

文章编号:1003-207(2013)02-0042-08

基于马尔可夫状态转换模型的沪深股市波动率的估计

杨继平, 张春会

(北京航空航天大学经济管理学院, 北京 100191)

摘要:为了更准确地估计具有结构转换的沪深股市收益率波动特征, 本文将沪深股市的波动变化分为上涨、下跌和盘整三个状态, 选用 2000 年 1 月 4 日至 2011 年 12 月 30 日的上证综指和深证成指日收益率数据作为样本, 2012 年 1 月 4 日至 2012 年 1 月 17 日的日收益率作为样本外预测, 分别应用 GARCH 和 APGARARCH 模型, 以及 RS-GARCH 和 RS-APGARARCH 模型估计和预测两序列的波动率, 最后采用 MSE_1 、 MSE_2 和 QLIKE 对估计和预测出的波动率进行评价。结果表明: 单一状态和三种状态下 APGARARCH 模型均比 GARCH 模型估计和预测的波动率更准确; 更进一步带有马尔可夫状态转换的模型估计和预测出的波动率更准确, 且误差分布服从正态分布的模型估计和预测的波动率拟合结果优于误差服从 t 分布的模型。

关键词:马尔可夫状态转换; APGARARCH 模型; 波动率

中图分类号:F830.91 **文献标识码:**A

1 引言

在全球金融市场波动剧烈的国际背景下, 前所未有的冲击加剧了我国金融市场的波动, 也带来了更多的结构变化。金融时间序列的波动性具有时变性、聚集性、非对称性和长记忆性等特征。金融市场波动性, 不仅与金融市场的不确定性和风险性直接相关, 而且是企业和个人投资消费、政府制定政策的重要影响因素。因此, 金融时间序列波动率的估计和预测一直是金融市场风险管理领域研究的重要课题之一。

一般来说, ARCH 类模型是估计金融时间序列波动率的传统模型。Engle^[1]提出能够刻画金融时间序列特征和估计波动率的自回归条件异方差 (autoregressive conditional heteroscedasticity, ARCH) 模型。之后, 众多的研究学者在此基础上提出了更多的条件异方差模型。Bollerslev^[2]提出了推广的自回归条件异方差 (generalized ARCH, GARCH) 模型, 该模型能够较好的刻画金融时间序列的厚尾特征和波动率的聚集性, 但不能反映正负信息的冲

击反应。Engle 等^[3]建立了利用条件方差表示预期风险的均值 (ARCH-M) 模型。针对 GARCH 模型的缺点, Nelson^[4]提出了指数 GARCH (EGARCH) 模型, 该模型不仅克服了 GARCH 模型中对参数的非负限制, 还能反映出不同信息对波动率造成的不同冲击, 即该模型可以反映波动率的非对称性。Ding 等^[5]提出了非对称幂 GARCH (APGARARCH) 模型用以描述金融时间序列的长记忆性。Glosten 等^[6]提出了 GJR-GARCH 模型, 该模型反映了波动率的非对称杠杆效应。Rabemananjara 和 Zakoian^[7]提出了门限 GARCH (TGARCH) 模型, 该模型较好的反映了波动率的非对称性和持续性。Bollerslev 等^[8]提出了非线性幂 GARCH (NPGARCH) 模型, 该模型能够描述金融时间序列波动率的杠杆效应。

在 ARCH 类模型理论快速发展的同时, 国内外的众多学者也将其应用于实证检验研究之中。任彪和李双成^[9]利用三种 GARCH-M 模型对中国股票市场不同发展阶段波动的非对称性特征进行了实证分析, 通过对三种模型进行比较, 发现 EGARCH-M 模型是描述中国股市波动非对称性特征的最优模型。侯燕明和查奇芬^[10]在对沪市地产指数和五只代表性股票的波动性进行统计描述的基础上, 通过建立 GARCH 和 TGARCH 模型, 对沪市地产股的波动性进行分析, 结果表明我国沪市地产股收益率序列的波动具有显著的异方差性, 并且股价波动存

收稿日期: 2012-09-10; 修订日期: 2013-01-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (70871003, 71271011)

作者简介: 杨继平 (1963-), 男 (汉族), 内蒙古呼和浩特人, 北京航空航天大学, 副教授, 研究方向: 金融计量建模、投资决策等。

在集群性和持续性以及非对称性等特征。Liu 和 Hung^[11]采用 GARCH 模型和对称模型(GJR-GARCH 和 EGARCH)对标准普尔 100 指数 1997—2003 年间的日收益率进行波动率估计和预测,实证结果表明,GJR-GARCH 模型得到了最准确的波动性预测结果,EGARCH 模型次之,即对称形式的模型在预测股市波动率方面有较高准确度,但是如果不考虑日收益率序列的非对称性,GARCH 模型比那些设有复杂误差分布的模型在预测方面表现更好。Orhan 和 Koksal^[12]通过选取新兴市场(巴西和土耳其)和成熟市场(美国和德国)的股票日收益率,采用 GARCH 族模型对 VaR 进行了估计、检验和比较,结果发现 ARCH 模型的结果最好,GARCH(1,1)模型次之,NPGARCH 模型表现最差。

