上海股市波动率结构变化与波动性的阶段分析

赵振全，荆伟

(吉林大学数量经济研究中心，吉林大学商学院，吉林 长春 130012)

摘要: 本文通过金融时间序列模型对我国上海股市波动率的动态特征进行了阶段分析。在分析收益率波动行为中使用了方差状态转移模型和具有状态转移的条件异方差模型等时变波动率模型，通过模型对股市波动的阶段性给出了划分，并且提供了波动率结构变化的有力证据。研究发现我国沪市股票波动率存在显著的阶段性特征，不同阶段的非对称性揭示了我国股票市场收益和风险的高度不稳定性，并且股市波动对冲击表现出过度反应现象。为此还需要进一步采取措施规范市场，稳定波动，促进市场成熟。

关键词: 波动率; 条件异方差; 状态转移模型

中图分类号: F224.0　　　　**文献识别码:** A

1 介绍

资产收益的预测和资产的定价问题带动了对金融市场波动性的大量研究。在以往的研究中，无论是资产收益率的预测、事件分析，还是资产定价理论，基本上都是建立在线性模型基础上的。然而实际中经济行为的许多方面都不是线性的，此时线性假设就显得缺乏准确性和科学性(Campbell 等，1997)。波动率在分析风险和收益中起着非常重要的作用，于是许多非线性模型被引入到金融研究中以期更加合理准确地刻画资产波动率。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。这样不仅能够及时反映当前信息的冲击和影响，而且也能反映金融时间序列的非线性特征。国外对资产波动性研究已有很长一段历史，Fama(1965)研究发现投机性价格的变化和收益率的变化具有稳定阶段和易变阶段，即资产价格波动呈现集聚性，而方差具有时变性。Engle(1982)提出的自回归条件异方差模型为解决时变方差问题提供了新的方法。

我国股票市场在 10 多年的发展过程中，虽然成长速度较快，但仍然是不成熟的股票市场，表现为股票市场不确定性因素较多和市场风险程度变大。国内学者对股市波动性问题的研究也是非常丰富的。例如唐齐鸣和陈健(2001)用非正态 GARCH 模型对我国股市波动性进行做了经验分析。陈守东等(2003)通过研究沪深股市收益率与波动性的关系来解释两市之间的溢出效应。此外，戴国强和陆蓉(1999)以及宋逢明和江婕(2003)等都对中国股票市场的收益与波动率特征做出了经典性的研究。

随着计量经济学的发展和计算技术的飞速进步，大量的非线性模型被提出并应用到经济分析的各个领域。特别是在金融研究中，非线性模型正在显示出巨大的优势，在理论界和金融界得到了广泛的应用。本文首先介绍状态转移模型在金融时间序列分析中的应用，特别是在时变波动率中的具体应用。然后对我国上海股市的波动率进行了实证分析，对股市波动做出了阶段划分和结构识别。

2 模型与估计

2.1 状态转移模型

分段线性模型是一类简单的非线性模型，例如变点模型(change-point models)，在计量经济学中也称为具有结构突变(structural breaks)的模型。模型中通常假设样本区间内参数结构发生了转变，于是就要对不同的参数组合和转变点分别进行估计。Markov 状态转移模型(Markov Regime Switching Model，记为 MS 模型)就是一种典型的且应用广泛的分段模型，代表性研究如

Hamilton(1989)利用 MS 模型对美国经济周期的划分。Markov 状态转移模型中假设状态的变化由一个潜在的不可观测状态变量的取值所决定，并且假设这个潜在的状态变量服从 Markov 过程。

由于金融资产价格很容易受到多种因素的影响，例如突发事件和政策变动等，这些冲击会导致收益率发生异常的波动。于是在研究股市波动性中，动态的时变波动性已经取代了原来的静态波动率研究，成为现今金融市场波动研究的主要方向。

