

# GARCH模型和SV模型的应用比较研究 ——以上证指数的波动性为例

顾锋娟

(浙江万里学院, 浙江 宁波 315100)

**摘要:** 文章以上证综指 2007 年 2 月 27 日至 2008 年 5 月 14 日共 293 个交易日的收盘价数据为研究对象,通过构造样本外波动性预测能力指标,分析比较了 GARCH 类模型和 SV 类模型在国内市场上的适用性。文章首先估计 GARCH 类模型和 SV 类模型的参数,其中 SV 模型参数的估计采用最新的马尔可夫链蒙特卡罗方法(MCMC 方法),并由 WINBUGS 软件加以实现。然后通过构造样本外预测能力指标对 GARCH 类模型和 SV 类模型的样本外预测效果进行比较,得出在国内市场 SV 类模型的拟合和预测效果要好于 GARCH 类模型。

**关键词:** 随机波动率(SV)模型; 马尔可夫链蒙特卡罗(MCMC)方法; 样本外预测

**中图分类号:** F 830.91

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1671-2250(2009)02-0001-07

波动性是描述事物变化的一个指标,具体到股票市场,是指对股票价格走势不确定性的一种度量,即对股票市场风险程度的一种估计。由于股市波动在风险管理、资产定价、套利研究等方面都起到重要的作用,特别是随着权证市场的活跃,股指期货等衍生金融产品的即将推出,波动性作为衍生金融产品定价的一个基础指标,其研究的意义越来越突出。

早期度量波动性的方法包括级差法、价格比率法和标准差法,基本上都是假设收益率的波动为常数波动,按照遍历性用收益率序列的历史波动作为未来时点上的收益波动的无偏估计。但是,现实中收益率序列的波动为时变波动,此时收益率序列在各个时点上的分布是不一样的,即分布的标准差会随着时间的变化而变化。为了对时变波动进行刻画,Engle 提出了自回归条件异方差(ARCH)模型<sup>[1]</sup>,Bollersler 提出了广义自回归条件异方差(generalized ARCH, GARCH)模型<sup>[2]</sup>,此后在两者基础上提出大量的扩展模型形成了 ARCH 类或 GARCH 类模型。这两类模型将条件方差定义为前期残差的平方项和前期条件方差的确定性函数,条件方差的估计与过去观测值直接相关,虽然解决了波动的时变性,但也出现了新的问题。当收益序列出现异常观测值时,会使得条件方差的估计突然变动。

为克服这一缺陷, Taylor 等引入了随机波动(stochastic volatility, SV)模型<sup>[3]</sup>,此模型中条件方差不再是一个确定性的函数,而是加入了随机项,以反映随机因素对波动性的影响。但由于加入了随机项,从而使得参数的似然函数和无条件矩的形式无法得到,这样模型参数的估计变得非常的困难。目前估计 SV 模型参数的常用方法主要有以下五种:伪极大似然估计方法(Ruiz, 1994),广义矩估计方法(Andersen, Sprensen, 1996),马尔可夫链蒙特卡罗方法(Kim, Shephard, Chib, 1998; Green, 1995),非线性滤波极大似然估计方法(Watanable, Toshiaki, 1999)和模拟极大似然估计方法(Danielsson, Richard, 1993; Danielsson, 1994)。张世英对这些参数估计做了简要的归纳<sup>[4]</sup>。GARCH 类模型和 SV 类模型各有优劣,在国内的应用比较还不是很多,张世英从峰度指标对 GARCH(1,1)模型和基本 SV 模型进行了比较<sup>[4]</sup>。马国栋、吴喜之

收稿日期: 2008-12-12

基金项目: 浙江省自然科学基金(Y607504)

作者简介: 顾锋娟(1982-),女,江苏南通人,浙江万里学院计算机与信息学院讲师,研究方向:金融工程。

则只对 SV 类模型之间进行比较<sup>[5]</sup>。文章则是利用马尔可夫链蒙特卡罗模拟(MCMC)的一种抽样方法——Gibbs 抽样<sup>[6]</sup>,应用 Winbugs 软件<sup>[7]</sup>对 SV 类模型进行参数估计,并通过构造样本外预测能力指标对 5 类 GARCH 模型和 3 类 SV 模型的样本外预测能力进行比较。

## 1 两类模型的介绍

### 1.1 GARCH 类模型

GARCH 模型一般形式如下:

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad (1a)$$

$$\varepsilon_t | I_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (1b)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 \quad (1c)$$