ARCH 类模型得到广泛应用,但不能较好的刻画金融时间序列结构转换的特征。而在研究金融时间序列结构转换方面,马尔可夫状态转换模型是近些年发展最快、应用最广泛的状态转换模型。Hamilton 和 Susmel^[13]将马尔可夫状态转换与 ARCH 模型结合起来,最早建立了具有马尔可夫状态转换的 ARCH(RS-ARCH)模型,而且该模型对金融时间序列具有较好的拟合效果。Gray^[14]提出了 RS-GARCH 模型,并采用极大似然法对模型进行估计。Ané 和 Ureche-Rangau^[15]构建了一个状态转换非对称幂 GARCH (regime switching asymmetric power GARCH,RS-APGARCH)模型,并用该模型来分析亚洲股票指数收益的动态。李松臣和张世英^[16]针对金融时间序列非对称性、厚尾性及强持续性的特点,结合变结构问题提出了变结构门限 GARCH 模型,在实证检验中也得到了比 GARCH 模型更好的估计结果。Henry 等^[17]将马尔可夫机制转换思想与 EGARCH 模型相结合,构建了马尔可夫机制转换 EGARCH(RS-EGARCH)模型,该模型不仅能够克服波动预测值偏高、持续性过强的问题,解释“压力释放效应”,还能够解释波动的非对称性,并且无须对条件方差参数施加非负约束,比较容易估计。张锐和魏宇^[18]在 Henry^[17]的基础上提出了一种新的 RS-EGARCH 模型,该模型假定了收益残差序列可以服从高斯、学生 t 以及广义误差分布,并进一步允许其分布的自由度与所处机制有关,以便刻画金融收益可能随时间变化的厚尾特征,而且实证结果表明 RS-EGARCH 在各种分布下均能得到较为精确的预测值。

与此同时,在模型应用方面,国内外学者也做了

大量工作。蒋祥林、等^[19]将波动状态分为高中低三种状态,并用 RS-ARCH 模型估计和预测了股市波动率,结果表明 RS-ARCH 模型较传统的 ARCH 类模型显著地提高了股票市场波动性的描述与预测能力。在考虑股市中存在的波动率状态的情况下,Li 和 Lin^[20]利用一个三状态的 MRS-ARCH 模型分析了台湾股票指数收益的波动性。Moore 和 Wang^[21]采用马尔可夫结构转换模型对欧盟中由共和体制改为资本体制的新兴四国股市进行研究,发现新兴国家的股市中存在两到三个波动率状态。Krämer^[22]考虑马尔可夫转换 GARCH(1,1)模型随时间变化的转移概率,计算发现,该模型能够很好的体现金融时间序列的长记忆性。Walid 等^[23]采用 RS-EGARCH 模型研究了新兴市场的股票价格指数与汇率之间的动态联系,并与 EGARCH 模型的估计结果进行了对比,发现 RS-EGARCH 模型能得到较为准确的结果。

众多的研究表明,带有状态转换的 GARCH 类模型要比但状态 GARCH 类模型能更精确的估计和预测金融时间序列的波动率。本文将在三种状态下进一步比较不同的状态转换模型估计和预测金融时间序列波动率的能力。我们将上证综指和深证成指的变动分为三种状态:震荡调整、大幅上涨和大幅下跌,并采用 GARCH 和 APGARCH 模型,以及 RS-GARCH 模型和 RS-APGARCH 模型估计两市收益率序列的波动率,最后比较各模型估计的波动率的准确性。

2 模型和估计方法

2.1 GARCH 模型

Bollerslev^[2]在 ARCH 模型的基础上,提出了 GARCH 模型。设 $\{Y_t\}$ 为一时间序列,则一般的 GARCH(1,1)模型定义如下:

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t, z_t \sim iddN(0,1) \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 \quad (3)$$

其中, $\alpha_i (i = 0, 1), \beta_0 > 0, \beta_j \geq 0 (j = 1, 2)$ 为未知参数。如果要使 X_t 为宽平稳过程,则参数还应满足有界约束: $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ 。

2.2 APGARCH 模型

Ding 等^[5]提出了 APGARCH 模型,设 $\{Y_t\}$ 为一时间序列,APGARCH(1,1)模型定义如下:

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t, z_t \sim iddN(0,1) \quad (5)$$

$$\sigma_t^\delta = \beta_0 + \beta_1 (|\epsilon_{t-1}| + \gamma_1 \epsilon_{t-1})^\delta + \beta_2 \sigma_{t-1}^\delta \quad (6)$$

其中, $\alpha_i (i = 0, 1), \beta_0 > 0, \beta_1, \beta_2 \geq 0, \delta \geq 0, -1 < \gamma_1 < 1$ 均为未知参数。

2.3 RS-GARCH 模型

Gray^[14] 提出了 RS-GARCH 模型, 设 $\{Y_t\}$ 为一时间序列, RS-GARCH 模型定义如下:

$$Y_{s,t} = a_{s,0} + a_{s,1}Y_{t-1} + \epsilon_t \quad (7)$$

$$\epsilon_t = \sigma_{s,t} z_t, z_t \sim iid(0, 1) \quad (8)$$

$$\epsilon_t \sim (0, \sigma_{s,t}^2) \quad (9)$$

$$\sigma_{s,t}^2 = \beta_{s,0} + \beta_{s,1} \epsilon_{t-1}^2 + \beta_{s,2} \sigma_{s,t-1}^2 \quad (10)$$