考虑下面的 Markov 方差转移(Markov Switching Variance)模型。在研究资产波动性问题中，我们可以根据股票收益波动性的大小，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(Turner, Startz 和 Nelson,1989；Kim, Nelson 和 Startz, 1998)。

假设资产收益率服从如下过程：

$$r_t \sim N(\mu, \sigma_t^2)\text{，}\ \sigma_t^2 = (1-s_t)\sigma_0^2 + s_t\sigma_1^2 \tag{1}$$

这里收益率 r_t 的波动行为用 σ_t 来表述，s_t 是不可观测的状态变量，其取值为 0 或 1，并且服从 2 状态的 1 阶 Markov 过程，转移概率为：$P(s_t=0 \mid s_{t-1}=0)=p$，$P(s_t=1 \mid s_{t-1}=0)=1-p$；$P(s_t=0 \mid s_{t-1}=1)=1-q$，$P(s_t=1 \mid s_{t-1}=1)=q$。$s_t=0$ 表示市场具有较低的波动性，当 $s_t=1$ 时表示市场具有较高的波动性。模型假设方差具有状态转移性质，σ_0 表示股票市场平稳波动阶段的平均波动水平，而 σ_1 则表示了异常波动阶段股市的平均波动幅度。

给定收益率数据，可以利用最大似然方法对模型中的未知参数 $\{\mu,\sigma_0,\sigma_1,p,q\}$ 进行估计，并且可以推导各个时点系统所处的状态概率 $P(s_t \mid I)$。

从经济学的角度看 Markov 状态转移模型有许多优点。首先，系统的变化由状态变量 s_t 所决定，而不是由样本观测序列 $\{x_t\}$ 本身所决定。其次，事先我们通常不知道系统处于那种状态，通过不可观测的状态变量加以刻画，事后利用有用信息在一定置信水平上推导系统所处的状态，也就是利用 Hamilton 滤波方法对状态变量 s_t 进行估计。此外，Markov 状态转移模型还能很大程度上避免模型由于存在结构突变(structural breaks)而导致的统计偏倚(statistical bias)。最后，系统中的状态转换是通过数据和 Markov 链的交互作用进行识别推导的，避免了先验确定的主观性缺陷。Hamilon(1989)对美国经济周期的著名研究充分显示了 Markov 状态转移模型的巨大优越性。

2.2 条件波动率模型

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，收益率数据通常具有这样的特点：即较大(符号可正可负)的收益率之后往往跟随更大(符号可正可负)的收益率。也就是说收益的波动通常表现出序列相关性，这种现象称为波动集聚。于是收益率的条件方差是时变的而不是常数。为了更加合理准确地描述和分析收益的波动，1982 年 Engle 首先提出了自回归条件异方差(ARCH)模型，此后 Bollerslev 和 Engle(1986)等推广 Engle 的研究提出了 GARCH 模型，这些条件异方差模型在动态刻画资产收益波动率方面得到了广泛应用。

我们用如下 GARCH 模型来描述收益率 r_t，首先假设收益率的数据生成过程为 ARMA(m, n)：

$$r_t = \mu + \sum_{i=1}^{m}\phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^{n}\theta_j\varepsilon_{t-j}\text{，}\ \varepsilon_t \mid I_{t-1} \sim N(0, h_t) \tag{2}$$

上面的 ARMA 模型与一般的 ARMA 模型不同的是扰动项 ε_t 具有条件异方差性。对异方差序列 h_t 进一步假设如下：

$$h_t = \omega_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i h_{t-i} + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \varepsilon_{t-j}^2 \tag{3}$$

其中ω_0，α_i和β_j满足非负条件，$\alpha_i \geq 0$，$\beta_j \geq 0$和$\omega_0 \geq 0$。上述方程(2)是收益率的条件均值方程，而方程(3)称为条件方差方程，这就是一个 GARCH(*p*,*q*)模型。GARCH 模型实际上将条件波动性与历史条件方差和扰动项建立了联系，从而充分考虑了波动率的自相关特征和波动集聚现象。