其中,  $p \geq 0, q \geq 0, \alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0 (i=1, \dots, q), \beta_i \geq 0 (i=1, \dots, p)$ 。满足上述条件的模型称为 GARCH( $p, q$ ) 模型,而称  $\{\varepsilon_t\}$  服从 GARCH( $p, q$ ) 过程。

文章除考虑一般的 GARCH 模型外,还将考虑 TARCH 模型(Zakoian(1990)和 Glosten, Jagariathan, Runkle(1993))、EGARCH 模型(Nelson, 1991)、成分 GARCH 模型和非对称成分 GARCH 模型等四个扩展模型。

### 1.2 SV 类模型

SV 模型一般形式如下:

$$r_t = \exp(\lambda_t / 2) u_t, \quad t = 1, \dots, n \quad (2a)$$

$$\lambda_t = \gamma + \delta(\lambda_{t-1} - \gamma) + v_t \quad (2b)$$

其中,  $\{u_t\}$  和  $\{v_t\}$  是相互独立的,  $\{u_t\}$  是一个鞅差分序列,扰动项  $u_t$  和  $v_t$  可以是同期相关的。一般假定  $\varepsilon_t \sim i.i.N(0, 1), v_t \sim i.i.N(0, \sigma_v^2)$ , 且  $\sigma_v^2$  未知。 $\gamma, \delta$  为常数,  $\delta$  为持续性参数,反应当前波动对未来波动的影响,  $|\delta| < 1$ 。 $\lambda_t$  可扩展为一个 ARMA 过程。基本的 SV 模型中扰动项  $u_t$  服从正态分布,且  $u_t$  和  $v_t$  不相关。

对基本 SV 模型的扰动项  $u_t$  的假设条件放松,让其服从自由度为  $\nu$  的  $t$  分布,得到 SV- $t$  模型,可以度量金融序列所表现出来的“高峰厚尾”与波动的长记忆性。

若  $u_t$  和  $v_t$  相关(严格地说负相关),可以得到杠杆效应的 SV 模型,用以度量金融时间序列的杠杆效应。不妨令  $u_t$  和  $v_t$  的相关系数为  $\rho$ ,就可以得到具有杠杆效应的 SV 模型:

$$r_t = \exp(\lambda_t / 2) u_t, \quad t = 1, 2, \dots, n \quad (3a)$$

$$\lambda_{t+1} = \gamma + \delta(\lambda_t - \gamma) + \sigma v_{t+1}, \quad t = 1, 2, \dots, n-1 \quad (3b)$$

$$\begin{pmatrix} u_t \\ v_{t+1} \end{pmatrix} \sim i.i.d.N \left( \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1, \rho \\ \rho, 1 \end{pmatrix} \right). \quad (3c)$$

## 2 Gibbs 抽样

MCMC 方法的基本思路是,通过构造一个平稳分布为  $\pi(x)$  的抽样,基于这些抽样做出各种统计推断。其算法的核心是对一个给定的多元概率密度,通过反复从一个马尔可夫链中取样来产生变量,该马尔可夫链需具有不变的分布,因此可以根据遍历性对变量进行估计。文章应用 WINBUGS 软件(版本 1.4)采用 MCMC 中最常见的 Gibbs 抽样方法,抽样步骤如下:①初始化  $\lambda$  和  $\theta$ ;②从  $\lambda_t | \lambda_t, r, \theta, t = 1, \dots, n$  中抽

样  $\lambda_i$ ; ③抽样  $\sigma^2 | r, \lambda, \gamma, \delta$ ; ④抽样  $\delta | \lambda, \gamma, \sigma^2$ ; ⑤抽样  $\gamma | \lambda, \delta, \sigma^2$ ; ⑥返回②。

其中,  $r$  包括了样本的所有观测量,  $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_n)^T$  是  $n$  维潜在波动向量, 且  $\theta = (\gamma, \delta, \sigma)^n$  包含 SV 模型的所有参数。

从②到⑤是 Gibbs 抽样的一次完整的记录, 这样循环  $N$  次。一般  $N$  设定很大, 几千次或几万次, 除去前  $M$  次作为“烧数期”, 根据遍历性得到  $\theta$  的统计量  $\hat{\theta}$ :

$$\hat{\theta} \approx \frac{1}{N - M} \sum_{i=M+1}^N \theta^{(i)} \quad (4)$$

其中,  $\theta^{(i)}$  表示第  $i$  次循环的抽样结果, 当然确定初始值和  $N$  值需要保证  $\theta$  的收敛性。

文章对三个未知参数  $\theta = (\gamma, \delta, \sigma)^n$  的先验分布设定参考 Kim(1998)<sup>[8]</sup>:

$$\gamma \sim N(0, 10), \quad \delta = 2\delta^* - 1, \quad \delta^* \sim \text{Beta}(20, 1.5), \quad \sigma^2 \sim \text{IG}(2.5, 0.025)$$

