风险机制和运行机制是十分重要的, 使用这些方法得到的实证结论, 对于分析我国股票市场行为和特征具有相当重要的参考价值。

应该注意到, 使用体现股票市场历史风险的无条件波动性指标, 在描述风险特征时缺乏及时反应市场变化的灵敏性, 也难以准确地描述处于市场和体制变迁过程中的投资和风险行为。为此, 大量市场风险研究开始关注市场收益率变化的条件波动性, 并利用条件方差描述和度量股票市场的风险特征(刘金全、崔畅, 2002年; 宋逢明、江捷, 2003年)。这样不仅能够及时反应当前信息的冲击和影响, 而且能够更好地反应出金融时间序列的非线性特征。为此, 在本文的实证分析中, 我们在GARCH模型中引入条件波动性的区制转移性质, 通过估计区制状态和区制转移概率, 描述和分析我国股票市场收益率条件波动性的动态特征, 以期认识我国股票市场发展过程中的价格和风险变化途径。

## 一、股票收益率方差的马尔可夫转移模型和条件方差的区制转移模型

由于股票收益率序列中的条件方差更能体现股票市场的短期波动性质, 因此我们需要逐渐将波动性的区制和转移引入到条件异方差模型当中, 这就是我们所使用的SW-ARCH模型。

### (一) 收益率方差的马尔可夫转移模型(MS模型)

金融市场很容易受到各种因素的影响，例如突发事件和政策变动会导致收益率发生异常的波动。我们可以根据股市收益波动性的大小，对波动性的状态进行阶段划分，如高波动和低波动的两状态划分，高中低波动的三状态划分等(Kim, Nelson and Startz, 1998)。例如，假设股票收益率序列服从如下过程，这个过程被称为方差—均值的马尔可夫转移模型(MS 模型)：

$$y_t \sim N(\mu_{s_t}, \sigma_{s_t}^2) \quad (1)$$

这里  $s_t$  是不可观测的状态变量，离散取值为 0 或 1(对应于两个状态)，并且  $s_t$  服从 1 阶马尔可夫过程，转移概率为：

$$P(s_t = 0 | s_{t-1} = 0) = p, \quad P(s_t = 1 | s_{t-1} = 0) = 1 - p;$$

$$P(s_t = 0 | s_{t-1} = 1) = 1 - q, \quad P(s_t = 1 | s_{t-1} = 1) = q$$

状态变量  $s_t = 0$  表示市场处于具有较低波动性的“温和阶段”，当  $s_t = 1$  时表示市场处于具有较高波动性的“动荡阶段”。模型(1)实际上假设波动方差具有区制转移(regime switching)性质， $\sigma_0^2$  表示“温和期”波动性的大小， $\sigma_1^2$  表示“动荡期”波动性的大小。(1) 式中无条件方差的区制转移也可以表示为：

$$\sigma_t^2 = (1 - s_t)\sigma_0^2 + s_t\sigma_1^2 \quad (2)$$

如果假设股票收益率的长期水平为一个不变的常数，则收益率相对于其平均水平的偏离视为波动性。这时我们可以直接利用马尔可夫转移方差模型来划分股市的波动状态，仅仅考虑出现在方差上的区制状态：

$$y_t^* \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (3)$$

这里  $y_t^*$  是利用均值中心化的相对收益率序列，状态变量  $s_t$  的定义同前。

## (二) 条件异方差模型(GARCH 模型)

股票收益率通常是一个平稳时间序列，它的无条件方差为常数，但是条件方差却可能具有时变性，因此 Engle(1982)开始引入了条件异方差模型(ARCH 模型)，后来 Bollerslev 和 Engle(1986)推广了 ARCH 模型(即 GARCH 模型)(Gourieroux, 1997)。

在研究中通常用如下 GARCH 模型来描述收益率  $y_t$ ，即首先假设收益率的数据生成过程为 ARMA( $m, n$ )模型：

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^m \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^n \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (4)$$