后来随着条件波动性研究的深入，人们对 ARCH 和 GARCH 模型在不同的方面又进行了推广，提出了更多的波动率分析模型，如 EGARCH、TGARCH、PGARCH 和 CGARCH 等等。事实证明，ARCH/GARCH 类模型在研究资产收益波动率方面取得了巨大的成功，在实际应用中得到了广泛的推广。

2.3 Markov Switching ARCH (SWARCH) 模型

虽然 ARCH/GARCH 类模型在波动率分析中得到了广泛认可，但是其对市场上突发事件引起的结构性突变现象，仍旧不能给出合理的描述。因此，有些学者将状态转移变量引入到条件异方差模型中，考虑条件方差模型系数可能存在的时变特征，从而形成具有状态转移的条件异方差(SWARCH)模型(Hamilton 和 Susmel，1994)。

在 GARCH 模型的条件方差方程中假设参数具有状态转移性质，就可以描述时间序列波动中的结构性变化。将上述 GARCH 模型 (3)中的参数ω_0，α_i和β_j引入状态转移性质(Hamilton 和 Susmel，1994；Cai，1994)，以描述由突发事件可能导致的波动率的结构改变。

$$h_t = \omega_{0,s_t} + \sum_{i=1}^{p} \alpha_{i,s_t} h_{t-i} + \sum_{j=1}^{q} \beta_{j,s_t} \varepsilon_{t-j}^2 \tag{4}$$

其中s_t是不可观测的状态变量，离散取值为$s_t = \{1, \cdots, M\}$，s_t服从 1 阶 Markov 链，转移概率为：

$$p_{ij} = P(s_t = j \mid s_{t-1} = i)\text{，} \sum\nolimits_{j=1}^{M} p_{ij} = 1\text{，} i = 1, \cdots M \tag{5}$$

模型(4)将状态转移模型和条件异方差模型进行了结合，称为具有状态转移的条件异方差模型(记为 SWARCH)，该模型对 GARCH 模型做了有效的改进。

2.4 Markov Switching 模型的最大似然估计

因为状态转移模型中含有不可观测的状态变量$s_t(s_t = 1,2,...,M)$，所以样本观测$\{y_t\}$的密度函数$f(y_t \mid \psi_{t-1})$(ψ_{t-1}表示可用信息集$\{y_{t-1}, y_{t-2}, \cdots\}$)在不同的状态下具有不同的形式，因此似然函数不能直接写出。首先考虑y_t的条件密度函数$f(y_t \mid s_t, \psi_{t-1})$与$y_t$和$s_t$的联合概率密度$f(y_t, s_t \mid \psi_{t-1})$，它们满足：

$$f(y_t, s_t \mid \psi_{t-1}) = f(y_t \mid s_t, \psi_{t-1}) f(s_t \mid \psi_{t-1}) = f(y_t \mid s_t, \psi_{t-1}) P(s_t \mid \psi_{t-1}) \tag{6}$$

因为状态变量s_t离散取值，所以边际密度函数$f(y_t \mid \psi_{t-1})$ (也就是y_t的分布函数)可以由边际密度与联合密度的关系性质得到：

$$f(y_t \mid \psi_{t-1}) = \sum\nolimits_{s_t=1}^{M} f(y_t \mid s_t, \psi_{t-1}) P(s_t \mid \psi_{t-1}) \tag{7}$$

于是对数似然函数为：

$$\ln L = \sum_{t=1}^{T} \ln[f(y_t \mid \psi_{t-1})] = \sum_{t=1}^{T} \ln[\sum_{s_t=1}^{M} f(y_t \mid s_t, \psi_{t-1}) P(s_t \mid \psi_{t-1})] \tag{8}$$

