

基于 GARCH 族模型的沪深股市收益率及波动性相关分析^①

庞素琳^{1,2}, 邢红卫³, 许悦¹

(1. 暨南大学 数学系/应急管理学院/金融工程研究所, 广州 510632;

2. 广东省公共网络安全风险评价与预警应急技术研究中心, 广州 510632;

3. 山西大学 管理与决策研究所, 太原 030006)

摘要: 对2000年1月1日到2014年12月31日上证综合指数和深圳成分指数的日收益率数据进行了实证研究, 得出了中国金融市场收益率具有尖峰厚尾的特征和显著的 ARCH 效应, 并结合 Granger 因果检验和 GARCH 模型检验了沪深股市的溢出效应, 得出了深市具有单向传导溢出效应的结论, 据此在沪市的方差方程中引入深市条件方差的滞后 1 阶项和滞后 2 阶项作为解释变量, 使模型更有效地消除了 ARCH 效应, 并通过 EGARCH 模型检验了沪深股市的杠杆效应。

关键词: GARCH 族模型; Granger 因果检验; 溢出效应; 杠杆效应

中图分类号: F830.91 **文献标识码:** A **文章编号:** (2016) 01-0043-11

0 引言

随着中国成为世界第二大经济体以及中国资本市场的快速发展, 股市的收益率及其波动性已经成为市场参与者和世界范围内经济学者共同关注的热点。Engel^[1]提出自回归条件异方差 (ARCH) 模型, 给出了研究此类问题的新方法。随后 Bollerslev^[2]将其推广到广义 ARCH 模型 (GARCH)。这些模型以线性形式刻画了误差项的条件二阶矩性质, 通过条件异方差的变化来刻画波动的时间可变性 (time varying) 及集簇性 (clustering), GARCH 族模型现在已广泛地应用于计量金融领域。Akgiray^[3]利用 GARCH (1, 1) 模型对美国股票市场的月波动性进行预测和分析。Bollerslev^[4], Panorska^[5]研究了平稳时间序列的 ARCH 和 GARCH 模型。Buhlmann^[6]研究了非参数 GARCH (1, 1) 模型的算法。Garcia 和 Contreras^[7]提出了一种预测基于广义自回归条件异方差 (GARCH) 的预测电价模型和方法, 该方法已经应用到一般的时间序列数据分析中。Wilhelmsson^[8]用标准普尔 500 指数期货回报率的 9 个不同的错误分布来做估计, 研究了 GARCH (1,1) 模型的预测能力。Floros^[9]测试了 GARCH 族模型的波动性, 以此解释金融市场风险。

唐齐鸣和陈健^[10]对 ARCH 模型的发展以及各模型的特点进行了较详尽的讨论, 并利用 ARCH 类模型对中国股票市场的波动性进行了检验, 发现了中国股市具有较为明显的 ARCH 效应。另外, 朱宏泉等^[11]借助 Granger 因果关系的思想, 从收益率与波动性两方面研究了香港、上海和深圳三个股市之间的相互关系与互动性。陈守东等^[12]运用 Granger 因果检验以及 GARCH-M 模型对沪深两市的相关性进行分析和检验, 结果表明沪深股市收益率之间存在较强的相关性并且都存在显著的风险溢价, 波动性则表现出非对称的溢出效应。庞素琳^[13]结合中国沪市和深市的实际数据, 利用 ARCH 类模型分别对上证综指和深证成指的波动性进行预测。庞素琳等^[14]利用中国深证股票市场的实际数据, 建立了相应的 BP 算法网络预测模型和 ARCH (1), GARCH (1, 1) 预测模型, 分别用来对深成指周末收盘价的波

^① 基金项目: 国家自然科学基金 (71173089); 广东省科技计划资助项目 (2013B021500013)。

作者简介: 庞素琳 (1964—), 女, 广西柳州人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向: 金融工程与风险管理、评价模型与预警系统、应急管理与应急技术等。Email: pangsuln@163.com; 邢红卫 (1984—), 男, 博士, 研究方向: 金融工程与风险管理, Email: hongweix@126.com。