与一般的 ARMA 模型不同的是上述模型中的扰动项  $\varepsilon_t$  具有条件异方差性，即  $\varepsilon_t | I_{t-1} \sim N(0, h_t)$ ，其中条件方差  $h_t$  具有时变性质。

对异方差序列  $h_t$  进一步假设如下：

$$h_t = h_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i h_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j \varepsilon_{t-j}^2 \quad (5)$$

其中上式中的  $h_0$ ， $\alpha_i$  和  $\beta_j$  均满足非负条件，即  $h_0 \geq 0$ ， $\alpha_i \geq 0$ ， $\beta_j \geq 0$ 。在方程(4)中，条件方差不仅依赖本身的动态性质，而且依赖前期的绝对误差，从而使得条件方差对于当前信息反应更为灵敏。

### (三) 具有马尔可夫区制转移的条件异方差模型(MS-GARCH 模型)

虽然上述 GARCH 模型描述了扰动项的异方差性，但是对市场上突发事件引起的结构性突变现象，未能给出合理的描述。通过假设 GARCH 模型(3)或(4)中的参数  $h_0$ ， $\alpha_i$  和  $\beta_j$  具有区制转移性质 (Hamilton and Susmel, 1994; Cai, 1994)，我们就可以描述时间序列波动性中的结构性变化。这时假设条件异方差方程为：

$$h_t = h_{0,s_t} + \sum_{i=1}^p \alpha_{i,s_t} h_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_{j,s_t} \varepsilon_{t-j}^2 \quad (6)$$

其中  $s_t$  是不可观测的状态变量，离散取值为  $s_t = \{1, \dots, M\}$ ， $s_t$  服从 1 阶马尔可夫链，转移概率为：

$$p_{ij} = P(s_t = j | s_{t-1} = i), \sum_{j=1}^M p_{ij} = 1, i = 1, \dots, M \quad (7)$$

上述(4)、(6)和(7)表示的模型实际上是将 MS(Markov Switching)模型和 GARCH 模型进行了结合，因此称其为 SW-GARCH(Switching GARCH)模型或者 SW-ARCH 模型，该类模型在研究金融收益率方面具有广泛的应用。

在马尔可夫区制转移模型中，我们最感兴趣的是状态变量  $s_t$  在各个时期的取值，以及各个区制之间的转移概率和持续期长，也可以根据对整个样本区间所进行的区制划分，找出“结构性转变点”。由于状态变量  $s_t$  是不可观测的，解决这个问题的办法是利用适当的滤波算法来计算状态变量在不同时期的区制概率，通过概率的大小来判断  $s_t$  的取值。与状态空间模型的 Kalman 滤波推导相似，状态变量  $s_t$  的概率估计分为三种：预测概率(predicted probabilities)，滤子概率(filtered probabilities)和平滑概率(smoothed probabilities)。预测概率是利用到  $t-1$  时止的可用信息推导的状态变量  $s_t$  的取值概率，记为  $P(s_t | \psi_{t-1})$  ( $\psi_{t-1}$  表示可用信息集  $\{y_{t-1}, y_{t-2}, \dots\}$ )；滤子概率是利用到  $t$  时期为止的可用信息推导的概率  $P(s_t | \psi_t)$ ，实际上滤子概率是在得到新的数据信息后对预测概率  $P(s_t | \psi_{t-1})$  的修正；平滑概率则是利用全样本信息  $\psi_T$  推导的  $s_t$  的概率。SW-ARCH 模型的极大似然估计可以采用 EM 算法实现(Kim and Nelson, 1999)。