在似然函数(8)中，条件分布密度 $f(y_t \mid s_t, \psi_{t-1})$ 容易表示，而条件概率 $P(s_t \mid \psi_{t-1})$ 的推导并非易事，因为 s_t 是不可观测的状态变量。Hamilton(1989)给出了推导 $P(s_t \mid \psi_{t-1})$ 的滤波算法。

$$\begin{aligned} P(s_t \mid \psi_{t-1}) &= \sum_{s_{t-1}=1}^{M} P(s_t, s_{t-1} \mid \psi_{t-1}) = \sum_{s_{t-1}=1}^{M} P(s_t \mid s_{t-1}, \psi_{t-1}) P(s_{t-1} \mid \psi_{t-1}) \\ &= \sum_{s_{t-1}=1}^{M} p_{ij} \cdot P(s_{t-1} \mid \psi_{t-1}) \end{aligned}$$

而

$$P(s_t \mid \psi_t) = P(s_t \mid y_t, \psi_{t-1}) = \frac{f(s_t, y_t \mid \psi_{t-1})}{f(y_t \mid \psi_{t-1})} = \frac{f(y_t \mid s_t, \psi_{t-1}) P(s_t \mid \psi_{t-1})}{\sum_{s_t=1}^{M} f(y_t \mid s_t, \psi_{t-1}) P(s_t \mid \psi_{t-1})}$$

上述滤波算法中，$P(s_t \mid \psi_{t-1})$ 是以 t-1 时历史信息为条件计算的 s_t 取值概率，称为预测概率(predicted probability)；而 $P(s_t \mid \psi_t)$ 是利用当期信息计算出的 s_t 取值概率，称为滤波概率(filtered probability.)。如果给定初始值 $P(s_0 \mid \psi_0)$ ('它是 s_t 取值的无条件概率或称为稳态概率)，通过上面的滤波程序就可以递推出 $P(s_t \mid \psi_{t-1})$ 的序列，并最终完成最大似然估计。在模型参数估计的基础上，根据预测概率与滤波概率还可以推导出全样本信息条件下的平滑概率 $P(s_t \mid \psi_T)$ (smoothed probability)。模型对系统状态的阶段划分就是根据上述条件概率(通常使用平滑概率)实现的。关于状态转移模型的具体估计过程可参见 Hamilton (1994)和 Kim(1999)。本文中提到的方差状态转移模型和 SWARCH 模型的参数估计都是采用上面的最大似然过程实现的。

3 中国股市收益率波动性的实证分析

我们对中国股票市场的波动特征进行了实证分析，选取的研究数据是上海证券交易所的上证综合指数的周数据。数据样本期为 1994 年 11 月至 2005 年 12 月。股票市场的收益率 r_t 定义为大盘指数 P_t 的对数差分：$r_t = \Delta \ln P_t$。

为了揭示收益率波动可能存在的阶段性差异，我们首先使用方差状态转移模型对波动率进行建模分析，以期对波动率过程进行阶段划分，即分为低波动状态与高波动状态。当然除了本文中提出的高低两状态划分之外，还可以根据具体情况做其他划分方式，例如按波动幅度的高、中和低三状态划分。表 1 给出了模型方差状态转移模型的参数估计结果。

表 1　方差状态转移模型估计

参数	σ_0	σ_1	p	q
估计值	0.01232	0.04028	0.97949	0.80599
标准差	0.00001	0.00042	0.01004	0.08090

根据估计结果收益率在低波动阶段的标准差为 0.01232，而在高波动阶段的标准方差为 0.04028;“异常波动”时期(高波动阶段)的波动幅度是“平稳波动”时期(低波动阶段)的 3.3 倍，可见收益率的高低波动差异十分明显，冲击对股市的影响是非常显著的，股市的大幅波动也表明了市场存在较大的风险。

状态转移概率表示系统维持同一状态或转变到不同状态的可能性，根据状态转移概率可以计算不同波动状态的平均持续期($D_i = 1/(1-p_{ii})$)。在模型中如果稳态转移概率 p 和 q 相当，则说明两种

