

中国股市波动性的MS方差模型和SWARCH模型比较研究

陈守东^{1,2} 王晨² 孙叶萌²

(1. 吉林大学数量经济研究中心; 2. 吉林大学商学院)

摘要: 应用趋制转移的ARCH (SWARCH) 模型描述中国股票市场的波动性, 可以刻画收益率序列剧烈的波动和波幅大小的转换, 从而避免GARCH模型高估波动聚集的持续性问题; 但是通过对我国股市最新的数据研究, 发现马尔科夫趋制转移 (Markov-Switching) 的方差模型较SWARCH模型对股票市场的波动性有更好的描述。

关键词: 波动性; MS方差模型; SWARCH模型

中图分类号: F830.99 **文献标识码:** A

引言

在金融市场上, 很多变量的时间序列行为会因为一些意外的突发因素和人为的干预而发生突然变化。在预测和评估市场风险和波动性时, 都应当考虑这种风险状况的改变而产生的效果。对于可能发生变化的金融时间序列, 一种简单的想法是认为变化发生前后的序列过程处于不同的区制, 需要用不同的模型来描述, 其中区制变化本身被视为一个随机变量而不是完全可预见的确定性事件, 这就产生了包含区制转移的时间序列模型。设 s_t 是影响金融时间序列过程的不可观察的随机变量, s_t 可称作 t 时刻的状态或区制, 它仅取离散值。例如, 我们可以假定, 当 $s_t=1$ 时, 金融时间序列过程处于区制1, 当 $s_t=2$ 时, 过程处于区制2, 依此类推。不同区制下的序列用不同参数的模型来描述。如果已知体制变量 s_t 的取值情况, 则可以据此对所考察的金融时间序列进行建模。

GARCH模型可以描述波动率聚集现象^[31], 但却往往会高估波动率聚集的持续性, 并且无法刻画剧烈的波动和波幅大小的转换。应用区制转移的ARCH (SWARCH) 模型描述中国股票市场的波动性, 可以刻画收益率序列剧烈的波动和波幅大小的转换, 从而避免GARCH模型高估波动聚集的持续性问题。

Engle引入自回归条件异方差(ARCH)模型描述波动性^[9], Bollerslev将这类模型推广到广义的自回归条件异方差模型(GARCH)^[3]。对于股票数据, 人们通常认为市场价格向下的变动比向上的变动会导致更高的波动性。为了描述股票回报的这种非对称性, Nelson引入了EGARCH模型^[24]; Zakoian引入了TGARCH模型^[29]。大量的对股票市场的研究表明, 波动性具有高度的持续性, 上述的ARCH类模型能较好地描述出股票市场波动性的持续性特征。但是传统ARCH模型族存在一个缺陷: 即它没有考虑到金融时间随机变量会存在偶尔和突然的跳跃(jump), 这些不连续的跳跃会使收益发生动态结构变化。Lucas(1978)^[7]的资产定价模型指出经济在高、低不同的发展阶段之间转换。国外许多学者发现股票收益存在结构动态转换过程, 宏观经济信息的发布, 上市公司信息的披露以及政策的干预都会使股票价格(收益)发生突然变化, 引起波动突然跳跃。量非线性、动态和突然发生变化。Ceccehetti, Lam和Mark(1990)^[22]指出, 股票在不同增长状态变换下, 用结构转变机制能够解释股票市场回报的许多特性, 例如尖峰厚尾、均值恢复等特性。因此Hamilton和Susmel(1994)对美国股票市场的研究表明, ARCH类模型虽然能较好地描述波动性的持续性特征, 但对波动性的预测能力较差^[15]。为了解决ARCH类模型高估波动的持续性问题, Hamilton提出了含区制转移的ARCH(Switching ARCH, 即SWARCH)模型, 取得了良好的效果。SWARCH模型将波动性的持续性分解为不同的波动性区制。而Kim和Nelson(1999)^[20]发现当ARCH效应不显著时, 马尔科夫区制转移(Markov-Switching)的方差模型较SWARCH模型对股票市场波动的异方差性

有更好的描述。

本文通过对中国股市的上证指数和沪深300指数的3个样本的日收益率数据研究发现马尔可夫区制转移 (Markov-Switching) 的方差模型较SWARCH模型对中国股票市场的波动性具有更好的描述与预测能力。