其中,  $\text{Beta}$  表示  $\text{Beta}$  分布,  $\text{IG}$  表示逆  $\text{Gamma}$  分布。此外, 对杠杆 SV 模型, 设定相关系数  $\rho$  的先验分布为  $(-1, 1)$  上的均匀分布。

### 3 参数估计

对 5 类 GARCH 模型和 3 类 SV 模型进行参数估计, 并对模型拟合的结果作简要的分析。

#### 3.1 数据选择

文章以 2007 年 2 月 27 日到 2008 年 2 月 26 日共 243 个样本期的上证综指的日收盘数据为样本内数据, 数据来源 Wind 数据库。为了使均值方程不带常数项, 文章对上证综指的收盘价取对数收益率, 并均值化后得到:

$$\{r_t\} = \ln P_t - \ln P_{t-1} - \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\ln P_t - \ln P_{t-1}) \quad (5)$$

#### 3.2 GARCH 类模型

考虑到证券市场的高峰厚尾、非对称性、波动聚集性以及均值回归等波动特征, 通过验证阶数后, 确定用 GARCH(1, 1)、TARCH(1, 1)、EGARCH(1, 1)、成分 GARCH(1, 1) 以及非对称成分 GARCH(1, 1) 模型对中国证券市场上证综指的波动性进行拟合。由于文章用均值化后的收益率序列进行分析, 所以 GARCH 模型中的均值方程一律不加入常数项  $C$ 。这 5 类模型的拟合效果如表 1 所示。

表 1 GARCH 类模型方差方程结果

	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	成分 GARCH(1,1)	非对称成分 GARCH(1,1)
C	4.49E-06	8.89E-07	-0.098471**		
ARCH(1)	0.081539***	0.081827***			
GARCH(1)	0.908690***	0.989962***			
(RESID<0)*ARCH(1)		-0.120998***			
RES /SQR[GARCH](1)			-0.021797		
RES/SQR[GARCH](1)			0.115020***		
EGARCH(1)			0.985554***		
Perm: C				0.000332*	0.000385**
Perm: [Q-C]				0.979706***	0.970229***
Perm: [ARCH-GARCH]				0.101186***	0.116275***
Tran: [ARCH-Q]				-0.086713	-0.034743
Tran: [GARCH-Q]				0.637211*	-0.807962***
Tran: (RES<0)*[ARCH-Q]					-0.194398***

\*表示 10% 的置信水平, \*\*表示 5% 的置信水平, \*\*\*表示 1% 的置信水平

从表1中可以看出:

(1)波动聚集性明显。

5类GARCH模型中的GARCH、ARCH项的系数都非常显著,即收益序列存在很强的GARCH效应。由于GARCH项代表条件方差的相关系数,如果系数为正,则说明序列存在明显的波动聚集效应,前期较大的波动会带来随后较大的波动,前期较小的波动会带来较小的波动。GARCH项和ARCH项的系数都显著为正,即序列存在波动聚集特征。

(2)冲击对条件异方差的影响是永久的。

GARCH(1,1)模型和TARCH(1,1)模型中的ARCH项和GARCH项两项的参数之和基本上接近于1;EGARCH(1,1)模型中EGARCH(1)项也都接近于1,从而说明冲击对条件方差的影响是永久的、持续的,当证券收益率一旦收到冲击出现异常波动,则在短期内很难得以消除。

通过分析成分GARCH(1,1)和非对称成分GARCH(1,1)的结果,冲击对长期波动率的影响只有0.101126和0.116275,但冲击的持续性很强,长期波动率十分缓慢地(系数0.979706和0.970229)收敛于其长期水平0.000332和0.000385。而短期波动率则以0.550498(0.637211-0.086713)和-0.842705(-0.807962-0.034743)的速率收敛于0,所以长期波动率在条件方差的决定中占主导作用。

(3)波动的非对称现象明显。

通过观察TARCH(1,1)模型中的 $(RESID < 0) * ARCH(1)$ 项,EGARCH(1,1)模型中的 $|RESID| / \sqrt{GARCH(1)}$ 项,非对称成分GARCH(1,1)模型中的 $Tran: (RES < 0) * [ARCH - Q]$ 的系数均为负,说明存在冲击的非对称性,即坏消息对条件方差的影响要大于好消息对条件方差的影响。