状态将交互出现且具有相同的持续时间。如果稳态转移概率相差较大，则说明一种状态是多发的主导状态，而另一种是偶发状态。本研究中上海股市高波动阶段的稳态概率为 0.81，明显小于低波动阶段稳态概率 0.98，并且计算得到高波动状态的平均持续期大约为 5.2 周($1/(1-q)$)。我们还将同时期的上海股市与香港股市(以恒生指数为研究对象)进行了比较分析，估计得到香港股市的高低波动阶段的平均波动幅度分别为 0.046 和 0.025，而稳态概率分别为 0.983 和 0.984。由此可见，无论是从高低波动幅度上(香港股市高低波动幅度比为 1.8，上海股市为 3.3)，还是从稳态概率上，都表明上海股市整体波动稳定性较差，容易受一些事件因素影响，也就是股市对冲击的反应过度强烈。

图 1 中描绘了样本期内高波动阶段的平滑概率(smoothed probability)，可以发现上海股市在 1995 至 1997 年，以及 1999 年间发生过多次大幅度的波动，很多学者也对这一时期股市的波动状态做了大量的研究，如宋逢明(2003)等。在得到不同时点的状态概率之后，我们就可以对市场波动进行阶段划分并且计算出各时期的条件波动率，图 2 给出了不同时期波动性(条件标准差)的大小。虽然在上世纪 90 年代我国股市经历了从产生到逐步完善的发展过程，股市表现出了多次巨大的波动，但是随着股票市场相关制度的完善和上市公司改革的深化，特别是股权分置改革的推进，我国股市已经进入了调整阶段。虽然整体大盘走势下降，但是股市的波动幅度和频度已经有了较大的减弱，这也将对股市走出低谷，重新增强投资者信心，发挥投融资功能起到重要的支撑作用。

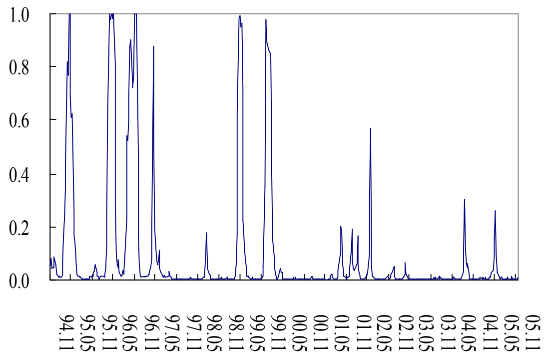

图 1 高波动阶段的平滑概率

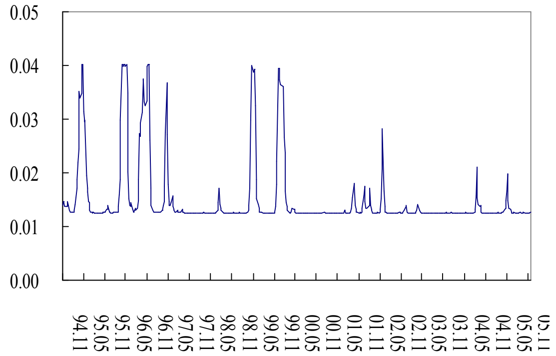

图 2 收益率的波动率

为了进一步对股市波动的阶段性进行分析，我们还运用具有状态转移的条件异方差模型估计了收益率的时变波动性。具体是对如下的 SWARCH(2, 1)模型进行了估计：

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

$$h_t = \omega_{s_t} + \beta_{s_t} \varepsilon_{t-1}^2$$

这里 $s_t = 1, 2$，同样分为高波动与低波动两种状态，当 $s_t = 1$ 时，条件方差方程为 $h_t = \omega_1 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2$；当 $s_t = 2$ 时，条件方差方程为 $h_t = \omega_2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-1}^2$。表 2 中给出了模型参数的最大似然估计结果。

表 2　条件方差 SWARCH 模型估计

参数	μ	ω_1	β_1	ω_2	β_2	p	q
估计值	-0.00017	0.00014	0.13958	0.00156	0.24832	0.97979	0.81082
标准差	0.00058	0.00001	0.09340	0.00047	0.07524	0.01125	0.08202