动性进行预测。万蔚和江孝感^[15]以上证综合指数和深圳成分指数为研究对象，分别运用 GARCH 模型、TARCH 模型和 EGARCH 模型同时拟合，对比分析了中国股市日收益率波动的动态特征。袁源^[16]从另外一个角度，利用 GARCH 模型和 EGARCH 模型对中国证券市场波动性进行分析，其实证研究表明，股本规模越小的公司，波动性越大，且股权分置改革将有助降低市场波动性。赵进文和王倩^[17]对上证 180 指数进行实证建模研究，利用 6 种备选 GARCH 类模型进行对比分析，得出 GARCH-M (1, 1) 模型可以很好地拟合与预测上证 180 指数，对于我国资本市场的稳健发展，具有重要的理论与实践指导意义。郑挺和尚玉皇^[18]基于宏观基本面构建了多因子的广义自回归条件异方差混频数据抽样 (GARCH-MIDAS) 模型，并运用该模型对中国股市的日度波动率进行估计及预测比较，发现多因子混频波动率模型在提高中国股市波动预测精度方面具有稳健性。史美景和宋婷^[19]以基于 Spline-GARCH 模型的经验模式分解 (empirical mode decomposition)，发现股市长期波动与经济环境之间的关系并不显著。柴尚蕾^[20]验证我国股票市场存在不同程度的波动溢出效应，而且反映出波动溢出主要来源于香港股票市场。

众多的实证研究普遍认为，中国的金融时间序列有共同的特点：第一，资产的价格一般是非平稳的，一般会有一个单位根，而其收益率序列则通常是平稳的；第二，收益率序列自身几乎不呈现自相关但其平方的序列则呈现出较强的自相关性，反映了观察值在不同时间上存在着非线性关系，收益的波动呈现出集群性，即有的时期会呈现一致的大波动，有的时期会呈现一致的小波动；第三，收益率序列通常来说是显著异于正态分布的，一般呈现尖峰 (leptokurtosis) 厚尾 (heavy-tailed) 的形状，此与条件方差的时变性有关；第四，资本市场的冲击常常会表现出一种非对称效应，即利空消息带来的冲击，通常与同等程度的利好消息带来的冲击不对称，此现象被称为杠杆效应 (leverage effect)；第五，当一个国家的资本市场出现大幅度波动的时候，会通过投资者在另外资本市场上投资行为的改变，将这种波动传到其他的市场，这就是所谓的“溢出效应”。

本文着重利用 GARCH 族模型对中国沪深两市进行实证计量分析，找出基于合适分布的 GARCH 模型，并利用 Granger 因果检验说明沪深两市的溢出效应，从而指导改进模型；最后利用 EGARCH 模型分析了在特定时间段内沪深两市的杠杆效应。

1 理论依据与模型

金融时间序列的一个显著特点是条件异方差性。Engel^[1]提出自回归条件异方差 (ARCH) 模型，Bollerslev^[2]将其推广到广义 ARCH 模型 (GARCH)。这些模型以线性形式刻画了误差项的条件二阶矩性质，通过条件异方差的变化来刻画波动的时间可变性 (time varying) 及集群性 (clustering)，GARCH 族模型现在已广泛地应用于计量金融领域。考虑如下模型：

• GARCH (1, 1) 模型，其均值方程与方差方程为

$$Y_t = \beta' X_t + \varepsilon_t \tag{1}$$

其中， Y_t 表示因变量， X_t 表示解释变量的行向量， β' 为解释变量的系数的列向量， ε_t 为随机扰动项。

$$h_t = \text{Var} (\varepsilon_t | \psi_{t-1}) = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 h_{t-1} \tag{2}$$

其中， ψ_{t-1} 为 $t-1$ 时刻所有可得的信息集合； h_t 为条件方差； $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2$ 为方差方程的待估系数。由于 GARCH 模型是 ARCH 模型的扩展形式，所以也具有 ARCH 模型的特点。但 GARCH 模型的条件方差不仅仅是滞后残差平方的线性函数，而且是滞后条件方差的线性函数。

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \alpha_2 h_{t-1} \tag{3}$$

$$d_{t-1} = \begin{cases} 1, & \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0, & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases}$$