### 3.3 SV类模型

#### 3.3.1 基本SV模型

应用WINBUG软件,对基本SV模型中的每个待估计参数进行1000次迭代运算,舍弃前500次迭代,并验证了收敛性,最后得到参数的均值、标准方差和分位数,如表2。

表2 上证综指基本SV模型参数估计结果

参数	均值	标准差	MC误差	2.5%分位数	中位数	97.5%分位数
$\gamma$	-8.701	0.3067	0.04311	-9.22	-8.702	-8.002
$\delta$	0.9712	0.01636	0.002196	0.9335	0.9733	0.9964
$\sigma$	0.1867	0.04572	0.008695	0.1	0.1868	0.2789

将参数代入得到基本正态模型为:

$$r_t = \exp(\lambda_t / 2) u_t, \quad t = 1, \dots, n \quad (6a)$$

$$\lambda_t = -8.701 + 0.9712(\lambda_{t-1} + 8.701) + v_t, \quad v \sim N(0, 0.1867^2) \quad (6b)$$

由长期波动率平方的对数值 $\gamma = -8.701$ ,得到收益的长期波动率为0.0129004,长期年化波动率为0.200683,符合市场波动情况。 $\delta$ 类似于GARCH模型中GARCH项前的系数,表示条件方差的序列相关性,即波动聚集性。 $\delta = 0.9712$ 表示前一期的条件异方差能够解释后一期条件方差的97.12%,前期的高波动性带来后面几期的高波动性, $\delta$ 值越高,说明这种持续性影响的时间越长。

把 $\lambda_t$ 作为参数,通过Gibbs抽样的方法也能得出 $\lambda_t$ 的估计序列 $\hat{\lambda}_t$ 。每一个 $\lambda_t$ 都有一个分布,分布的平均值 $\hat{\lambda}_t$ 作为 $\lambda_t$ 的估计;这样可以得到 $\{\hat{\lambda}_t\}$ 序列。由 $\{\hat{\lambda}_t\}$ 反求波动率序列即为SV模型下的波动率序列 $\{\sigma_t^2\}$ 。

#### 3.3.2 SV-t模型

在用SV-t分布进行估计之前,需要确定残差项 $u_t$ 服从的t分布的自由度 $\nu$ 的大小。确定的方法如下,通过推导可以得出 $\rho(1)$ 和 $\kappa$ 之间的函数关系:

$$\rho(1) = \frac{[\kappa / E(u_t^4)]^\delta - 1}{\kappa - 1} \quad (7)$$

其中,  $\rho(1)$  是平方收益项的一阶自相关系数,  $\kappa$  表示收益序列的峰度。

文章作出  $E(u_t^4)=3.5, 4, 4.5, 5$ , 五种情况下的  $\rho(1)-\kappa$  关系曲线图见图 1。图 1 从左到右共五束线, 依次表示  $E(u_t^4)=5, 4.5, 4, 3.5, 3$ 。每一束从上到下分别表示  $\delta=0.9, 0.95$  和  $0.99$ 。通过对照样本内收益序列的真实的  $\rho=0.048$  和  $\kappa=4.835099$  可以看出  $E(u_t^4)=4$  比较符合真实收益率序列的特征。根据  $E(u_t^4)=4$  大体可以认为  $u_t$  服从自由度为 10 的 t 分布。

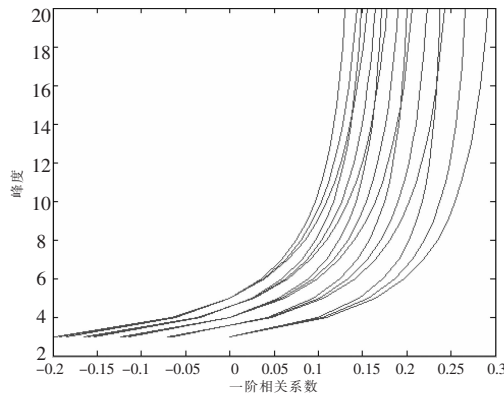


图 1 不同  $E(u_t^4)$  下  $\rho(1)-\kappa$  图

利用 WINBUG 软件得到自由度为 10 的 t 分布的 SV 模型的拟合效果如下：

$$r_t = \exp(\lambda_t / 2) u_t, \quad u_t \sim t(10) \quad t = 1, \dots, n \quad (8a)$$

$$\lambda_t = -8.6 + 0.9648(\lambda_{t-1} + 8.6) + v_t, \quad v_t \sim N(0, 0.1919^2) \quad (8b)$$