模型中除了 μ 其他参数估计结果都十分显著。不同状态下 ω 和 β 估计结果的差异说明收益率的方差结构发生了转变，具有状态转变的条件方差结构能更加有效地描述波动率的动态行为。模型中状态的稳态概率估计分别为 0.98 和 0.81，这与前面的模型估计结果非常接近。图 3 中是高波动阶段的状态概率，与前面图 1 中的概率相比，两个模型对波动阶段的划分基本上是一致的。由此可见，

无论是简单的方差状态转移模型，还是具有状态转移的条件异方差模型，它们对股市波动率的动态刻画和阶段划分都是十分有效的，为更好地描述和分析时变波动特征提供了有效的工具。

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。随着一系列相关政策规定的出台，政府和监管机构对股市的规范和改革力度继续加大，我国股市开始向成熟市场迈进，2000 年以后我国股市的大起大落状态才有所改观。股票收益率波动性过高的现象，主要体现了一些影响股票价格的基本面因素，如政策影响、突发事件等对股票价格产生的异常冲击，当这些冲击发挥作用以后，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，从而导致收益波动的结构转变。

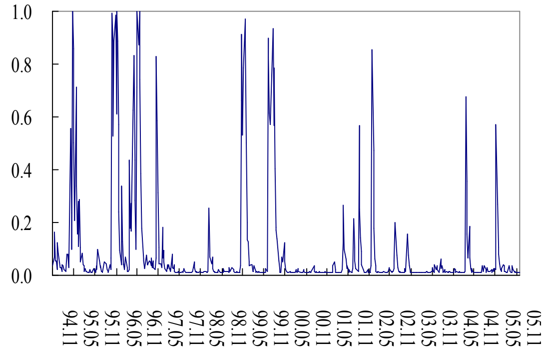

图 3 高波动阶段的平滑概率

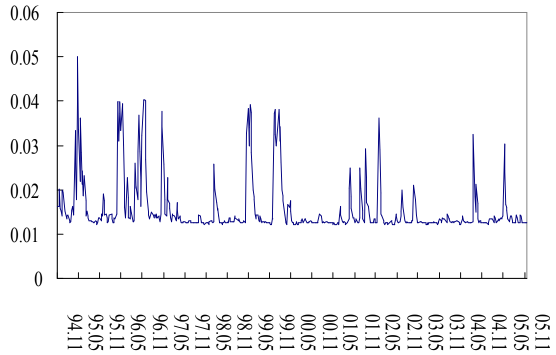

图 4 SWARCH 模型条件波动率

图 4 是 SWARCH 模型推导的条件波动率(条件标准差)。这里我们同样可以发现，无论是波动幅度还是波动频度上，都呈现出相同的减弱趋势。传统的 ARCH 模型能够对不同时期股市的波动程度给出刻画，SWARCH 模型在 ARCH 模型中引入表征阶段的状态变量，它既能够推导时变波动率，又能对股市波动的阶段状态进行有效划分。这对进一步研究市场行为和制定政策提供了有用的信息。SWARCH 模型考虑了条件方差结构可能存在的结构变化，能够对由政策因素、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下的波动性进行更好的刻画。状态转移模型有效地估计了不同状态的波动水平，并且根据转移概率可以发现股票市场的波动构成状况。

4 结论

在对上海股票市场波动性的分析中，我们利用状态转移模型对收益率的时变方差过程进行了阶段划分，模型有效地估计了不同状态的波动水平和条件方差结构。上海股市收益率的高低波动幅度之比为 3.3，明显高于成熟股票市场的平均水平，因此大起大落不稳定的波动仍然是我国现阶段股票市场的主要特征之一。根据转移概率可以发现股票市场的波动构成状况。在研究中发现，上海股票市场与成熟市场相比，波动率的结构存在不合理性，主要表现为高低波动率幅度和持续期的非对称性。