在股票市场中，另一个已知的特性是存在杠杆效应，即不同种类的信息 (news) 对股价波动的影响是不对称的。若将利多信息 (good news) 看作是对股价的正干扰，将利空信息 (bad news) 看作是对股

价的负干扰，则股价通常对同等程度（指绝对值相同）负干扰的反应与对正干扰的反应强度不同，这种对正负干扰反应的不对称性，可用 TGARCH 模型描述。TARCH (threshold) 模型最先由 Zakoian^[11] 提出。其中在方程 (3) 中，引入一个类似虚拟变量的 d_{t-1} ，如果系数 $\gamma \neq 0$ ，则负干扰与正干扰对条件方差的影响是不对称的，正干扰的影响为 α_1 ，而负干扰的影响是 $\alpha_1 + \gamma$ ，如果 $\gamma > 0$ 。

• 为了克服 GARCH 模型在处理金融时间序列时的一些弱点，Nelson 提出了指数 GARCH (EGARCH) 模型^[12]。EGARCH (1, 1) 模型，其方差方程设定为

$$\ln(h_t) = \alpha_0 + \alpha_1 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right| + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + \alpha_2 \ln(h_{t-1}) \quad (4)$$

类似于 TARCH 模型，若 γ 显著为负值，则坏消息带来的负干扰将会影响更大，而且由于对条件方差求自然对数形式，所以无论系数的符号和残差的大小，都能保证式 (4) 的非负性。

• Granger 因果检验。定义 $\{r_t^1\}$, $\{r_t^2\}$ 为两序列数据，再定义如下序列：

$$r_t^i = \alpha_0 + \sum_{k=1}^n \alpha_{ik}^i r_{t-k}^i + \sum_{k=1}^n \beta_{ik}^j r_{t-k}^j, \quad i \neq j \quad i, j = 1, 2 \quad (5)$$

相对于上述方程，Granger 因果关系的原假设 H_0 ：j 序列对 i 序列不存在 Granger 关系。如果 H_0 成立，则方程中的 β_{ik}^j 系数都应等于 0。

2 数据分析与实证

2.1 数据选取

本文选取上证综合指数和深圳成分指数分别作为沪市和深市的代表进行研究，样本取值为 2000 年 1 月 1 日 ~ 2014 年 12 月 31 日的股指每日收盘价格，数据来源于 Wind 金融数据库，共计 3857 个观察值，利用 Eviews5.0 软件对数据进行分析。沪市和深市的对数收益率都按照以下公式来计算：

$$r_t = \ln(p_t) - \ln(p_{t-1}) \quad (6)$$

其中， r_t 为日收益率， p_t 为每日收盘价格。用 RSH 表示上证综指的日收益率，用 RSZ 表示深证成指的日收益率。

2.2 实证分析

2.2.1 描述性统计

按式 (6) 的对数收益率方法进行计算，观察上证综指和深证成指的日收益率在样本期内的总体走势图，图 1 为上证综指日收益率的走势，图 2 为深证成指日收益率的走势。