其中, $\alpha_{s,i} (i = 0, 1), \beta_{s,0} > 0, \beta_{s,j} \geq 0 (j = 1, 2)$ 为未知参数, $s_t = 1, 2, \dots, k$ (代表经济状态 $1, 2, \dots, k$)。

2.4 RS-APGARCH 模型

Ané 和 Ureche-Rangau^[15] 提出了 RS-AP-GARCH 模型。设 $\{Y_t\}$ 为一时间序列, RS-AP-GARCH 模型可描述为:

$$Y_{s,t} = a_{s,0} + a_{s,1}Y_{t-1} + \epsilon_t \quad (11)$$

$$\epsilon_t = \sigma_{s,t} z_t, z_t \sim iid(0, 1) \quad (12)$$

$$\epsilon_t \sim (0, \sigma_{s,t}^2) \quad (13)$$

$$\sigma_{s,t}^\delta = \beta_{s,0} + \beta_{s,1} (|\epsilon_{t-1}| + \gamma_{s,1} \epsilon_{t-1})^\delta \delta_{s_t} + \beta_{s,2} \sigma_{s,t-1}^\delta \quad (14)$$

其中, $\alpha_{s,i} (i = 0, 1), \beta_{s,0} > 0, \beta_{s,1}, \beta_{s,2} \geq 0$ 为未知参数, $\delta_{s_t} > 0, -1 < \gamma_{s,r} < 1, s_t = 1, 2, \dots, k$ (代表经济状态 $1, 2, \dots, k$)。

2.5 估计方法

本文用极大似然估计法估计马尔可夫状态转换模型。令 y_t 为一个观察到的内生变量的向量, x_t 为一个观察到的外生变量的向量。令 Y_t 为包含至时期 t 的全部观察值的一个向量, 即 $Y_t = \{y_1, y_2, \dots, y_t\}$ 。在模型中, $s_t (s_t = 1, 2, \dots, k)$ 为不可观测的状态变量状态的转移服从 k 状态马尔可夫过程。模型的转换概率满足: $p_{ij} = P(s_t = j | s_{t-1} = i)$, 对于所有的 $i, \sum_{j=1}^k p_{ij} = 1$ 。

y_t 关于 Y_t 和 $s_t = j (j = 1, 2, \dots, k)$ 的条件概率密度为:

$$f(y_t | s_t = j, x_t, Y_t; \theta), j = 1, 2, \dots, k \quad (16)$$

其中, θ 是一个条件密度的参数向量。

关于 y_t 条件密度 $f(y_t | x_t, Y_t; \theta)$ 中的参数向量 θ 的条件对数似然函数为:

$$L(\theta) = \sum_{t=1}^T \ln f(y_t | x_t, Y_t; \theta)。$$

极大似然函数估计法的估计步骤为:

第一步: 给定一个初始值 $P\{s_0 = j; \theta\}, j = 1, 2, \dots, k$;

第二步: 当 $t=t$ 时, 计算联合密度函数:

$$P(y_t, s_t = j | x_t, Y_{t-1}; \theta) = P(s_t = j | x_t, Y_{t-1}; \theta) \times f(y_t | s_t = j, x_t, Y_{t-1}; \theta);$$

第三步: 将上式的可能值相加得到条件概率密度 $f(y_t | x_t, Y_{t-1}; \theta)$;

第四步: 计算对数似然函数 $L(\theta) = \sum_{t=1}^T \ln f(y_t | x_t, Y_t; \theta)$, 并使之最大化, 得到参数 θ 的估计值 $\hat{\theta}$ 。当 $t=T$ 样本容量时, 迭代结束。否则, 转入下一步。

第五步: 当 $t=t+1$ 时, 计算概率:

$$P(s_t = j | Y_{t-1}; \theta) = P(s_t = j | x_t, Y_{t-1}; \theta) = \frac{p(y_t, s_t = j | x_t, Y_{t-1}; \theta)}{f(y_t | x_t, Y_{t-1}; \theta)}。$$

将第四步得到的参数估计值 $\hat{\theta}$ 代入上式, 并转入到第二步。

3 实证分析

3.1 样本选取和沪深股市波动的基本统计特征

本文以上证综指和深证成指的日对数收益率为研究对象, 样本期选为 2000 年 1 月 4 日至 2011 年 12 月 30 日, 共 2901 个交易日的日收盘指数和收益率数据。使用软件 Matlab 2010, Eviews 6 和 R 2.12 进行编程分析。

设 P_t 为股市第 t 日的收盘指数, R_t 为第 t 日的对数百分收益率, 则 $R_t = 100 \times \ln(P_t/P_{t-1})$ 。上证综指和深证成指收益率的波动状况、基本统计特征、平稳性及 ARCH 效应检验分别如图 1、图 2 和表 1、表 2 所示。