股票收益波动率过高的现象，主要源于一些影响股票价格的基本面因素，如政策影响、突发事件等对股票价格产生了异常冲击，当这些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突变，从而导致收益波动率的结构转变。除了股市波动对政策因素和突发事件等冲击反应异常外，一些非市场因素的影响，如庄家炒做和内幕操纵等行为，也对股市波动造成了较大冲击，股市波动对这些因素的过度反应是市场成熟度不足的具体表现。我国股票市场波动存在显著的阶段性特征，不同阶段的非对称性特征揭示了股市收益和风险的不稳定性，因此还需要进一步采取措施规范市场、稳定波动，以使市场尽快走向成熟。

参考文献

[1] 陈守东，陈雷等.中国沪深股市收益率及波动性相关分析[J]. 金融研究, 2003, 7.

[2] 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.

[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.

[3] 唐齐鸣，陈健．中国股市的ARCH效应分析[J]．世界经济，2001, 3.

[4] Cai, J. A Markov Model of Switching Regime ARCH[J]. Journal of Business and Economic Statistics,1994, 12(3), 309-316.

[5] Campbell, A. Lo, and C. MacKinlay. The Econometrics of Financial Markets[M]. Princeton University Press, New Jersey, 1997.

[6] Engle, R. F.. Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation[J]. Econometrica, 1982, 50, 987-1007.

[7] Engle, RF and Bollerslev, T. Modelling the Persistence of Conditional Variances[J]. Econometric Reviews, 1986, 5(1), 1-50.

[8] Fama, E. The Behavior of Stock Market Prices[J]. Journal of Business, 1965, 38, 34-105.

[9] Hamilton, J. D. A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle[J]. Econometrica, 1989, 57(2), 357-384.

[10] Hamilton, J. D. Time Series Analysis[M]. Princeton: Princeton University Press, 1994.

[11] Hamilton, J. D., Susmel, Raul. Autoregressive Conditional Heteroskedasticity and Changes in Regime[J]. Journal of Econometrics, Elsevier, 1994, 64, 307-333.

[12] Kim, C.-J. and C. R. Nelson. State-Space Models with Regime Switching [M]. MIT Press, 1999.

[13] Turner, C. M., Startz, R, C.R. Nelson. A Markov Model of Heteroskedasticity, Risk, and Learning in the Stock Market[J]. Journal of Financial Economics, 1989,25, 3-22.

[14] Kim, M.J, Nelson, C,R and R. Startz. Mean Reversion in Stock Prices? A Reappraisal of the Empirical Evidence. NBER Working Paper, 1991.

Regime Switching Model and Its Application to Volatility of China's Stock Market

Zhao Zhenquan, Jing Wei

(Center for Quantitative Economics of Jilin University, Business School of Jilin University)

Abstract: In order to analyze the dynamics of volatility of Shanghai stock market using financial time series models, markov regime switching models are introduced to model the stock returns. Based on the estimation of markov switching variance model and autoregressive conditional heteroskedasticity model with regime switching, we get the regime classification of market volatilities. The difference and asymmetry between two regimes show the instability of return and risk in Shanghai stock market. According to empirical evidence, excess response to shocks indicates the immaturity of stock market.

Key words: volatility; conditional heteroskedasticity; regime switching model

收稿日期: 2007 年 5 月 16 日

基金项目: 本文得到“吉林大学‘985 工程’项目”、04 年教育部重大项目（05JJD790005)、05 年国家社会科学基金项目(05BJY100)、05 年国家自然科学基金项目（70573040 ）资助。

作者简介: 赵振全，1943 年生，男，吉林省延吉市人，吉林大学数量经济研究中心主任、教授、博士生导师，主持完成多个国家社会科学基金和国家自然科学基金项目。在《金融研究》,《数量经济与技术经济》,《经济学动态》等杂志发表论文 60 余篇。荆伟，1968 年生，女，吉林省长春市人，吉林大学商学院博士研究生，中国农业银行长春市分行。