中国股票市场波动的非线性 GARCH 预测模型*

魏巍贤[1]　　周晓明[2]
(1. 厦门大学金融研究所　361005; 2. 中共陕西省委办公厅)

摘　要　本文首次应用广义自回归条件异方差(GARCH)模型及其两种非线性修正模型(QGARCH 模型和 GJR 模型)预测中国股票市场的波动。结果表明 QGARCH 模型对中国股市波动具有非凡的预测能力, 它明显地优于随机游动模型, 但 GJR 模型的预测效果欠佳。

关键词　中国股票市场　波动预测　非线性 GARCH 模型

1　引言

股票价格频繁剧烈的波动是股票市场最明显的特征之一。股票价格的时间序列经常表现出一个时期的波动明显地大于另一时期的特征。尽管有大量证据表明, 短期的金融资产价格及收益率是不可预测的[1]。但目前人们普遍认为, 使用特定的时间序列技术可成功地预测金融资产收益率的方差。国外学者的研究结果表明, Bollerslev 提出的广义自回归条件异方差(GARCH) 模型[2]和 Engle 的自回归条件异方差(ARCH) 模型[3], 在预测金融资产收益率方差方面是最为成功的。文献[4] 较全面地综述了 GARCH 模型的应用。粗略地讲, GARCH 模型的建模是使用 AR-MA 类模型来描述误差的方差。GARCH 模型的优势在于它可有效地排除资产收益中的过度峰值(excess kurtosis) 对建模的影响。

金融时间序列的另一显著特点是, 金融资产收益率的分布可能是有偏的。例如, 在概率分布图上, 某些股票市场指数的收益率偏向左边, 即负收益大于正收益; 而另一些股票市场指数的收益率可能偏向右边, 即正收益大于负收益。这样, 使用对称的 GARCH 模型就难以处理这类问题。为了解决这类问题, 最近, 一些学者提出了修正的 GARCH 模型。修正的 GARCH 模型的显著优点在于: 它们不仅能描述资产收益率序列的有偏分布, 而且保留了 GARCH 模型描述过度峰度的优势。本文使用这类修正模型中的两个: 一个是二次 GARCH 模型(即 QGARCH 模型[5,6]); 另一个是 Glosten、Jangnnathan 和 Runkle 于 1992 年提出的模型, 即 GJR 模型。还有一类可描述有偏时间序列的模型是, Nelson 于 1990 年提出的指数 GARCH 模型(即 EGARCH 模型)[7]。本文也将 EGARCH 模型当作可供选择的模型之一。我们使用的模型选择标准是估计方法简单、参数收敛速度快。但计算结果却发现 EGARCH 模型效果欠佳。因此, 本文重点研究前两种非线性 GARCH 模型和标准 GARCH 模型对中国股市波动的预测能力, 以及它们是否能优于随机游动模型。

全文组织如下: 第 2 节给出本文所使用的模型, 第 3 节讨论中国股市数据的统计特征, 第 4 节给出模型的估计结果, 第 5 节评价 GARCH、QGARCH、GJR 模型以及随机游动模型的预测效果。最后给出本文结论。

2　GARCH 模型

考虑一个综合指数为 I_t、收益率为 r_t 的股票市场。其中 $r_t = \ln(I_t) - \ln(I_{t-1})$, 下标 t 记为观测值的周数。r_t 是具有 GARCH(1, 1) 扰动的 p 阶自回归模型, 可表示为:

$$\Psi_p(B) r_t = \mu + \varepsilon_t, \text{ with } \Psi_p(B) = 1 - \Psi_1 B - \cdots - \Psi_p B^p$$
$$\varepsilon_t \sim N(0, h_t) \qquad (1)$$
$$h_t = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}$$

其中 B 是反向算子: $B^k x_t = x_{t-k}$, μ 是常数项, 在实证分析中, μ 通常等于或接近于零; p 通常为零或很小的正整数, 这说明从 r_t 自身的滞后来预测 r_t 通常是不可能的。假设特征方程 $\Psi(z) = 0$ 的根位于单位圆之外, 并且 $\omega, \alpha, \beta > 0$、$\alpha + \beta < 1$(见参考文献[2])。

QGARCH 模型和 GJR 模型分别采用不同的形式对方程(1) 中的 h_t 的表达式进行修正。QGARCH 模型中的 h_t 的表达式为:

$$h_t = \omega + \alpha(\varepsilon_{t-1} - \gamma)^2 + \beta h_{t-1} \qquad (2)$$

* 收稿日期: 1999-07-15

由模型(2) 可见, 如果 ϵ_{t-1}的值为负, γ 取正值比取负值对 h_t 的影响大。GJR 模型类似于模型(1) , 但 h_t 过程由下式给定:

$$h_t = \omega + \alpha\epsilon^2_{t-1} + \delta D_{t-1}\epsilon^2_{t-1} + \beta h_{t-1} \quad (3)$$