由图 1 和图 2 可以看出, 上证综指和深证成指收益率均呈现出不规则的变化, 没有明显的变化趋势, 围绕着横轴表现出较大的波动性。

表 1 上证综指和深证成指日收益率序列基本统计特征

| | 均值 | 标准差 | 偏度 | 峰度 | J-B 统计量 | P 值 |
|------|----------|----------|-----------|----------|----------|--------|
| 上证综指 | 0.015420 | 1.670637 | -0.097903 | 6.964730 | 1904.023 | 0.0000 |
| 深证成指 | 0.032284 | 1.834569 | -0.133479 | 6.230151 | 1269.371 | 0.0000 |

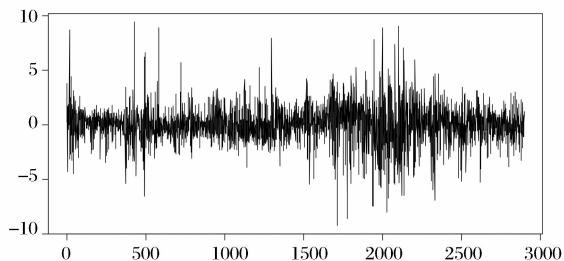


图 1 上证综指日收益率序列

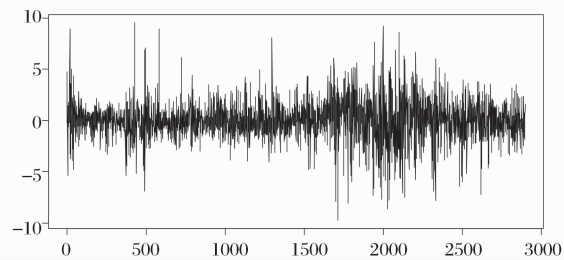


图 2 深证成指日收益率序列

由表 1 可知,上证综指和深证成指日对数收益率序列均呈现出左偏的特征;且峰度明显大于 3,说明样本序列呈现尖峰厚尾的特征。J-B 检验统计量的值远大于 χ^2 分布的临界值 $\chi^2_{0.05}(2) = 5.99$,说明日收益率序列不服从正态分布。

表 2 上证综指和深证成指日收益率序列平稳性检验

| 指数 | ADF 统计量 | P 值 | LM 统计量 | P 值 |
|------|-----------|--------|----------|--------|
| 上证综指 | -53.22662 | 0.0000 | 13.88490 | 0.0077 |
| 深证成指 | -51.39244 | 0.0000 | 15.26466 | 0.0042 |

由表 2 可知,上证综指和深证成指的日对数收益率序列为平稳序列,而且具有异方差效应。

表 4 上证综指和深证成指日收益率波动 APGARCH 模型的估计结果

| 参数 | α_0 | α_1 | β_0 | β_1 | β_2 | γ_1 | δ | 自由度 |
|-----------|------------|------------|-----------|-----------|-----------|------------|----------|--------|
| 上证综指 | 0.0349 | 0.0178 | 0.0239 | 0.0866 | 0.9208 | -0.2056 | 1.1131 | 5.3117 |
| APGARCH-t | (0.12) | (0.34) | (0.00) | (0.00) | (0.00) | (0.00) | (0.00) | (0.00) |
| 深证成指 | 0.0116 | 0.0262 | 0.0195 | 0.0815 | 0.9276 | -0.1728 | 0.9143 | 6.0283 |
| APGARCH-t | (0.65) | (0.16) | (0.00) | (0.00) | (0.00) | (0.01) | (0.00) | (0.00) |

表 5 上证综指和深证成指 RS-GARCH 模型的估计结果(正态分布)

| 参数 | 上证综指 RS-GARCH 参数估计 | | | 深证成指 RS-GARCH 参数估计 | | |
|------------|--------------------|--------------|---------------|--------------------|---------------|---------------|
| | 状态 1 | 状态 2 | 状态 3 | 状态 1 | 状态 2 | 状态 3 |
| α_0 | -4.0939(0.00) | 0.0107(0.64) | 1.9660(0.00) | -4.6866(0.00) | -0.0028(0.91) | 2.307(0.00) |
| α_1 | -0.1082(0.17) | 0.0294(0.18) | -0.1105(0.05) | -0.1558(0.01) | 0.0406(0.06) | -0.0961(0.08) |
| β_0 | 0.2246(0.16) | 0.0289(0.00) | 0.0833(0.11) | 1.3202(0.17) | 0.0369(0.01) | 0.0956(0.08) |
| β_1 | 0.0321(0.15) | 0.0368(0.00) | 0.0364(0.01) | 0.0818(0.22) | 0.0344(0.00) | 0.0174(0.18) |
| β_2 | 0.9388(0.00) | 0.9429(0.00) | 0.9373(0.00) | 0.6059(0.06) | 0.9443(0.00) | 0.9537(0.00) |
| p_{ii} | 0.2095(0.00) | 0.9753(0.00) | 0.6523(0.00) | 0.3016(0.00) | 0.9811(0.00) | 0.6712(0.00) |