## 二、我国股市收益率波动性的实证分析

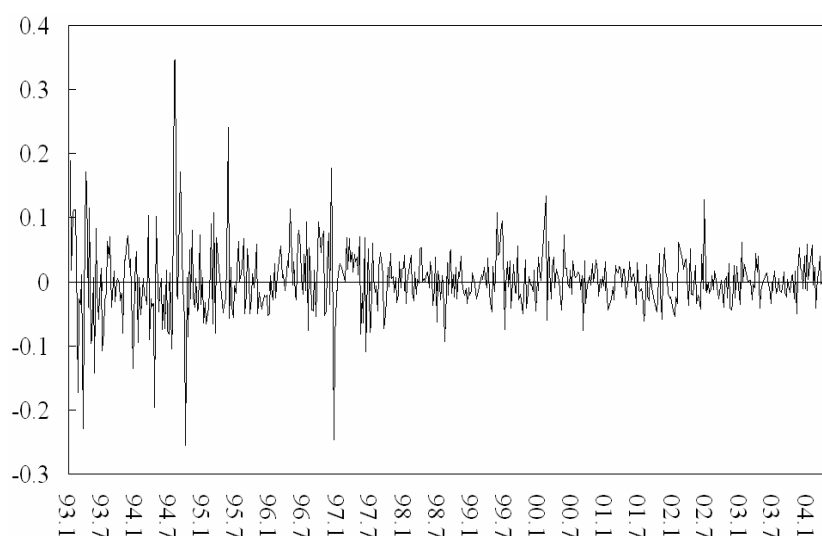


图 1 沪市周平均收益率

在下面的实证分析中，我们选取的样本是沪市大盘指数的周数据。与世界上其他股市一样中国股市也存在“星期效应”或“周末效应”，如俞乔(1994)认为沪深两市周一的收益率最低，并且为负收益率，随后逐渐增加，周四达到最高；戴国强和陆蓉(1999)利用 ARCH 模型的检验结果为沪深股

市周二的收益率最低且为负，周五收益率最高。我们认为周三的收益率较为适中，数据具有代表性。“周末效应”的存在可能导致对收益率波动性的高估，为了避免这一问题我们选择了每周三的收盘价数据为研究对象。数据样本期为 1993 年 1 月 6 日至 2004 年 5 月 26 日。

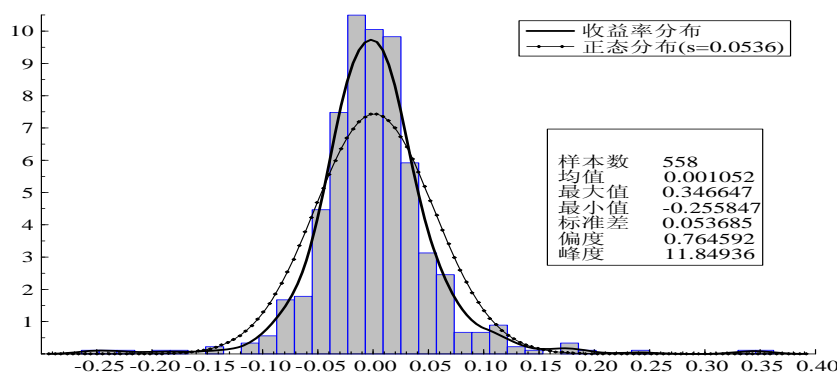


图 2 沪市周平均收益率的直方图

股票市场的收益率  $r_t$  定义为大盘指数  $P_t$  的对数差分：

$$r_t = \log P_t - \log P_{t-1} \quad (8)$$

图 1 和图 2 给出收益率的时间序列轨迹和直方图。从图 1 可以看出，收益率轨迹中的波动性出现了聚类现象，这意味着存在条件波动性的区制划分和区制转移；从图 2 可以看出，收益率数据的分布具有类似正态分布的迹象，因此可以在正态分布假设下对于 MS-GARCH 模型进行估计。

表 1 参数估计结果

参数	$\mu_0$	$\mu_1$	$\sigma_0^2$	$\sigma_1^2$	$p$	$q$
模型	<b>-0.001277</b>	<b>0.005892</b>	<b>0.000807</b>	<b>0.007144</b>	<b>0.977448</b>	<b>0.954935</b>
(1)	(0.001683)	(0.006448)	(0.000131)*	(0.002550)*	(0.009927)*	(0.023181)*
模型			<b>0.000827</b>	<b>0.007377</b>	<b>0.976827</b>	<b>0.951135</b>
(2)			(0.000074)*	(0.000943)*	(0.009780)*	(0.023169)*