1 模型描述

1.1 基本的ARCH类模型

回报序列 $\{y_t\}$ 由下述过程描述:

$$y_t = \omega + \phi y_{t-1} + u_t \quad (1.1)$$

u_t 是一个随机变量, 遵循下述随机过程:

$$\begin{aligned} u_t &= v_t \sigma_t \\ v_t &\sim i.i.d., \quad E(v_t) = 0, \quad \text{var}(v_t) = 1 \end{aligned} \quad (1.2)$$

可以采用不同的模型合理描述 σ_t^2 。Engel的ARCH(q)模型中 σ_t^2 表示为扰动滞 $\{u_{t-i}\}$ 平方的线性函数^[1], 即

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i (u_{t-i})^2 \quad (1.3)$$

Bollerslev提出了广义ARCH模型 (Generalized ARCH) ^[2], 即GARCH(p,q)模型:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i (u_{t-i})^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i (\sigma_{t-i})^2 \quad (1.4)$$

1.2 区制转移的ARCH (SWARCH) 模型

Hamilton 提出了波动性区制转移的ARCH模型^[5], 这个模型对残差 u_t 以如下的方式建模:

$$u_t = \sqrt{g s_t} \times \tilde{u}_t \quad (1.5)$$

这里, u_t 服从标准的ARCH(q)过程

$$\begin{aligned} \tilde{u}_t &= h_t v_t, \quad v_t \sim i.i.d.(0,1) \\ h_t^2 &= a_0 + a_1 (\tilde{u}_{t-1})^2 + a_2 (\tilde{u}_{t-2})^2 + \dots + a_q (\tilde{u}_{t-q})^2 + b d_{t-1} \tilde{u}_{t-1}^2 \end{aligned} \quad (1.6)$$

如果 $u_{t-1} \leq 0$, 那么 $d_{t-1} = 1$; 如果 $u_{t-1} > 0$, 那么 $d_{t-1} = 0$ 。

变量 s_t 定义为一个潜在的随机变量, 取离散的值 $1, 2, \dots, K$ 。假设 s_t 能用一个马尔可夫链过程描述:

$$\text{Pr ob}(s_t = j | s_{t-1} = i, s_{t-2} = k, \dots, y_{t-1}, y_{t-2}, \dots) = \text{Pr ob}(s_t = j | s_{t-1} = i) = p_{ij} \quad (1.7)$$

$i, j = 1, 2, \dots, K$ 。

将转移概率定义为 $(K \times K)$ 矩阵:

$$P = \begin{pmatrix} p_{11}p_{21} & \cdots & p_{k1} \\ p_{12}p_{22} & \cdots & p_{k2} \\ \vdots & & \vdots \\ p_{1k}p_{2k} & \cdots & p_{kk} \end{pmatrix} \quad (1.8)$$

这里, $\sum_{j=1}^k p_{ij} = 1$.

当潜在过程 s_t 处在由 $s_t=1$ 代表的状态时, ARCH(q)过程的变量 u_t 与常数 $\sqrt{g_1}$ 相乘; 当 $s_t=2$ 时, 与 $\sqrt{g_2}$ 相乘, 依此类推. g_1 正规化为 $g_1=1$, 其它 $g_j \geq 1, j=2,3,\dots,k$. 因此, 状态的变化简化为比例因子过程的变化. 在当前和过去的状态已知的条件下, 残差 u_t 的隐含条件方差是:

$$\begin{aligned} E(u_t^2 | s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-q}, u_{t-1}, u_{t-2}, \dots, u_{t-q}) &= g s_t \{ a_0 + \\ a_1 \cdot (u_{t-1}^2 / g s_{t-1}) &+ a_2 \cdot (u_{t-2}^2 / g s_{t-2}) + \dots \\ + a_q \cdot (u_{t-q}^2 / g s_{t-q}) \} &\equiv \sigma_t^2(s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-q}) \end{aligned} \quad (1.9)$$

将 u_t 过程称为 K 状态、 q 阶马尔可夫区制转移 ARCH 过程, 即 $u_t \sim SWARCH(K, q)$, 文中将研究 $v_t \sim t(0, 1, \nu)$ (均值为 0, 方差为 1, 自由度为 ν 的 t 分布).