3.2 单一状态沪深股市收益率波动的 GARCH 模型和 APGARCH 模型估计

根据上证综指和深证成指日收益率序列,利用软件 Eviews 6 选取误差分布为 t 分布时估计 GARCH(1,1)模型和 APGARCH(1,1)模型的参数,估计结果如表 3 和表 4 所示。

表 3 上证综指和深证成指日收益率波动 GARCH 模型的估计结果

| 参数 | α_0 | α_1 | β_0 | β_1 | β_2 | 自由度 |
|---------|------------|------------|-----------|-----------|-----------|--------|
| 上证综指 | 0.0399 | 0.0172 | 0.0317 | 0.0745 | 0.9175 | 5.0760 |
| GARCH-t | (0.08) | (0.36) | (0.00) | (0.00) | (0.00) | (0.00) |
| 深证成指 | 0.0189 | 0.0252 | 0.0374 | 0.0736 | 0.9175 | 5.7053 |
| GARCH-t | (0.46) | (0.18) | (0.00) | (0.00) | (0.00) | (0.00) |

由表 3 可知,上证综指和深证成指日收益率波动的 GARCH 模型得到的 $\beta_1 + \beta_2$ 的值均接近于 1,说明沪深股市收益率波动具有较强的持续性。上证综指和深证成指日收益率波动的 APGARCH 模型中, β_2 的值也均大于 0.9,说明持续性也较强; γ_1 的值均为负值,这表明收益率对信息冲击的反应是非对称的,即存在“杠杆效应”,而且利空消息对收益率序列波动的冲击更大。

3.3 RS-GARCH 模型和 RS-APGARCH 模型的估计

根据上证综指和深证成指日收益率序列和极大似然函数估计法,市场指数的状态分为下跌,盘整和上涨三种状态,利用软件 Matlab 2010 分别在误差分布为正态分布和 t 分布情况下估计 RS-GARCH 模型和 RS-APGARCH 模型的参数,估计结果如表 5-8 所示。

表 6 上证综指和深证成指 RS-APGARCH 模型的估计结果(正态分布)

| 参数 | 上证综指 RS-APGARCH 参数估计 | | | 深证成指 RS-APGARCH 参数估计 | | |
|------------|----------------------|---------------|---------------|----------------------|---------------|---------------|
| | 状态 1 | 状态 2 | 状态 3 | 状态 1 | 状态 2 | 状态 3 |
| α_0 | -4.1303(0.00) | 0.0246(0.03) | 1.8815(0.00) | -4.6698(0.00) | -0.0120(0.62) | 2.2830(0.00) |
| α_1 | -0.1098(0.19) | 0.0229(0.12) | -0.1497(0.00) | -0.1463(0.04) | 0.0412(0.02) | -0.1009(0.05) |
| β_0 | 0.3931(0.11) | 1.1481(0.00) | 0.0046(0.74) | 2.0930(0.19) | 0.0299(0.00) | 0.0321(0.15) |
| β_1 | -0.0492(0.40) | -0.0235(0.21) | 0.0525(0.00) | -0.1495(0.29) | 0.0372(0.00) | 0.0362(0.07) |
| β_2 | 0.9839(0.00) | 0.1098(0.77) | 0.9587(0.00) | 0.5242(0.25) | 0.9444(0.00) | 0.9501(0.00) |
| γ_1 | 0.4350(0.00) | 0.8401(0.00) | -0.9256(0.00) | 0.3058(0.03) | -0.1113(0.30) | -0.9844(0.00) |
| δ | 3.2321(0.03) | 0.0936(0.81) | 0.3331(0.13) | 2.3424(0.11) | 0.5387(0.06) | 0.3647(0.44) |
| p_{ii} | 0.3113(0.00) | 0.9656(0.00) | 0.7064(0.00) | 0.3565(0.00) | 0.9934(0.00) | 0.4904(0.00) |

表 7 上证综指和深证成指 RS-GARCH 模型的估计结果(t 分布)

| 参数 | 上证综指 MS-GARCH 参数估计 | | | 深证成指 MS-GARCH 参数估计 | | |
|------------|--------------------|---------------|---------------|--------------------|---------------|---------------|
| | 状态 1 | 状态 2 | 状态 3 | 状态 1 | 状态 2 | 状态 3 |
| α_0 | -3.9665(0.00) | 0.0123(0.60) | 1.7221(0.00) | -4.6380(0.00) | -0.0039(0.88) | 2.1672(0.00) |
| α_1 | -0.1082(0.17) | 0.0276(0.16) | -0.1119(0.04) | -0.1581(0.00) | 0.0289(0.13) | -0.1100(0.04) |
| β_0 | 0.2693(0.42) | 2.4300(0.00) | 0.1462(0.37) | 1.8081(0.34) | 3.2774(0.00) | 0.2931(0.37) |
| β_1 | 0.0386(0.21) | 0.0203(0.00) | 0.0330(0.23) | 0.0802(0.25) | 0.0135(0.18) | 0.0243(0.44) |
| β_2 | 0.9274(0.00) | 0.7162(0.00) | 0.9250(0.00) | 0.4030(0.59) | 0.9152(0.00) | 0.8960(0.00) |
| t | 7.6017(0.04) | 11.3451(0.00) | 4.4778(0.00) | 13.0659(0.03) | 12.7715(0.00) | 6.4346(0.01) |
| p_{ii} | 0.2095(0.00) | 0.9753(0.00) | 0.6523(0.00) | 0.3016(0.00) | 0.9811(0.00) | 0.6712(0.00) |