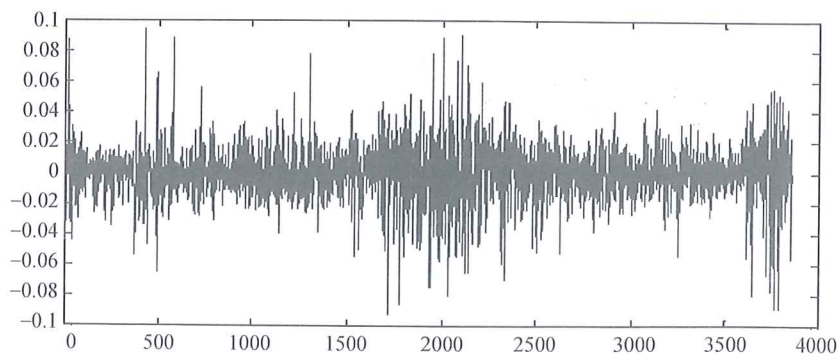


图 1 上证综指日收益率的波动

Fig. 1 Volatility of daily return of Shanghai Composite Index

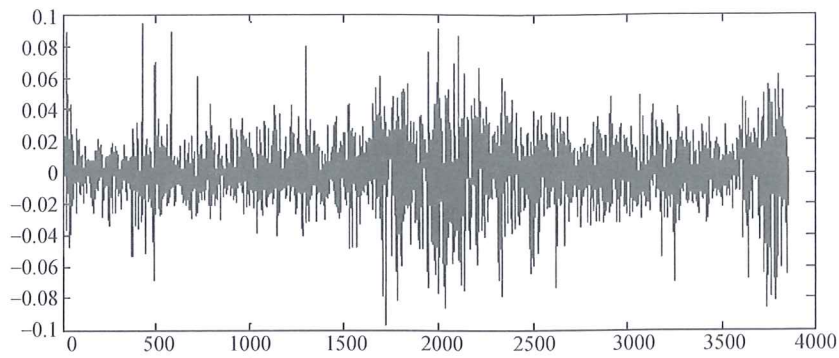


图2 深证成指日收益率的波动

Fig. 2 Volatility of daily return of Shenzhen Composite Index

从图1和图2可以直观看出上证综指和深证成指的日收益率走势十分相近，收益率的波动都呈现出较大的波动后面往往跟随较大的波动，较小的波动后面往往跟随较小的波动，体现了集群性。接下来，分别对上证综指和深证成指的日收益率的分布进行统计分析（图3~图4）。

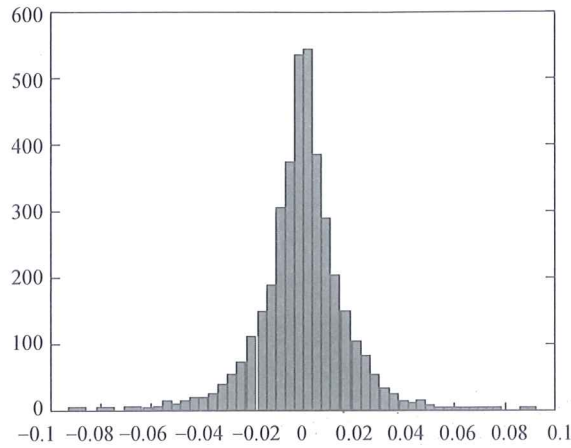


图3 上证综指日收益率的频数

Fig. 3 Frequency of daily return of Shanghai Composite Index

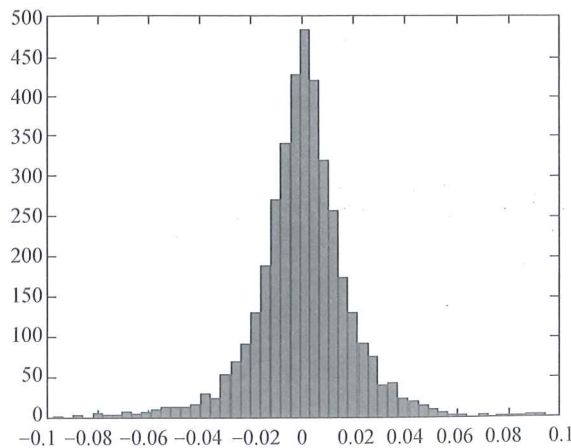


图4 深证成指日收益率的频数

Fig. 4 Frequency of daily return of Shenzhen Composite Index

从图3和图4中可以直观地看出，上证综指和深证成指的日收益率的分布其呈现出尖峰厚尾的特征，统计特征十分相近，收益率分布都是略微左偏的。其统计数值结果如表1~表2所示。

表 1 上证综指日收益率的统计特征

Table 1 Statistical characteristic of daily return of Shanghai Composite Index

均值	中位数	偏度	峰度	雅克贝拉值
0.000 231	0.000 643	-0.279 2	7.343 1	3 080.7

表 2 深证成指日收益率的统计特征

Table 2 Statistical characteristic of daily return of Shenzhen Composite Index

均值	中位数	偏度	峰度	雅克贝拉值
0.000 323	0.000 483	-0.249 2	6.197 2	1 682.2

由表 1 和表 2 中结果可知, 上证综指的峰度为 7.3431, 深市的峰度为 6.1972, 均明显高于正态分布的峰值 3, 所以具有“尖峰厚尾”性质。通过雅克贝拉 (Jarque-Bera, JB) 检验总体正态分布:

$$JB = n \left[S^2 + \frac{(K-3)^2}{4} \right] / 6 \quad (7)$$

其中, S 、 K 分别表示偏度和峰度, n 为样本容量, 如表 1 和表 2 所示, 求出上证综指和深证成指的雅克贝拉值分别为 3080.7 和 1682.2。接受零假设为正态分布的概率均为 0, 说明沪市和深市日收益率序列的分布都是显著的异于正态分布的。