根据上述模型建立起样本的对数似然函数见文献 [15], 对数似然函数为:

$$l = \sum_{t=1}^T \ln f(y_t | y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-3}) \quad (1.10)$$

在限制条件 $g_1 = 1, \sum_{j=1}^k p_{ij} = 1, i=1,2,\dots,K, 0 \leq p_{ij} \leq 1, i,j=1,2,\dots,K$ 下, 上式对参数 $\alpha, \phi, a_0, a_1, a_2, \dots, a_q, b, p_{11}, p_{12}, \dots, p_{kk}, g_1, g_2, \dots, g_k, \xi$ 和 ν 进行数值最大化计算, 可以得到参数的估计值和对数似然函数值, 并且能够对 t 时刻潜在过程 s_t 所处的特定状态作出推断. 当推断基于时刻 t 观察到的所有信息时, 称之为“滤波概率(filter probability)”

$$p(s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-q} | y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-3}) \quad (1.11)$$

式(1.11)表示的是潜在变量在时刻 t 的值为 s_t , $t-1$ 时刻的值为 s_{t-1} , ..., $t-q$ 时刻的值为 s_{t-q} 的联合条件概率, 而这个概率是基于时刻 t 所观察到的样本值推断. 而全样本可以用来构建“平滑概率(smoothed probability)”

$$p(s_t | y_T, y_{T-1}, \dots, y_{t-3}) \quad (1.12)$$

上式表示的是基于全样本推断出的在时刻 t 潜在变量处于某一个状态的概率.

有关 ARCH 类模型和 SWARCH 模型的波动性的持续性和波动性的预测能力的讨论见文献 [15].

1.3 马尔可夫区制转移的方差 (MS var) 模型

当 ARCH 效应不显著时, 假定 (1.1) 式中的残差 $u_t \sim t(0, \sigma_t^2, \nu)$ (均值为 0, 方差为 1, 自由度为 ν 的 t 分布), 则有:

$$\sigma_t^2 = \sigma_1^2 S_{1t} + \sigma_2^2 S_{2t} + \sigma_3^2 S_{3t} \quad (1.13)$$

如果 $S_t = k$, 那么 $S_{kt} = 1$; 否则, $S_{kt} = 0$ $k=1,2,3$ (1.14)

$\Pr[S_t = j | S_{t-1} = i] = p_{ij}, \quad i, j = 1, 2, 3$ (1.15)

$\sum_{j=1}^3 p_{ij} = 1$ (1.16)

$\sigma_1^2 < \sigma_2^2 < \sigma_3^2$ (1.17)

2 实证结果分析

2.1 数据选取及样本基本特征

本文所采用的数据样本为2002年1月4日—2007年1月31日的上证指数(记为样本1)和沪深300指数(记为样本2)日收益率(连续复合收益率),共有1224个数据;1996年12月16日—2007年1月31日的上证指数日收益率(连续复合收益率),共有2443个数据(记为样本3)。图1是样本2的日收益率数据的连线图,从中可以看出波动率的聚集现象。

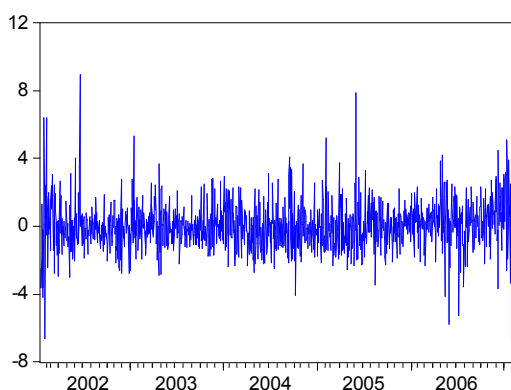


图1 沪深300指数日收益率连线图(样本2)

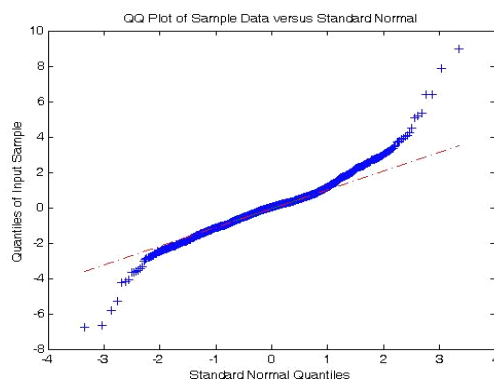


图2 沪深300指数收益率序列QQ图(样本2)