注：括号中是标准差，“\*”表示参数估计在 5% 的水平下显著，下同。

我们首先估计无条件方差的区制转移模型(式(1)–(3)描述的两个模型)，表 1 给出了具体的估计结果。在模型(1)的估计结果中，由于我们采用频率较高的周收益率数据，因此导致收益率均值估计的显著性较低，但不同区制中的方差估计和转移概率都是显著的。由于均值参数非显著，我们转向估计模型(2)，其结果与模型的估计基本相同，由估计结果可知，沪市收益率序列在低波动阶段的标准差为 0.0288 ( $\sigma_0$ )，而在高波动阶段的标准差为 0.0859 ( $\sigma_1$ )；“动荡期”的波动幅度大约为“温和期”的 3 倍，体现出了显著的波动性的区制划分现象，也体现了市场不同阶段的不同风险特征。

图 3 和图 4 是根据表 1 的参数估计结果，利用 Kim 平滑算法推导出的“动荡期”的平滑概率(Kim and Nelson, 1999)。对比这两个图形中的概率轨迹，可以发现市场波动性所体现的典型聚类现象。通过转移概率，可以计算得到“低波动性”区制和“高波动性”区制的期望持续期分别为：

$$E(D_0) = 1/(1-p) = 43.2, \quad E(D_1) = 1/(1-q) = 20.5 \quad (9)$$

较长的持续期意味着市场在高风险和低风险阶段的持续程度，也反应了市场为外部消息反应的惰性。

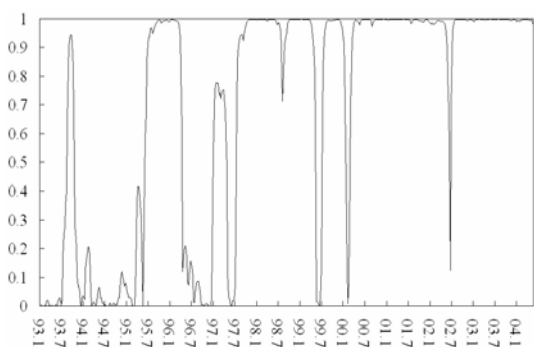


图 3 低波动阶段的平滑概率

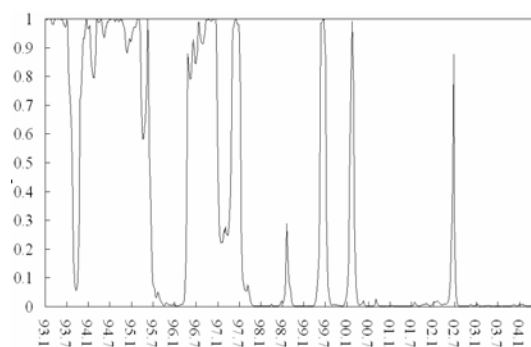


图 4 高波动阶段的平滑概率

上述无条件方差的区制转移模型估计说明我国股市波动性存在显著的区制转移性质，而对于条件波动性中的动态特征和结构变化不能给出清楚的刻画。下面继续采用 SW-ARCH 类模型 (SW-ARCH 模型和 SW-GARCH 模型)对收益率的波动性进行实证分析。

在具体的研究中我们考虑 SW(2)-ARCH(1)模型和 SW(2)-GARCH(1,1)模型，并与传统的 ARCH(GARCH)模型的结果进行了比较。

SW(2)-ARCH(1)模型的结构为：

$$y_t = \mu + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t | I_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (10)$$

$$h_t = c_{s_t} + \alpha_{s_t} \varepsilon_{t-1}^2 \quad (11)$$

SW(2)-GARCH(1,1)模型的结构为：

$$y_t = \mu + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t | I_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (12)$$

$$h_t = c_{s_t} + \alpha_{s_t} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_{s_t} h_{t-1} \quad (13)$$