2.2.2 平稳性检验

从上面的统计分析能够大概猜测, 收益率序列围绕着均值上下波动, 不存在趋势, 因此, 对沪深两市的收益率序列做带截距项不带时间趋势滞后 4 阶的 ADF 检验, 可以得到下列检验结果 (表 3)。

表 3 上证综指和深证成指日收益率的增广迪基富勒检验结果

Table 3 ADF test for daily return of Shanghai Composite Index and Shenzhen Composite Index

ADF 检验值	说明	t 统计量	相伴概率
上证综指日收益率 ADF 检验值		-26.2601	0.000
深证成指日收益率 ADF 检验值		-26.6006	0.000
置信水平	1%	-2.5684	
	5%	-1.9416	
	10%	-1.6170	

由表 3 的增广迪基富勒检验 (augmented dickey-fuller test) 结果可以看出, 沪深两市的日收益率序列均在 1% 的显著性水平下拒绝存在单位根的原假设, 由此得到沪深两市的收益率序列在滞后 4 阶后都是平稳的, 无需再差分就可以进行建模。

2.2.3 建立初步模型与检验 ARCH 效应

• 分别对上证综指和深证成指收益率序列的自相关图进行分析, 初步对上证综指和深证成指都建立具有如下形式的 AR (4) 模型:

$$r_t = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-4} + \varepsilon_t \quad (8)$$

得到的结果如表 4 和表 5 所示:

表 4 上证综指建模结果

Table 4 Modeling results of Shanghai Composite Index

参数	参数值	t 统计量	相伴概率
α_0	0.0002	0.7315	0.4645
α_1	0.0570	3.5481	0.0004

上证综指的 AR (4) 模型为

$$r_t = 0.0002 + 0.057 r_{t-4} \quad (9)$$

表 5 深证成指建模结果

Table 5 Modeling results of Shenzhen Composite Index

参数	参数值	t 统计量	相伴概率
α_0	0.0003	0.9512	0.3416
α_1	0.0415	2.5821	0.0099

深证成指的 AR (4) 模型为

$$r_t = 0.0003 + 0.0415r_{t-4} \quad (10)$$

- 分别做出上证综指和深证成指日收益率模型的残差 e_t 及其平方的自相关系数 (表 6 ~ 表 7)。

表 6 上证综指收益率模型的残差及其残差平方的自相关系数

Table 6 Correlation coefficients of residuals and residual squares of Shanghai Composite Index return model

滞后期	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Q (10)	P 值
e_t	0.031	-0.025	0.024	0.001	0.001	-0.051	0.025	0.008	-0.010	0.000	20.065	
e_t^2	0.001	0.001	0.001	0.001	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.001	695.697	0.000

表 7 深证成指收益率模型的残差及其残差平方的自相关系数

Table 7 Correlation coefficients of residuals and residual squares of Shenzhen Composite Index return model

滞后期	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Q (10)	P 值
e_t	0.074	-0.032	0.030	0.001	-0.006	-0.031	0.055	0.020	-0.015	-0.004	28.469	0.0015
e_t^2	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	814.965	0.000

上述两表均显示出残差序列不具有自相关性,但是残差平方的序列具有明显的自相关,此结果表明了不同时期的观察值之间具有非线性关系,为收益率波动的集群性提供了初步的证据。

- ARCH 效应检验。分别对上证综指和深证成指日收益率模型进行 ARCH-LM 检验,得到如下结果 (表 8):

表 8 沪深两市 AR 模型残差的 ARCH-LM 检验结果

Table 8 ARCH-LM Test for residuals of AR model for Shanghai and Shenzhen

滞后阶数	1	2	3	4	5
沪市模型残差的 F 统计量	105.083	146.925	215.226	246.202	257.784
沪市模型残差的相伴概率	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
深市模型残差的 F 统计量	99.972	169.155	218.925	261.698	271.905
深市模型残差的相伴概率	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