表1列出了样本数据的一些基本统计特征值和正态分布的Jarque-Bera 检验统计量值(简称JB统计量)。从中可以看出,上证指数日收益率样本具有比正态分布更高的峰度,并且在0.01的显著性水平下,所有样本的JB统计量都远远大于临界值10.5966。这些特征说明3个样本数据都不服从正态分布。

表1 样本数据描述

	均值(%)	标准差	偏度	峰度	JB统计量
样本1	0.43006	1.385078	0.537417	6.784779	789.4709
样本2	0.0486	1.394644	0.472410	7.110753	906.5983
样本3	0.037673	1.565968	-0.232136	9.421069	4218.825

股票指数收益率分布比正态分布具有更厚的尾部。通过图2沪深300指数日收益率原始样本序列与标准正态分布的QQ图,我们可以明显地看出这一特征。

2.2 不同模型的参数估计结果

通过比较,我们选用的SWARCH模型为SWARCH-L(3,3)^[15],即均值方程为一阶自回归,波动方程为三区制三阶异方差,L表示考虑杠杆效应^[24](不考虑杠杆效应时的SWARCH模型的估计结果较差);MS方差模型的均值方程为四阶自回归,波动方程为三区制的方差模型^[20]。

以下分别给出了样本2和样本3的两个模型的估计结果(样本1的结果与样本2类似,以下同略):

样本2的SWARCH模型:

$$y_t = -0.01732 + 0.00646y_{t-1} + u_t$$

$$u_t = \sqrt{g_{st}} \cdot \tilde{u}_t$$

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

$$v_t \sim (0, 1, 8.069)$$

$$h_t^2 = 0.7365 + 4.4119716e-012\tilde{u}_{t-1}^2 + 0.0153\tilde{u}_{t-2}^2$$

$$+ 4.0529796e-012\tilde{u}_{t-3}^2 + 2.9540132e-013d_{t-1}\tilde{u}_{t-1}^2$$

如果 $u_{t-1} \leq 0$, 那么 $d_{t-1} = 1$; 如果 $u_{t-1} > 0$, 那么 $d_{t-1} = 0$ 。

$$g_1 = 1, \hat{g}_2 = 2.3413, \hat{g}_3 = 8.7039$$

$$P = \begin{bmatrix} 0.97759308 & 0.008017126 & 0.012440633 \\ 0.02240692 & 0.981928910 & 0.032795084 \\ 0.00000000 & 0.010053964 & 0.954764283 \end{bmatrix}$$

样本2的MS方差模型:

$$y_t = \underset{(0.05)}{-0.01943} + \underset{(0.089)}{0.003936}y_{t-1} + \underset{(0.075)}{0.003414}y_{t-2} + \underset{(0.027)}{0.04991}y_{t-3} + \underset{(0.028)}{0.0384}y_{t-4} + u_t$$

$$u_t \sim t(0, \sigma_t^2, 7.78)$$

$$\sigma_t^2 = 0.7358S_{1t} + 1.79S_{2t} + 6.213S_{3t}$$

$$P = \begin{bmatrix} 0.97621212 & 0.008960657 & 0.0099293262 \\ 0.02378788 & 0.980733581 & 0.0340046128 \\ 0.00000000 & 0.010305762 & 0.9560660610 \end{bmatrix}$$

样本3的SWARCH模型:

$$y_t = 0.02759 + 0.02292y_{t-1} + u_t$$

$$u_t = \sqrt{g_{st}} \cdot \tilde{u}_t$$

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

$$v_t \sim (0, 1, 7.8129)$$

$$h_t^2 = 0.6349 + 1.7677979e-011\tilde{u}_{t-1}^2 + 0.01705\tilde{u}_{t-2}^2$$

$$+ 0.03257\tilde{u}_{t-3}^2 + 0.1022d_{t-1}\tilde{u}_{t-1}^2$$

如果 $u_{t-1} \leq 0$, 那么 $d_{t-1} = 1$; 如果 $u_{t-1} > 0$, 那么 $d_{t-1} = 0$ 。

$$g_1 = 1, \hat{g}_2 = 2.5988, \hat{g}_3 = 10.853$$

$$P = \begin{bmatrix} 0.9734214 & 0.01418984 & 0.003412815 \\ 0.0265786 & 0.96910928 & 0.058278295 \\ 0.0000000 & 0.01670088 & 0.938308890 \end{bmatrix}$$