在上述两个模型中，描述条件波动性的区制变量选取为  $s_t = 0, 1$ ， $s_t$  的转移概率定义同前， $s_t = 0$  表示“低波动性”阶段， $s_t = 1$  表示“高波动性”阶段。包含 ARCH(1)模型和 GARCH(1, 1)模型在内，表 2 给出了四种模型的参数估计结果和参数的显著性。其中 ARCH 和 GARCH 模型的估计我们使用了计量经济软件包 Eviews 4.0，而对于 SW-ARCH 和 SW-GARCH 模型我们编写了 GAUSS 程序代码<sup>1</sup>，并且在参数估计过程中利用了 Optmum 和 Maxlik 优化包。

在上述估计结果中，如果只考虑对数似然值，ARCH 模型优于 GARCH 模型，而 SW-ARCH 的估计结果优于 GARCH 模型。SW(2)-GARCH(1, 1)模型在系数估计的显著性和对数似然值方面，都优于其他模型，可见该模型的拟和效果最好。通过不同模型的估计结果，我们认为在 ARCH 或 GARCH 类模型中考虑区制转移能够更好的发现数据的结构特征，特别是金融时间序列的条件波动性特征。

为了进一步说明模型的效果，我们对比了 SW(2)-GARCH(1, 1)和 GARCH(1, 1)模型中的条件方差估计，其轨迹由图 5 和图 6 给出。由于 SW(2)-GARCH(1, 1)考虑了条件方差当中的区制转移现象，因此所获得的条件方差估计更为敏感，尤其是识别出了一些波动性上的“突变点”，因此该波动性轨迹的平缓性程度更低。

表 2 不同模型的估计结果

参数	SW(2)-ARCH(1)		ARCH(1)		SW(2)-GARCH(1,1)		GARCH(1,1)	
	估计值	标准差	估计值	标准差	估计值	标准差	估计值	标准差
$\mu$	-0.0029	0.0014*	0.0000	0.0015	-0.0026	0.0015	0.0009	0.0017
$c_0$	0.0005	0.0000*	0.0016	0.0000*	0.0002	0.0000*	0.0001	0.0000*
$\alpha_0$	0.0000	0.0000	0.5449	0.0628*	0.0007	0.0028	0.1093	0.0421*
$\beta_0$	—	—	—	—	0.9988	0.0046*	0.8749	0.0376*
$c_1$	0.0072	0.0011*	—	—	0.0026	0.0005*	—	—
$\alpha_1$	0.2206	0.1563	—	—	0.3183	0.1395*	—	—
$\beta_1$	—	—	—	—	1.0000	0.0000*	—	—
$p$	0.9727	0.0091*	—	—	0.9718	0.0096*	—	—
$q$	0.8729	0.0247*	—	—	0.8716	0.0241*	—	—
对数似然	1039.5102		880.8148		1040.7120		951.3796	