表 3 上证综指厚尾 SV 模型参数贝叶斯估计结果

参数	均值	标准差	MC 误差	2.5%分位数	中位数	97.5%分位数
$\gamma$	-8.6	0.3457	0.05761	-9.43	-8.586	-7.914
$\delta$	0.9648	0.02364	0.004015	0.9083	0.9709	0.9952
$\sigma$	0.1919	0.0559	0.01082	0.1192	0.1789	0.3552

与 SV 正态模型相比, SV-t 模型中长期年化波动率为 0.211077, 大于 SV 正态模型中长期年化波动率 0.200683, 更接近实际年化波动率 0.24478。厚尾 SV 模型的波动持续性参数  $\delta=0.9648$ , 略低于 SV 正态模型的波动持续性参数 0.9712。厚尾 SV 模型中波动的标准误差参数的估计  $\sigma=0.1919$ , 比 SV 正态模型下潜在波动的标准误差 0.1867 要大, 从这个指标来看, 厚尾 SV 模型的参数估计精度要略低于 SV 正态模型。

### 3.3.3 杠杆效应的 SV 模型

在杠杆效应 SV 模型中, 引入了  $u_t$  和  $v_t$  之间的相关系数  $\rho$ 。如果  $\rho < 0$  则表明负的冲击对条件方差影响要大于正的冲击对条件方差的影响。

表 4 上证综指杠杆效应 SV 模型参数贝叶斯估计结果

参数	均值	标准差	MC 误差	2.5%分位数	中位数	97.5%分位数
$\gamma$	-8.664	0.3016	0.04146	-9.301	-8.64	-8.13
$\delta$	0.9685	0.01945	0.002935	0.9214	0.9729	0.9945
$\sigma$	0.2025	0.05913	0.007877	0.1201	0.194	0.3452
$\rho$	-0.5299	0.3292	0.0506	-0.9731	-0.5986	0.2369



杠杆效应的 SV 模型的表达式为:

$$\begin{aligned} r_t &= \exp(\lambda_t / 2) u_t \\ \lambda_{t+1} &= -8.664 + 0.9685(\lambda_t + 8.664) + 0.2025 v_t \\ \begin{pmatrix} u_t \\ v_{t+1} \end{pmatrix} &\sim i.i.d.N \left( \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & -0.5299 \\ -0.5299 & 1 \end{pmatrix} \right) \end{aligned} \quad (9)$$

从模型的回归结果来看,  $\rho$  为负; 从 MC 误差来看,  $\rho$  为负是显著的, 即上证综指存在一定的杠杆效应。接下来用模型样本外预测效果来判断各个模型对上证综指的拟合效果。

#### 4 基于模型的样本外预测能力比较模型优劣

以 2008 年 2 月 27 日至 2008 年 5 月 12 日共 50 个交易日的上证综指的日收盘数据为样本外数据, 考察 8 个模型的样本外的预测能力。

具体方法:

①把上证指数样本期外第  $t$  日收益率减去收益率均值的平方  $(r_t - \bar{r}_t)^2$  作为指数在该日的实际波动  $\sigma_t^2$ 。

②由模型所计算的条件方差  $\hat{\sigma}_t^2$  作为股市的波动预测。GARCH 类模型的  $\{\hat{\sigma}_t^2\}$  序列通过递推得到。SV 类模型则通过蒙特卡罗(MC)模拟 1000 次, 每一次模拟可以算出一条条件方差序列, 然后对 1000 次进行平均, 计算出  $\{\hat{\sigma}_t^2\}$  序列。其中, 杠杆 SV 模型中的  $u_t$  和  $v_t$  是根据公式(9)同时产生的相关系数为 -0.5299 的两列随机序列; 其他 SV 模型中  $u_t$  和  $v_t$  则根据各自的分布独立产生。

③用下列两种预测误差度量指标作为评价标准:

$$\begin{aligned} RMSE &= \sqrt{\frac{1}{50} \sum_{t=1}^{50} (\hat{\sigma}_t^2 - \sigma_t^2)^2} \\ MAE &= \text{median} \{ |\sigma_t^2 - \hat{\sigma}_t^2| \} \end{aligned} \quad (10)$$