样本3的MS方差模型:

$$y_t = \underset{(0.026)}{0.027398} + \underset{(0.027)}{0.01114}y_{t-1} - \underset{(0.023)}{0.0093}y_{t-2} + \underset{(0.019)}{0.0643}y_{t-3} + \underset{(0.026)}{0.01568}y_{t-4} + u_t$$

$$u_t \sim t(0, \sigma_t^2, 8.753)$$

$$\sigma_t^2 = 0.6254S_{1t} + 1.736S_{2t} + 8.1813S_{3t}$$

$$P = \begin{bmatrix} 0.96731928 & 0.016454724 & 0.00289254 \\ 0.03268072 & 0.963907970 & 0.07120278 \\ 0.00000000 & 0.019637306 & 0.92590468 \end{bmatrix}$$

由于采用的数值优化算法^[6]估计SWARCH模型时, hessian矩阵不正定, 没有给出被估参数的标准差, 而MS方差模型采用不同初值都能得出一致的参数估计结果, 被估参数下的括号内为标准差。这说明对本文所选取的三个样本数据来说, MS方差模型参数估计的稳定性要优于SWARCH模型。

从转移概率矩阵的估计结果可以看出从低波动到高波动区制的转移概率几乎为零, 说明低波动区制不能直接跳跃到高波动区制。

2.3 不同模型的结果比较和分析

表2和表3给出了不同模型的估计结果比较, 包括参数的个数、对数似然值、AIC准则值、SC准则值、t分布自由度、波动性的持续参数。通过对两表中的AIC和SC信息准则比较分析可知: 相对于常数方差模型, SWARCH类模型极大地提高了对回报序列波动的描述能力; 而MS方差模型对回报序列波动的描述能力最强。同时由于两个样本中SWARCH模型的 λ 的值很小, 我们考虑采用MS方差模型^[20]。

表2 不同模型估计结果比较 (样本2)

模型	参数数量	对数似然值	AIC	SC	自由度	持续性参数 λ
常方差模型	2	-2141.680	3.503973	3.508151	—	—
SWARCH(3,3)	9	-2022.9048	3.3201	3.3577	8.069	0.015
SWARCH(3,3)-L	10	-2022.9046	3.3217	3.3635	8.068	0.015
MS方差模型	9	-2020.1860	3.3157	3.3532	7.78	—

表3 不同模型估计结果比较 (样本3)

模型	参数数量	对数似然值	AIC	SC	自由度	持续性参数 λ
常方差模型	2	-4561.662	3.735294	3.737669	—	—
SWARCH(3,3)	9	-4133.5556	3.3914	3.4127	9.191	0.002
SWARCH(3,3)-L	10	-4131.5401	3.3900	3.4109	8.129	0.049
MS方差模型	9	-4127.3759	3.3863	3.4077	8.753	—

注: AIC为Akaike准则, SC为Schwarz准则, $AIC = (-2 * \text{对数似然函数} + 2 * \text{参数个数}) / T$, $SC = (-2 * \text{对数似然函数} + (\ln T) * \text{参数个数}) / T$, 它们综合考虑了模型估计的似然值和模型的简洁度(模型的参数个数), 可以评价模型的估计效果, 其数值越小越好; 对于GARCH(p,q)模型, 持续性参数 $\lambda = \sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{i=1}^q \beta_i$, SWARCH的持续性参数见文献[15]。

从两个模型的三个样本估计结果都可以看出, 各个区制的时间分布反映了我国股票市场的波动性逐渐下降的过程: 高波动状态分布在早期, 而低波动状态大部分分布在中期和后期。从波动性的低波动状态向高波动状态转移的时间点看, 这些时间点大多位于对股市下跌过程中的阶段底部和上涨过程中的阶段顶部, 如: 2001年1月, 2001年5月, 2004年的9月, 2005年5月是下跌过程中的阶段底部; 2006年的5月, 2006年的12月是上涨过程中的阶段顶部。这些时间里都有重要的宏观经济信息的发布和政策的干预。