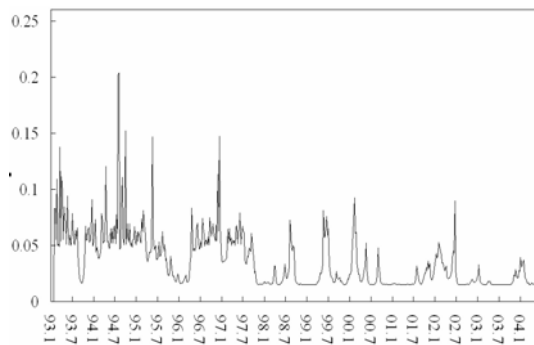


图 5 SW(2)-GARCH(1,1)模型的条件标准差

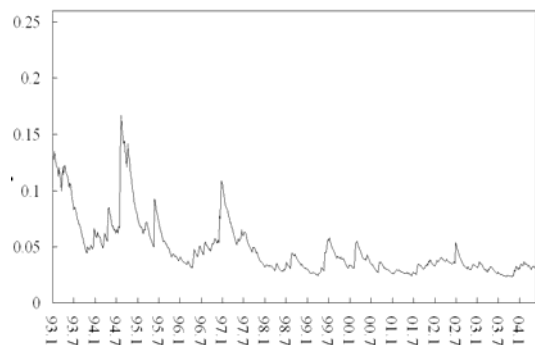


图 6 GARCH(1,1)模型的条件标准差

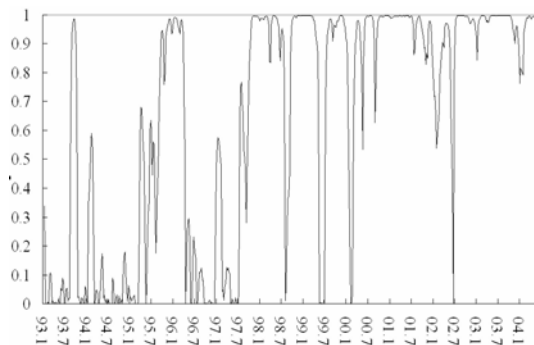


图 7 SW(2)-ARCH(1)模型中低波动阶段的平滑概率

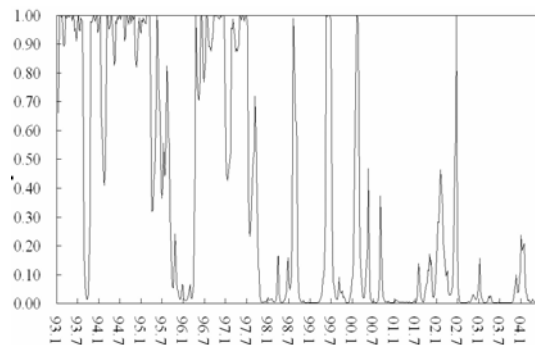


图 8 SW(2)-ARCH(1)模型中高波动阶段的平滑概率

图 7—图 10 描绘了 SW(2)-ARCH(1)模型和 SW(2)-GARCH(1,1)模型中推导的低波动与高波动区制的平滑概率。不难看出两个模型得到的概率曲线非常相象，这是因为这两个模型估计得到的转移概率非常接近，事实上 SW(2)-ARCH(1)模型已经能够很好地说明波动率的区制转移问题，而在 SW(2)-GARCH(1,1)模型则更进一步体现了条件方差的动态属性。

我国股票市场自从 20 世纪 90 年代初期建立以来，在开始的几年里经历了一个具有较高波动率的时期，如图 8 和图 10 所示，1993 年初期至 1995 年中期和 1996 年中期至 1998 年初高波动区制具有很高的概率。这是因为我国社会主义股票市场在诞生初期历经了艰难的摸索并不断完善的过程，

期间股市交易的不规范操作和相关法律规定的缺乏增加了股市的风险性；此外，人们对于股票市场这一新生事物产生了极大的兴趣和热情，曾几度掀起炒股热潮。这些都无疑给新兴的市场带来了巨大的不确定性甚至形成泡沫。随着一系列相关政策规定的出台(如1996年末开始实行的涨停板制度)，市场监管和投资者行为规范力度的加强，股票市场不断走向成熟市场迈进。1998年以后我国股市的大起大落状态才有所改观。从图7或图9可以看出1998年以后我国股市主要处于低波动阶段，当然期间也发生了数次突发的高波动现象，如1998年9、10月间，1999年6、7月间，2000年2、3月间以及2002年3月、6月。与1998年之前相比这一时期高波动阶段的持续期明显缩短，而且波动性的强度也有所减弱，如图5所示。