由表 8 可以得出,经过 ARCH-LM 滞后多阶的检验,其相伴概率都接近于 0,即认为两收益率模型的残差序列都具有高阶 ARCH 效应,验证了上一步得到的初步猜测,应该进行 GARCH 建模来消除。

2.2.4 建立 GARCH 模型

- 分别对上证综指日收益率序列和深证成指日收益率序列建立 GARCH (1, 1) 模型,具体的形式如下:

$$\begin{aligned} r_t &= \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1} + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t &= \sigma_t \sqrt{h_t} \\ h_t &= \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 h_{t-1} \end{aligned} \quad (11)$$

得到的结果如表 9 (括号里的数值为检验参数显著性的相伴概率) 所示:

表 9 沪深两市不同分布下的 GARCH (1, 1) 模型

Table 9 GARCH (1, 1) model under various distributions for Shanghai and Shenzhen

GARCH (1, 1) 模型	分布形式	α_0	α_1	β_0	β_1	β_2	AIC 值	SIC 值
沪市 GARCH (1, 1) 模型	正态分布	0.000 886 (0.195 4)	0.049 2 (0.043 1)	$2.93E^{-06}$ (0.000)	0.916 9 (0.000)	0.073 9 (0.000)	-5.519	-5.506
	t 分布	0.000 903 (0.059 2)	0.034 8 (0.038 1)	$2.82E^{-06}$ (0.006 5)	0.923 1 (0.000)	0.069 5 (0.000)	-5.618	-5.602
深市 GARCH (1, 1) 模型	正态分布	0.000 730 (0.484 6)	0.041 4 (0.043 7)	$3.87E^{-06}$ (0.000)	0.916 6 (0.000)	0.073 0 (0.000)	-5.368	-5.355
	t 分布	0.000 743 (0.410 7)	0.040 9 (0.070 0)	$3.72E^{-06}$ (0.021 4)	0.923 5 (0.000)	0.067 1 (0.000)	-5.449	-5.433

由表 9 中两种分布的建模结果可以看出, 无论是哪种分布下的 GARCH (1, 1) 模型, β_1 (ARCH 项系数) 和 β_2 (GARCH 项系数) 相加都小于 1, 满足 GARCH 建模的假设; 相加都非常接近于 1, 说明外部冲击对沪深两市的波动影响时间会持续比较长。相对于单纯的 AR 模型来说, GARCH (1, 1) 模型的对数似然值有所增加, 同时 AIC 和 SC 变小, 说明 GARCH (1, 1) 模型能更加好地拟合数据。而经过表 9 中两种分布的建模对比, 从 AIC 准则、SC 准则以及各估计参数的显著性来看, 基于正态分布所建的 GARCH (1, 1) 模型比基于 t 分布所建的模型要略好一些, 所以对于沪深两市都选用基于正态分布的 GARCH (1, 1) 模型。

基于正态-GARCH (1, 1) 的上证综指模型为

$$\text{均值模型: } RSH_t = 0.000886 + 0.0492 \times RSH_{t-4} \quad (12)$$

$$\text{方差方程: } h_t = 2.93 \times 10^{-6} + 0.9169 \times \varepsilon_{t-1}^2 + 0.0739 \times h_{t-1} \quad (13)$$

基于正态-GARCH (1, 1) 的深证成指模型为

$$\text{均值模型: } RSZ_t = 0.00073 + 0.0414 \times RSZ_{t-4} \quad (14)$$

$$\text{方差方程: } h_t = 3.87 \times 10^{-6} + 0.9166 \times \varepsilon_{t-1}^2 + 0.073 \times h_{t-1} \quad (15)$$

• 分别对两个新建立的 GARCH (1, 1) 模型的残差进行 ARCH-LM 检验, 得到的结果如表 10 所示:

表 10 沪深两市 GARCH (1, 1) 模型残差的 ARCH-LM 检验结果

Table 10 ARCH-LM Test for residuals of GARCH (1, 1) model for Shanghai and Shenzhen