虽然从收益率平滑概率图中不能看出两个模型对区制划分的区别, 它们都能很好的刻画股市的波动, 但是由于MS方差模型的模型结构更简单, 能得到一致收敛的参数估计结果, 所以同样条件下MS方差模型更可取。

从样本3的两倍方差估计结果比较图中可以看出SWARCH模型的估计结果明显超过了10%的涨跌幅（我国股市从1996年末有了涨跌停板制度），而MS方差模型有很好的估计结果。

以下分别是样本2和样本3从低波动，中波动到高波动的平滑概率图：

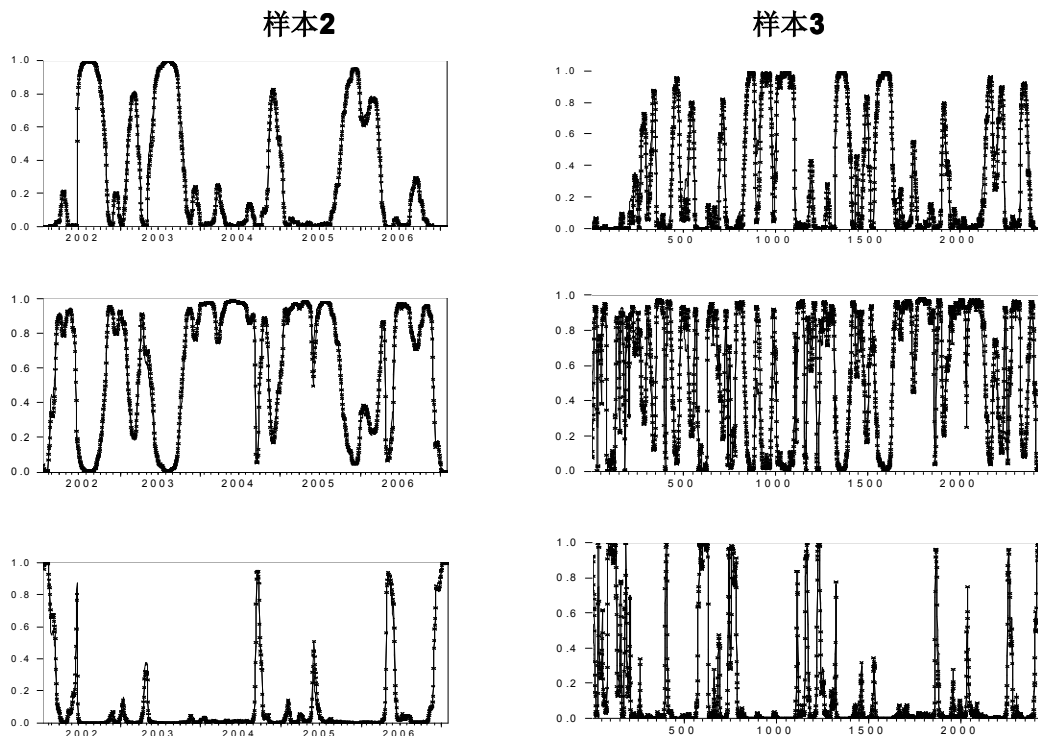


图3 收益率平滑概率图

以下分别是样本2和样本3的日收益率序列图和两倍方差估计结果比较图：

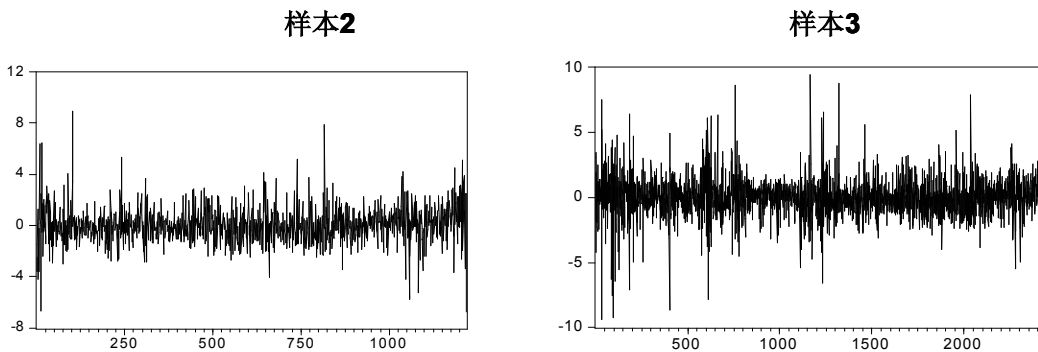


图4 日收益率序列图

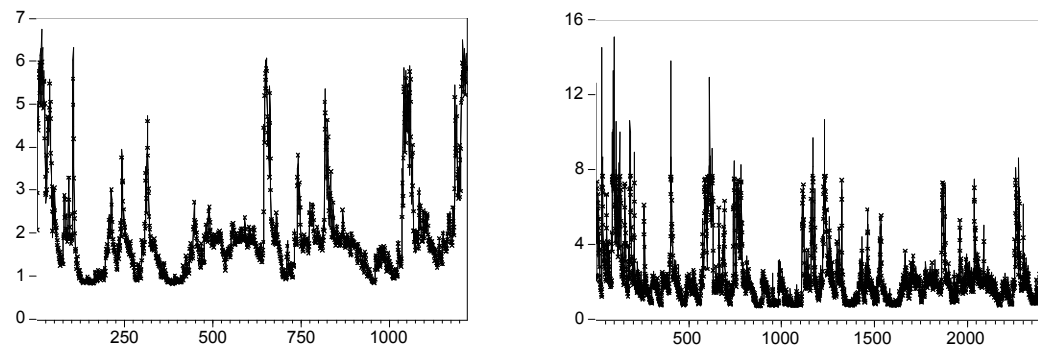


图5 两倍方差估计结果比较图

3 结论

本文通过对我国股市的上证指数和沪深300指数的三个样本的比较研究发现,当ARCH效应不显著时(持续性参数 λ 很小),MS方差模型的拟合效果明显优于SWARCH模型,并且如果在参数估计的数值优化算法中选取不同初值,MS方差模型参数估计结果的稳定性也明显优于SWARCH模型。并且MS方差模型可以很好的刻画我国股市波动的异方差性,而无需考虑ARCH效应。这都说明了在对我国股市的研究方面,MS模型具有结构简单,参数估计结果稳定,拟合效果好等优势。

此外,在对样本3的两倍方差估计结果比较中,MS方差模型有很好的估计结果,而SWARCH模型的估计结果明显超过了10%的涨跌幅(我国股市从1996年末有了涨跌停板制度)。

参考文献:

- [1] Abiad, Abdul, 2003, "Early Warning Systems for Currency Crises: A Survey and a Regime- Switching Approach", IMF Working Paper 03/32.
- [2] Allen, Franklin, and Douglas Gale, 2000d, "Financial Contagion," Journal of Political Economy 108, 1-33.
- [3] Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive 37 conditional heteroskedasticity. Journal of Econometrics 31, 307-327.
- [4] Bollerslev, T., Chou, R.Y., Kroner, K.F. (1992). ARCH modeling in finance. Journal of Econometrics 52, 5-59.
- [5] Cai, J. (1994). A markov model of switching-regime ARCH. Journal of Business and Economic Statistics, 12, 309-316.
- [6] Chu, C.-S. J., Santoni, G.J., Liu, T., 1996. Stock market volatility and regime shifts in returns. Information Sciences 94, 179-190.
- [7] Ceccheetti, S. G. , Lam , P.S and Mark , N.C , 1990 Mean reversion in equilibrium asset price [J] ,American Economic Review 80,398~418.