其中 D_{t-1}是当 $\epsilon_{t-1} < 0$ 时值为 1、当 $\epsilon_{t-1} \geq 0$ 时值为 0 虚拟变量。类似于 QGARCH 模型, 当 $\delta > 0$ 时, 负冲击比正冲击对 h_t 的影响要大。本文给出的有关参考文献[8, 9] 讨论了这些模型的平稳性和稳定性。QGARCH 模型和 GJR 模型能改进标准的 GARCH 模型, 这是因为它们能处理有偏度(正或负) 的分布问题。其改进效果取决于所附加的参数符号。

3 数据与研究方法

本文使用的数据是上证综合指数(HSEC) 和深证成份指数(ZSEC)。数据时间跨度为 7 年: 1992—1998 年期间每星期收盘价。

表 1 给出了序列 r_t 的统计特征。两市场的观测样本个数都为 355。由表 1 知: ¹ 两种股价指数的收益率表现出正偏度。因而拒绝 r_t 服从均值为零的正态分布的原假设; ④收益率表现出过度峰度, 它们分布的尾部大于正态分布的尾部; ㈣ Jarque-Bera 正态检验统计量也拒绝正态分布的原假设, 从而也证实了以上两个统计量的检验结果。

表 **1** 中国股市收益的基本统计特征(**1992—1998** 年每星期收盘价)

股票市场	N	均值($\times 10^{-4}$)	方差($\times 10^{-4}$)	偏度	过度峰度	Jarque-Bera 正态检验
上海	355	38. 760	82. 792	4. 6028	35. 62735	22545. 67
深圳	355	31. 553	40. 449	1. 1802	6. 07287	1251. 85

Jarque-Bera 正态检验统计量分布服从自由度为 2 的 χ^2_2, 该统计量在 5% 显著水平的临界值是 5.99。因此, Jarque-Bera 正态检验统计量的值大于临界值 5.99, 表明拒绝正态分布的原假设。

由于本文的主要目的是评价 3 个 GARCH 模型预测中国股市波动性的绩效, 因此我们希望预测检验样本区间较大。在计算中, 我们选择 5 年的观测值估计各模型, 2 年的观测值留作预测检验。由于我们事先并不知道在整个样本区间哪个模型最优, 因此我们采用单步前向预测法, 即首先用样本长度为 5 年的观测值进行建模后, 再对下一星期进行预测; 重复删除第 1 个观测值、加入后 1 个观测值和单步预测的程序。为了考虑不同年度可能发生模式变化, 我们评价了 1997 年和 1998 年的预测效果。也就是说, 我们分别对 1997 年和 1998 年各 52 次预测绩效进行了评价。并由于我们希望异常观测值对预测评价的影响最小化, 因此使用均方误差的中位数(MEDSE) 作为评价准则, 而不是通常的平均均方误差(MSE)。

4 模型估计

本节给出 GARCH 模型的估计结果。为节省篇幅, 只列出样本区间: 1992—1996 年的参数估计结果。表 2 报告了 GARCH 模型(1) 的有关参数估计结果、AIC 值以及对数似然函数($\ln L$) 值。运用这些 AIC、$\ln L$ 值可对模型(1)、(2)、(3) 进行比较。为了检验模型的可用性, 我们也计算了 $\hat{\epsilon}_t / h_t^{0.5}$ 和 $\hat{\epsilon}^2_t / h_t$ 的 10 阶 Box-Pierce 统计量(Q_1 和 Q_2)。由表 2 知, 模型 GARCH(1, 1) 的参数 α 和 β 是在 5% 水平显著异于零。检验结果说明至少在样本时期内(1992—1996) 深沪两市的收益率的方差不是常数。而且两市的 $\alpha + \beta$ 都接近于 1, 但也都小于 1。这表明两市场的投机因素较强, 但估计的模型参数是稳定的[2]。

表 3 报告了非线性模型 GARCH 的部分参数估计结果。可见, 深沪两市的 QGARCH 模型中的参数 γ 和 GJR 模型中的参数 δ 在 10% 水平显著异于零。尽管不能从 AIC 值进行有效的模型选择, 但 $\ln L$ 值说明非线性模型的对数似然值比标准的 GARCH 模型高。当然, 具体哪个模型在预测股市波动方面更有效, 还要看它们的预测结果。

表 2 **GARCH** 模型关于 **1992—1996** 年样本区间的估计结果

		参数估计			诊断检验			
指数	P	$\omega(\times 10^{-2})$	α	β	AIC	$\ln L$	$Q_1(10)$	$Q_2(10)$
HSEC	0	0. 515	0. 457	0. 523	– 7. 08	441. 21	13. 69	10. 32
		(2. 05)	(2. 15)	(3. 30)				
ZSEC	1	0. 332	0. 191	0. 678	– 5. 76	318. 73	5. 77	3. 29
		(1. 30)	(2. 30)	(3. 75)				