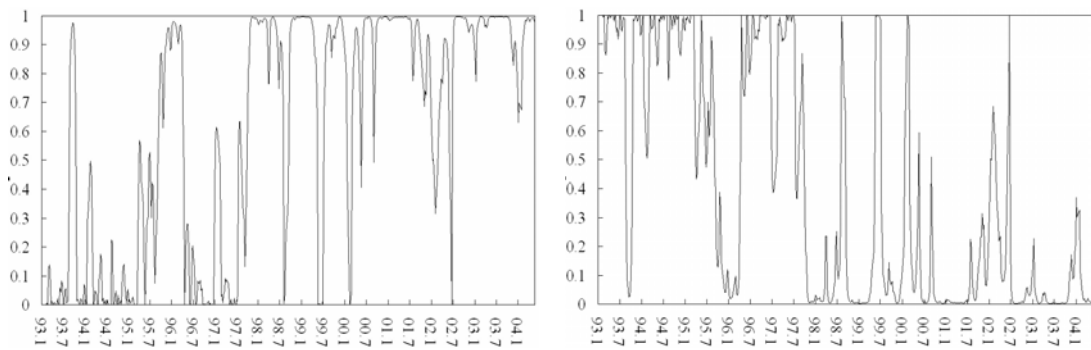


图9 SW(2)-GARCH(1,1)模型中低波动阶段的平滑概率 图10 SW(2)-GARCH(1,1)模型中高波动阶段的平滑概率

此外，比较无条件方差的区制转移模型于SW-ARH类模型得出的区制概率曲线，即图3—图和图7—图10，虽然两类模型描绘的曲线比较接近，但可以发现在简单的无条件方差转移模型中，概率曲线比较平滑。而SW-ARH模型则刻画出了无条件方差转移模型没能刻画的异常波动点，这是因为SW-ARH类模型中对条件方差的结构考虑了区制转移性，所以能够更好的描述波动性的短期动态特征。

在SW(2)-GARCH(1,1)模型得到转移概率基础上，可以计算不同区制的期望持续期。“低波动”区制和“高波动”区制的期望持续期(周数)分别为：

$$E(D_0) = 1/(1-p) = 1/(1-0.97178) = 35.4, \quad E(D_1) = 1/(1-q) = 1/(1-0.87163) = 7.8$$

这表明按两区制来划分股票的波动率时，较低波动阶段的平均持续期约为9个月，而高波动阶段的持续期不足2个月(如果只考虑近5年来的市场状态，高波动的持续期将更短)，两种区制的持续期之比约为4.5:1，由此可见当前股票市场的波动表现相对比较平稳。

值得注意的是，在表2中SW(2)-GARCH(1,1)模型参数 $\beta_1$ 的估计系数为1.0，这说明“高波动”区制下用来描述波动性的方差序列中具有单位根，从而说明“新消息”对股票市场的影响具有持续性，这也说明了股市所具有的一种长记忆性特征。

### 三、股票市收益率波动性实证分析的基本结论

上面通过使用不同的非线性时间序列模型对我国股票市场收益率波动性进行了刻画和估计，我们得到如下主要结论。

首先，我国沪市的无条件方差和条件方差过程中都存在显著的区制转移现象，这说明在不同的时间阶段中，股票市场的风险程度和风险特征都有所不同，这是处于发展过程中的股票市场的典型特征。股票收益率波动性的区制转移现象，主要体现了一些影响股票价格的基本面因素，如政策因素、突发事件以及国际金融市场波动等，对股票价格产生的异常冲击，当这些异常冲击发挥显著作用以后，将促使股票收益率在均值结构和波动性结构上发生了突变，从而导致收益率和波动性的区制状态发生了转移。股票波动性的区制转移说明，我国股票市场的运行仍然受到了宏观经济政策调控的影响，在宏观经济政策的导向下，股票市场出现“活跃”(高波动阶段)和“冷淡”(低波动阶段)

的区分。

其次，从波动性区制的转移概率和持续期来看，无论是波动性区制的持续期还是转移概率，都体现了一定程度的非对称性。在波动性区制的持续期上，市场处于“低波动性”区制的持续期都要长于市场处于“高波动性”区制；在波动性区制的转移概率上，市场从“低波动性”区制向“高波动性”区制转移的概率低于从“高波动性”区制向“低波动性”区制转移的概率；这些非对称性都说明我国股票市场仍然具有内在稳定的属性，市场自身具有发现和实现均衡价格的功能，只是这些稳定性功能的发挥需要一定的政府干预和市场调节予以辅助。另外，从区制概率的估计上看，目前股票市场波动性大都处于相对稳定状态，这与当前市场信息传导较慢、对消息反应偏冷、预期调整迟钝等因素有关。