其中, RMSE 为均方根误差统计量和 MAE 为绝对值误差的中位数。

模型对收益的实际波动预测越准确,  $\hat{\sigma}_t^2$  和  $\sigma_t^2$  相差越小, RMSE 值和 MAE 值越小。5 类 GARCH 模型和 3 类 SV 模型的样本外预测效果如表 5 所示。

表 5 各模型样本外预测效果对比

模型	$\sqrt{\frac{1}{50} \sum_{t=1}^{50} (\sigma_t^2 - \hat{\sigma}_t^2)^2}$	$\text{median}( \sigma_t^2 - \hat{\sigma}_t^2 )$
GARCH(1,1)	0.0030203	0.00099488
TARCH(1,1)	0.006898	0.0069558
EGARCH(1,1)	0.00478	0.0044903
成分 GARCH(1,1)	0.000797	0.00021368
非对称成分 GARCH(1,1)	0.0023449	0.00021822
SV 正态模型	0.0018349	0.00035923
SV-t 模型	0.002818	0.00049177
杠杆 SV 模型	0.0023814	0.00053368

从表 5 可以看出: 成分 GARCH 模型和 SV 正态模型的预测效果最好, 非对称成分 GARCH 模型的预测效果次之, SV-t 模型和杠杆 SV 模型的预测效果要大大好于其他 3 类 GARCH 类模型的预测效果。

#### 5 结语

文章以 2007 年 2 月 27 日至 2008 年 5 月 14 日上证综指的收盘价数据进行分析, 其中 2007 年 2 月

27 日至 2008 年 2 月 26 日为样本内数据,其余为样本外数据。通过用 5 类 GARCH 类模型和 3 类 SV 模型对样本内数据进行波动特征刻画和数据拟合分析,发现这些模型确实能够比较好地刻画股市的波动特征,如:非正态性、波动聚集性、波动的非对称性、波动的均值回归现象等。用样本外预测能力指标对上述 8 个模型的拟合及预测效果进行分析,发现 SV 类模型的总体效果要好于 GARCH 类模型的效果。

#### 参考文献:

- [1] Engle, R. E. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of UK inflation[J]. *Econometrica*, 1982, 50:987-1008.
- [2] Bollerslev, T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity[J]. *Journal of Econometrics*, 1986, 31:307-327.
- [3] Taylor, S. J. Financial returns modeled by the product of two stochastic processes—a study of the daily sugar prices, *Time Series Analysis: Theory and Practice* [M]. North-Holland: Amsterdam Press, 1982:203-226.
- [4] Zhang Shi-ying, Fan Zhi. Cointegration Theory and Volatility Models: Financial Time Series Analysis and Application [M] Beijing: Tsinghua University Press, 2004:308-322.
- [5] 马国栋, 吴喜之. 基于随机波动模型的沪深股市波动分析——以 06,07 年沪深指为例[J]. *数学的实践与认识*, 2008, 38(20):63-71.
- [6] Christian P. Robert, George Casella. Monte Carlo Statistical Methods [M]. New York :Springer-Verlag Press, 1999:203-245.
- [7] Spiegelhalter, D. J Thomas, A. Best, N. G., Gilks, W. R. BUGS 0.5 Bayesian inference using Gibbs sampling [M]. UK.Cambridge: MRC Biostatistics Unit Press, 1996:101-135.
- [8] Kim, S., Shephard, N., Chib, S. Stochastic volatility: likelihood inference and comparison with ARCH models[J]. *Review of Economic Studies*, 1998, 65:PP361-393.

## The Comparison on Applications of GARCH and SV Models ——Taking Shanghai Composite Index as An Example

GU Feng-juan

(Zhejiang Wanli University, Ningbo Zhejiang 315100)

**Abstract:** This paper chooses the daily trading data of Shanghai Composite Index from 2007/2/27 to 2008/5/14 as the object of research, and picks the data of the sub-period from 2007/2/27 to 2008/2/27 as the in-sample data, and others as out-sample data to be examined. By comparing the out-sample forecasting ability of different models, we concluded that the SV models are better than GARCH models as a whole in describing the Shanghai Stock market. First we used the new method of MCMC to examine the parameters of SV model with the data in-sample in the condition of WINBUGS, and then forecasted the conditional variance of SCI out of sample. Finally, we used the ability index of out-sample forecasting to evaluate the fitting effect and forecasting ability of different models, and found that the SV models were better than GARCH models in describing the Shanghai Stock market as a whole.

**Key words:** SV model; MCMC method; out-sample forecasting