本表给出模型(1) 的参数估计结果, 括号内数值是参数的 t 检验结果。全文的估计、检验使用最新的计量经济软件 TSP international 4. 4 完成。

表 3　非线性 GARCH 模型关于 1992—1996 年样本区间的估计结果

指数	QGARCH			Diagnostics		
	$\gamma(\times 10^{-1})$	AIC	$\ln L$	δ	AIC	$\ln L$
HSEC	0.087 (2.79)	－7.05	456.71	0.357 (1.92)	－7.00	441.58
ZSEC	0.115 (2.67)	－5.77	481.96	0.204 (1.85)	－5.76	480.40

5　预测

为了评价非线性 GARCH 模型预测金融时间序列波动性的能力，需要给出收益率波动性的测量公式。本文使用文献[3]和[10]提供的波动测量公式：即定义 w_t 为：

$$w_t = (r_t - \bar{r})^2 \tag{4}$$

其中 $\bar{r}$ 是过去 5 年的平均收益率。记单步预测误差为 u_{t+1}，使用

$$u_{t+1} = w_{t+1} - \hat{h}_{t+1} \tag{5}$$

其中 $\hat{h}_{t+1}$ 的计算是将参数 ω、α、β、γ 以及 δ 的估计值分别代入方程(1)、(2)和(3)，利用 h_t 方程得出 $\hat{h}_{t+1}$ 为了将随机游动模型的预测效果与这些 GARCH 模型的预测效果进行比较，还需要计算随机游动模型的预测误差：即在方程(5)中令 $h_{t+1} = w_t$ 可得随机游动模型的预测误差。

表 4 给出各模型预测的均方误差的中位数(MEDSE)。结果表明，QGARCH 模型在两个市场两年共 4(×52)次预测中，QGARCH 模型有两次优于其他模型，RW、GARCH 以及 GJR 模型优于其他模型的次数分别为 1、1 和 0 次。也就是说，在共 4 大次预测中，QGARCH 模型有 2 次优于其他模型，因而是最优的。但预测结果也说明 GJR 模型不是预测中国股市波动的有效工具。

表 4　GARCH，QGARCH，GJR 和随机游动模型对股市波动的预测绩效

指数	模型	预测区间	
		1997	1998
HSEC	GARCH	1.785	2.858
	QGARCH	0.812	1.461
	GJR	4.523	62.54
	RW	1.047	3.278
ZSEC	GARCH	0.757	0.919
	QGARCH	0.655	1.024
	GJR	2.145	8.874
	RW	0.645	0.983

表中的各数值表示各模型预测的均方误差的中位数 $\times 10^{-7}$。

6　结论

本文首次应用非线性 QARCH 模型预测中国股市波动性。预测结果表明；QGARCH 模型对中国股市的波动性具有非风的预测能力，它明显优于标准 QARCH 模型和 GJR 模型。更为重要的是，QGARCH 模型还优于随机游动模型。这一结果为 GARCH 模型在中国股市进一步应用提供了证据。政府部门可用该模型提高股市监管能力，避免股市大起大落：投资者可用其进行规避市场风险。

参　考　文　献

[1] Granger C W J. Forecasting stock market prices: lessons for forecasters. International Journal of Forecasting, 1992, 8: 3-13

[2] Bollerslev T. Generalized autogressive conditional heteroskedasticity. Journal of Econometrics, 1986, 31:307-327

[3] Engle R F. Autogressive conditional het-roskedasticity with estimates of the variance of UK inflation. Econometrica, 1982, 50:987-1008.

[4] Bollerslev T, Chou R, Kroner K. ARCH modelling in finance: a review of the theory and empirical evidence. Journal of Econometrics, 1992, 52:5-59

[5] Engle R F, Ng V. Measuring and testing the impact of news on volatility. Journal of Finance, 1993, 48:1749-1778

[6] Sentana E. Quadratic ARCH models. Review of Economic Studies, 1995, 62: 639-661

[7] Nelson D. Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. Econometrica, 1990, 59: 347-370

[8] Day T, Lewis C. Stock market volatility and the information content of stock index optinos. Journal of Econometrics, 1992, 52: 267-287

[9] Glosten L, Jagannathan R, Runkle D. On the relation between the expected value and the volatility of nominal excess retun on stocks. Journal of Finance, 1992, 46: 1779-1801

[10] Pagan A R, Schwert G W. Alternative models for conditional stock market volatility. Journal of Econmetrics, 1990, 45: 267-290