第三，上述计量研究的结果表明，无条件方差模型与条件方差模型估计之间并没有存在显著差异，只是条件方差过程可以更好地区分波动性区制及其转移，这说明当前我国股票市场的短期波动性已经接近长期均衡状态下的波动程度，这意味着当前股票市场处于相当惰性的稳定时期，此时股票市场宏观经济运行的反馈作用也相对微弱。如果当前股票市场波动性接近了现有市场条件和制度条件下的稳定状态，则股票市场的激活或者反弹则需要波动性的区制转移来加以实现，此时选择政策工具和进行市场调节都具有一定的难度，对此需要给予进一步的研究。

#### 参考文献

- [1] 戴国强, 陆蓉. 中国股票市场的周末效应检验[J]. 金融研究, 1999, (4).
- [2] 刘金全, 崔畅: 中国沪深股市收益率和波动性的实证分析[J]. 经济学(季刊)第1卷第4期, 北京大学出版社, 2002年7月.
- [3] 宋逢明, 江婕. 中国股票市场波动性特性的实证研究[J]. 金融研究, 2003, (4): 13-22.
- [4] Bailey, W.. Risk and return on China's new stock markets: preliminary evidence [J]. Pacific Basin Financial Journal, 1994, (2): 243-260.
- [5] Cai, J. A.. Markov Model of Unconditional Variance in ARCH [J]. Journal of Business and Economic Statistics, 1994, (12): 309-316.
- [6] Campbell, J. Y. and Hentschel, L.. No news is good news: an asymmetric model of changing volatility in stock returns [J]. Journal of Financial Economics, 1992, (31): 281-318.
- [7] Gouriéroux, C., 1997. ARCH Models and Financial Application [J]. New York: Springer-Verlag.
- [8] Guojun Wu. The determinants of asymmetric volatility [J]. The Review of Financial Studies, 2001, (14): 837-859.
- [9] Hamilton, J. D. and Susmel, R.. Autoregressive conditional heteroscedasticity and changes in regime [J]. Journal of Econometrics, 1994, (64): 307-333.
- [10] Jorion, P.. Value at risk: The new benchmark for controlling market risk [M]. New York: The McGraw-Hill Companies, Inc, 1997.
- [11] Kim, C.-J. and C. R. Nelson. State-Space Models with Regime Switching [M]. MIT Press, 1999.
- [12] Kim C.J., Nelson, C. R. and Richard, S.. Testing for mean reversion in heteroskedastic data based on gibbs-sampling-augmented randomization [J]. Journal of Empirical Finance, 1998, (5): 131-154.



[13] Mitnik, S. and Rachev, S. T.. Modeling asset returns with alternative stable distributions [J]. *Econometric Review*, 1993, (12): 261-330.

[14] Song, H., Liu X., and Peter, R.. Stock returns and volatility: an empirical study of Chinese stock market [J]. *International Review of Applied Economics*, 1998, 12 (1): 129-139.

## **Analysis of the Conditional Volatilities and Regime Switching in the Stock Returns of China's Stock Markets**

LIU Jin-quan, LIU Zhi-gang, CHEN Zhao-xu

(Quantitative Research Center of Economics in Jilin University, Changchun 130012)

**Abstract:** By using the stochastic volatility models, we find that there are significant evidences showing the existences of regimes switching both in the variances and conditional variance in the stock return series for Shanghai Stock Market. This finding is supporting the suggestions that there are both steady running stages and dynamic changing stage in the stock return and market risk. It means that macroeconomic control has impact on the stock market, and the stock market has played the feedback roles on economic growth.

**Key words:** stock returns; conditional volatility; regimes switching; transition probability

**收稿日期:** 2005-03-15;

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(70471016)、教育部重大项目(02JAZJD790007)和吉林大学人文社会科学精品项目(2003JP005)资助

**作者简介:** 刘金全(1964—), 男, 吉林大学数量经济研究中心教授、博士生导师, 经济学博士。刘志刚(1979—), 男, 吉林大学商学院数量经济学专业硕士研究生; 陈朝旭(1980—), 女, 吉林大学数量经济学专业博士研究生。

---

<sup>1</sup> 注: 本文中所使用的GAUSS程序代码是在GAUSS6.0环境下编译运行的, 如需要这些代码可与作者联系。