- [8] Duffie, D., Pan, J. (1997). An overview of value at risk. Journal of Derivatives 4, 7-49.
- [9] Engle, R.F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation, Econometrica 50, 38 987-1007.
- [10] Engle, R.F. (1983). Estimates of the variance of U.S. inflation based upon the ARCH model. Journal of Money, Credit and Banking, Vol. 15, No. 3, 286-301.
- [11] Gray, S.F. (1996). Modeling the conditional distribution of interest rates as a regime switching process. Journal of Financial Econometrics 42, 27-62.
- [12] Hamilton, J.D. (1988). Rational –expectations econometric analysis of changes in regime: an investigation of the term structure of interest rates. Journal of Economic Dynamics and Control 12, 385-423.
- [13] Hamilton, J.D. (1989). A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. Econometrica 57, 357-384.
- [14] Hamilton, J.D. (1994). Time Series Analysis. Princeton University Press.
- [15] Hamilton, J.D., Susmel, R. (1994). Autoregressive 39 conditional heteroskedasticity and changes in regime. Journal of Econometrics 64, 307-333.
- [16] Hamilton, J.D., Lin, G. (1996). Stock market volatility and the business cycle. Journal of Applied Econometrics 11, 573-593.
- [17] Hsieh, D.A. (1988). The statistical properties of daily foreign exchange rates: 1974-1983. Journal of International Economics 24, 129-145.
- [18] Jorion, P. (1996). Value at Risk: the new benchmark for controlling market risk. McGraw-Hill, New York.
- [19] Kim, Chang Jin (1994), "Dynamic Linear Models with Markov-Switching," Journal of Econometrics 60, 1-22.