表 8 上证综指和深证成指 RS-APGARCH 模型的估计结果(t 分布)

| 参数 | 上证综指 RS-APGARCH 参数估计 | | | 深证成指 RS-APGARCH 参数估计 | | |
|------------|----------------------|---------------|---------------|----------------------|---------------|---------------|
| | 状态 1 | 状态 2 | 状态 3 | 状态 1 | 状态 2 | 状态 3 |
| α_0 | -3.8992(0.00) | 0.0167(0.03) | 1.6878(0.00) | -4.6846(0.00) | -0.0172(0.50) | 2.1339(0.00) |
| α_1 | -0.0870(0.26) | 0.0355(0.12) | -0.1008(0.06) | -0.1382(0.13) | 0.0271(0.20) | -0.0952(0.09) |
| β_0 | 1.0074(0.27) | 0.0267(0.01) | 0.0419(0.57) | 1.9591(0.55) | 0.0509(0.01) | 0.0513(0.27) |
| β_1 | -0.0833(0.44) | 0.0431(0.00) | 0.0771(0.11) | -0.0452(0.78) | 0.0532(0.00) | 0.0402(0.11) |
| β_2 | 0.8441(0.00) | 0.9434(0.00) | 0.9281(0.00) | 0.4803(0.56) | 0.9165(0.00) | 0.9436(0.00) |
| γ_1 | 0.3462(0.01) | -0.2537(0.03) | -0.7785(0.05) | 0.0806(0.03) | -0.1032(0.35) | -1.0000(0.00) |
| δ | 3.1236(0.12) | 0.7423(0.05) | 1.2848(0.43) | 2.3575(0.11) | 0.7031(0.06) | 0.7987(0.42) |
| t | 7.3920(0.05) | 12.4205(0.00) | 5.2252(0.00) | 19.6242(0.04) | 15.5872(0.00) | 8.0234(0.00) |
| p_{ii} | 0.3113(0.00) | 0.9656(0.00) | 0.7064(0.00) | 0.3565(0.00) | 0.9934(0.00) | 0.4904(0.00) |

由表 5—8 可知,上证综指和深证成指日收益率波动的均值方程的常数项的值与三种状态,即下跌、盘整和上涨一一对应。根据 p_{ii} 的值,发现上证综指和深证成指日收益率波动在状态 2,即盘整状态持续的时间最长,而在上涨和下跌的状态持续的时间相对较短。将表 5 和表 3 相比较,发现 RS-GARCH 模型得到的 $\beta_1 + \beta_2$ 值有所下降,波动持续性有所下降。上证综指和深证成指日收益率波动的 RS-APGARCH 模型中 γ_1 在各个状态下对应的值均不为 0,说明了收益率序列存在“杠杆效应”;此外,对应状态 1 的 γ_1 均为正值,对应状态 3 的 γ_1 均为负值且其绝对值要远远大于前者,即在指数处于跌状态时,利好消息对股市收益率的冲击较大;在指数处于上涨状态时,利空消息对股市收益率的冲击较大,而且利空消息对处于上涨状态的市场的冲击要远远大于利好消息对处于大跌状态的市场的冲击。

3.4 模型评价

为了评价 GARCH 模型、APGARCH 模型和 RS-GARCH 模型、RS-APGARCH 模型拟合和预测的准确性,本文采用三种误差度量指标对估计得到的样本期波动率和预测得到的样本外波动率进行评价。将市场在第 t 日收益率减去收益率均值的平方 $(r_t - \bar{r}_t)^2$ 作为市场的实际波动 σ_t^2 ,由模型估计出的条件方差 $\hat{\sigma}_t^2$ 作为对股市波动的拟合和预测值。采用平均平方误差(MSE₁, MSE₂)和高斯准极大似然损失函数误差(QLIKE)作为评判标准。其中,

$$MSE_1 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{\sigma}_t - \sigma_t)^2, \quad MSE_2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{\sigma}_t^2 - \sigma_t^2)^2, \quad QLIKE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\ln(\hat{\sigma}_t^2) + \sigma_t^2 \hat{\sigma}_t^{-2})$$

。计算结果如表 9 和表 10 所示。

表 9 上证综指和深证成指日收益率波动模型样本期拟合误差度量

| 模型 | 上证综指 | | | 深证成指 | | |
|------------------------|------------------|------------------|--------|------------------|------------------|--------|
| | MSE ₁ | MSE ₂ | QLIKE | MSE ₁ | MSE ₂ | QLIKE |
| GARCH(<i>t</i>) | 5.6991 | 43.2775 | 1.8080 | 6.7714 | 54.5032 | 2.0014 |
| APGARCH(<i>t</i>) | 5.6623 | 43.2741 | 1.7959 | 6.7616 | 53.9758 | 1.9887 |
| RS-GARCH(N) | 3.3805 | 11.5097 | 1.4432 | 3.9885 | 12.7039 | 1.6408 |
| RS-APGARCH(N) | 3.3581 | 11.3177 | 1.4503 | 3.9725 | 12.5173 | 1.6279 |
| RS-GARCH(<i>t</i>) | 3.4127 | 11.5636 | 1.4621 | 3.9947 | 12.7410 | 1.6651 |
| RS-APGARCH(<i>t</i>) | 3.3875 | 11.3530 | 1.4351 | 3.9864 | 12.5743 | 1.6272 |

表 10 上证综指和深证成指日收益率波动模型样本外拟合误差度量

| 模型 | 上证综指 | | | 深证成指 | | |
|------------------------|------------------|------------------|--------|------------------|------------------|--------|
| | MSE ₁ | MSE ₂ | QLIKE | MSE ₁ | MSE ₂ | QLIKE |
| GARCH(<i>t</i>) | 5.6994 | 43.2401 | 1.8213 | 6.7779 | 54.5789 | 2.0100 |
| APGARCH(<i>t</i>) | 5.6628 | 42.7000 | 1.7998 | 6.7694 | 54.0301 | 1.9944 |
| RS-GARCH(N) | 3.3965 | 11.5766 | 1.4487 | 4.0191 | 12.9079 | 1.6481 |
| RS-APGARCH(N) | 3.3711 | 11.3290 | 1.4352 | 4.2274 | 12.8795 | 1.6697 |
| RS-GARCH(<i>t</i>) | 3.4290 | 11.6323 | 1.4682 | 4.0276 | 12.9611 | 1.6750 |
| RS-APGARCH(<i>t</i>) | 3.4040 | 11.4184 | 1.4402 | 4.0231 | 12.7712 | 1.6331 |

由表 9 和表 10 可知,上证综指和深证成指的 APGARCH 模型的三种误差度量指标值均小于 GARCH 模型的误差度量指标值,即 APGARCH 模型的估计拟合和预测能力强于 GARCH 模型。带有状态转换的模型的三种误差度量指标值明显小于单状态的 GARCH 模型和 APGARCH 模型的误差度量指标值,即带有状态转换的模型(RS-GARCH 模型,RS-APGARCH 模型)的估计拟合和预测能力优于单状态的模型。误差服从正态分布的马尔可夫状态转换模型的三种误差度量指标值下小于误差服从 *t* 分布的马尔可夫状态转换模型。此外,RS-APGARCH 模型的三种误差度量指标值也小于 RS-GARCH 模型的误差度量指标值,即 RS-APGARCH 模型的估计拟合和预测能力强于 RS-GARCH 模型。综合来看,误差服从正态分布的 RS-APGARCH 模型的估计和预测能力最强。

4 结语

本文分别采用 GARCH 和 APGARCH 模型,以及 RS-GARCH 和 RS-APGARCH 模型在三种状态下对上证综指和深证成指样本期的日对数收益率序列进行建模,并利用误差度量指标 MSE₁、MSE₂ 和 QLIKE 对波动率的估计和预测值进行评价,我们得到以下结论。

首先利用 GARCH 和 APGARCH 模型对上证

综指和深证成指收益率建模,我们发现波动率存在持续性和非对称性,而且 APGARCH 模型的波动率拟合能力强于 GARCH 模型。利用基于马尔可夫状态转换的 GARCH 模型和 APGARCH 模型建模,发现 RS-APGARCH 模型的波动率拟合能力强于 RS-GARCH 模型,这也和 Ané 和 Üreche-Rangau(2006)^[15]得到的结果相同。此外,我们还发现误差服从正态分布的模型拟合能力强于误差服从 *t* 分布的模型,这与通常结论有所不同,未来可对其原因做进一步研究。总体来看,基于马尔可夫状态转换的模型的波动率拟合能力强于 GARCH 模型和 APGARCH 模型,而且误差服从正态分布的 RS-APGARCH 模型的估计和预测结果最优。

将上证综指和深证成指的变动分为下跌、盘整和上涨三种状态,即对应了我们通常所说的股票市场的熊市,调整市和牛市。利用 RS-GARCH 和 RS-APGARCH 模型建模发现,模型的均值方程的常数项的值与本文所分的三种状态一致。此外,市场指数在状态 2,即盘整期的持续期最长,而下跌和上涨的持续期较短,这和市场的基本情况是一致的。

根据 RS-APGARCH 模型中的杠杆系数值,发现对应下跌状态的杠杆系数值为正值,对应上涨的值为负值,且后者绝对值大于前者。这表明,当沪深股指处于下跌状态时,利好消息将对市场产生较大冲击;沪深股指处于上涨状态时,利空消息将对市场

产生较大冲击,而且这种冲击要明显大于前者,即利好消息对处于下跌状态的市场的冲击,这和沪深股指的基本情况以及以往的研究结果基本一致。由此,我们推断,当市场处于盘整期时,政策的出台并不会对市场造成太大的冲击;而当市场处于熊市时,政府可以出台适当的利好政策,这将有助于市场走出熊市;而当市场处于牛市时,利空政策的出台将在很大程度上抑制市场的上涨。因此,政府可以根据市场的形势以及信息对市场的冲击度,出台适当力度的政策,以有效地对市场进行宏观调控。