- [20] Kim, Chang Jin, and Charles R. Nelson (1999), *State-Space Models with Regime Switching*, Cambridge, Massachusetts: MIT Press.
- [21] Lamoureux, C.G., Lastrapes, W. D. (1990). Persistence in variance, structural change and the GARCH model. *Journal of Business and Economic Statistics* 8, 225-234.
- [22] Lucas, R. E., (1978) Asset Price in an Exchange Economy [J] *Econometrica* 46, 1926-1946.
- [23] Meese, R.A. (1986). Testing for bubbles in exchange markets: a case of sparkling rates? *Journal of Political Economy* 94, 345-373.
- [24] Nelson, D.B. (1991). Conditional heteroscedasticity in asset returns: a new approach. *Econometrica* 59, 347-370.
- [25] Penza, P., Bansal, V.K. (2001). *Measuring market risk with Value at Risk*. John Wiley & Sons.
- [26] Phelan, M.J. (1995). *Probability and statistics applied to the practice of financial risk management: the case of JP Morgan's RiskMetrics*. Working Paper Wharton School.
- [27] Rockinger, M. (1994). Regime switching: evidence for the French stock market, Mimeo HEC.
- [28] van Norden, S., Schaller, H. (1993). Regime switching in stock market returns, Mimeo Bank of Canada and Carleton University.
- [29] Zakoian J M. Threshold Heteroskedastic Models[R]. Manuscript, CREST, INSEE, Paris, 1990
- [30] 陈守东、杨莹、马辉:《中国金融风险预警研究》,《数量经济技术经济研究》2006 年第 7 期。
- [31] 陈守东, 俞世典(2002). 基于 GARCH 模型的 VaR 方法——对中国股市的分析, 吉林大学社会科学学报, 2002 年 7 月第 4 期, 11-17.

The Comparison Study of MS Variance Model and SWARCH Model on China's Stock Market Volatility

Chen Shou-dong Wang Chen Sun Ye-meng

(Center for Quantitative Economic of Jilin University, Business School of Jilin University, Changchun, 130012)

Abstract: Application of SWARCH model on the Chinese stock market volatility, characterization of the volatility can yield dramatic fluctuations of the financial time series, while GARCH model overestimates the continuing volatility. Moreover the latest data of the China's stock market, Markov – Switching variance model than SWARCH Model has a better description on the volatility of the stock market.

Key words: Volatility; MS var model; Swarch model

收稿日期: 2007 年 2 月 18 日

基金项目: 本文得到“吉林大学‘985 工程’项目”、吉林大学经济分析与预测创新基地、04 年教育部重大项目(05JJD790005)资助。

作者简介: 陈守东, 男, 1955 年 1 月生, 汉族, 天津市蓟县人, 吉林大学数量经济研究中心、商学院财务系主任、教授, 博士生导师 博士学位 研究方向: 数量经济学, 通讯地址: 长春市前进大街 2699 号吉林大学商学院, 130012, 联系电话: 0431-5166334 (办) 0431-5182678 (宅) 13331666307 (手机) 0431-5168766 (传真), 电子邮件: chensd@jlu.edu.cn。王 晨(1979—), 男, 吉林省长春市人, 吉林大学商学院数量经济学专业硕士研究生。孙叶萌(1980—), 女, 吉林省长春市人, 吉林大学商学院数量经济学专业博士研究生。