参考文献:

- [1] Engle R F. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation [J]. *Econometrica*, 1982, 50(4): 987—1007.
- [2] Bollerslev T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity [J]. *Journal of Econometrics*, 1986, 31(3): 307—327.
- [3] Engle R F, Lilien D M, Robins R P. Estimating time varying risk premia in the term structure: the ARCH-M model[J]. *Econometrica*, 1987, 55(2): 391—407.
- [4] Nelson D B. Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach [J]. *Econometrica*, 1991, 59(2): 347—370.
- [5] Ding Zhuaxin, Granger C W J, Engle R F. A long memory property of stock market returns and a new model[J]. *Journal of Empirical Finance*, 1993, 1(1): 83—106.
- [6] Glosten L R, Jagannathan R, Runkle D E. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks [J]. *Journal of Finance*, 1993, 48(5): 1779—1801.
- [7] Rabemananjara R, Zakoian J M. Threshold ARCH models and asymmetries in volatility [J]. *Journal of Applied Econometrics*, 1993, 8(1): 31—49.
- [8] Bollerslev T, Engle R F, Nelson D B. ARCH models [M]. //Engle R F, McFadden D L. *Handbook of econometrics*, Vol 4, Cambridge: Cambridge University Press, 1994.
- [9] 任彪,李双成. 中国股票市场波动非对称性特征研究 [J]. *数学的认识与实践*, 2004,34(9): 63—68.
- [10] 侯燕明,查奇芬. 基于 GARCH 模型的沪市地产股波动性研究[J]. *商业现代化*, 2009,(1): 391—392
- [11] Liu H C, Hung J C. Forecasting S&P-100 stock index volatility: the role of volatility asymmetry and distributional assumption in GARCH models[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(7): 4928—4934.
- [12] Orhan M, Koksal B. A comparison of GARCH models for VaR estimation [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012,39(3):3582—3592.
- [13] Hamilton J D, Susmel R. Autoregressive conditional heteroskedasticity and changes in regime [J]. *Journal of Econometrics*, 1994, 64(1): 307—333.
- [14] Gray S. Modeling the conditional distribution of interest rates as a regime switching process[J]. *Journal of Financial Economics*, 1996, 42(1): 27—62.
- [15] Ané U T L. Stock market dynamics in a regime-switching asymmetric power GARCH model[J]. *International Review of Financial Analysis*, 2006, 15: 109—129.
- [16] 李松臣,张世英. 变结构门限 t-GARCH 模型及其伪持续性研究[J]. *数量经济技术经济研究*, 2006, 23(7): 126—133.
- [17] Henry Ó T. Regime switching in the relationship between equity returns and short-term interest rates in the UK [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2009, 33(2): 405—414.
- [18] 张锐,魏宇,金炜东. 基于 MRS-EGARCH 模型的沪深 300 指数波动率预测研究, [J]. *系统工程学报*, 2011, 26(5): 628—635.
- [19] 蒋详林,王春峰,吴晓霖. 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*, 2004, 19(3): 270—277.
- [20] Li M L, Lin H W. Estimating value-at-risk via Markov switching ARCH models-an empirical study on stock index returns[J]. *Applied Economics Letters*, 2004, 11(11): 679—691.
- [21] Moore T, Wang P. Volatility in stock returns for new EU member states Markov regime switching model[J]. *International Review of Financial Analysis*, 2007, 16(3): 282—292.
- [22] Krämer W. Long memory with Markov-Switching GARCH[J]. *Economics Letters*, 2008, 99(2): 390—392.
- [23] Walid C, Chaker A, Masood O, Fry J. Stock market volatility and exchange rates in emerging countries: a Markov-state switching approach[J]. *Emerging Markets Review*, 2011, 12(3): 272—292.

Volatility Estimation of Shanghai and Shenzhen Stock Market Based on Markov Regime Switching Models

YANG Ji-ping, ZHANG Chun-hui

(School of Economics and Management, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: In order to get the more accurate estimation of volatility of daily return series of Shanghai and Shenzhen Stock market with regime switching, volatility of these stock index return series are divided into three regime states: rising, falling and consolidation in the paper. Return series of Shanghai Composite Index and Shenzhen Component Index are chosen as study sample and January 4, 2000 to 2011 December 30 is set as the sample period and January 4, 2012 to January 17, 2012 is set as out of sample period. Then GARCH model, RS-GARCH model, APGARCh model and RS-APGARCh model are applied to estimation and forecasting of volatility of these two return series. Finally MSE_1 , MSE_2 and QLIKE are used to evaluate the performance of these models. The results show that APGARCh model is more accurate in estimation and prediction of the volatilities of the series than the GARCH model, models with Markov regime switching are more accurate in estimation and prediction of the volatilities of the series, and the models with normal error distribution are more accurate in estimation and prediction of the volatilities of the series than the models with the error distribution following t-distribution.

Key words: Markov regime switching; APGARCh model; volatility