滞后阶数	1	2	3	4	5
沪市模型残差的 F 统计量	0.736	0.655	0.436	0.351	0.263
沪市模型残差的相伴概率	0.382	0.583	0.756	0.877	0.927
深市模型残差的 F 统计量	0.747	0.669	0.455	0.370	0.272
深市模型残差的相伴概率	0.360	0.565	0.785	0.898	0.929

由表 10 的结果可以看出, 对两个 GARCH (1, 1) 模型的残差进行了滞后多阶的 ARCH-LM 检验, 发现其相伴概率很大, 说明了新建立的 GARCH (1, 1) 模型很有效地消除了 ARCH 效应。

• 检测“溢出效应”。用上面建立的 GARCH (1, 1) 模型的条件方差作为沪深股市收益率波动的描述, 对两模型的条件方差进行 Granger 因果检验, 看沪深股市是否存在“溢出效应”。

由表 11 看出深市的波动对沪市的波动有比较显著的影响, 并且这种波动传递是单向的, 深市具有溢出效应, 在沪市的方差方程中添加深市波动的滞后项能改善其估计。

表 11 Granger 各滞后阶数因果检验的相伴概率

Table 11 Concomitant probabilities of Granger causality test

滞后期	1	2	3	4	5	6
h_t (RSZ) 不是 h_t (RSH) 的因	0.00043	0.00167	0.0063	0.0109	0.01353	0.0305
h_t (RSH) 不是 h_t (RSZ) 的因	0.34457	0.26754	0.3898	0.5363	0.4213	0.5468

经过反复尝试，在沪市的方差方程中加入深市波动的滞后 1 阶项和滞后 2 阶项得出的模型能更有效地消除 ARCH 效应，结果如表 12 所示：

表 12 经调整的沪市 GARCH (1, 1) 模型残差的 ARCH-LM 检验

Table 12 ARCH-LM Test for residuals of adjusted GARCH (1, 1) model for Shanghai and Shenzhen

滞后阶数	1	2	3	4	5
残差的 F 统计量	0.03847	0.04435	0.1685	0.1394	0.1140
残差的相伴概率	0.8445	0.9566	0.9177	0.9677	0.9893

最终的建模结果为：

上证综指日收益率的 GARCH (1, 1) 模型：

均值方程：

$$r_t \text{ (RSH)} = 0.000902 + 0.0486 \times r_{t-4} \text{ (RSH)}$$

$$h_t = 2.93 \times 10^{-6} + 0.9169 \times \varepsilon_{t-1}^2 + 0.0739 \times h_{t-1} \quad (16)$$

方差方程：

$$h_t \text{ (RSH)} = 2.24 \times 10^{-6} + 0.7553 \times \varepsilon_{t-1}^2 + 0.0457 \times h_{t-1} \text{ (RSH)} + 0.0328 \times \text{(RSZ)} - 0.0211 \times h_{t-2} \text{ (RSZ)} \quad (17)$$

深证成指收益率 GARCH (1, 1) 模型：

均值方程：

$$r_t \text{ (RSZ)} = 0.00073 + 0.0414 \times r_{t-4} \text{ (RSZ)} \quad (18)$$

方差方程：

$$h_t \text{ (RSZ)} = 3.87 \times 10^{-6} + 0.9166 \times \varepsilon_{t-1}^2 + 0.073 \times h_{t-1} \text{ (RSZ)} \quad (19)$$

2.2.5 检验杠杆效应

EGARCH (1, 1) 模型的方差方程形式如下：

$$\ln (h_t) = \alpha_0 + \alpha_1 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right| + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + \alpha_2 \ln (h_{t-1}) \quad (20)$$

则分别对上证综指和深证成指的日收益率序列建立 EGARCH (1, 1) 模型，结果如表 13 所示：

表 13 两市 EGARCH (1, 1) 方差方程的建模结果

Table 13 Results of Variance equation of EGARCH (1, 1) for Shanghai and Shenzhen

EGARCH (1, 1): 方差方程	参数	参数值	Z 统计量	相伴概率
沪市 EGARCH (1, 1) 方差方程	α_0	-0.1070	-4.5505	0.000
	α_1	-0.02	-2.8360	0.000
	γ	0.9864	255.0571	0.000
	α_2	0.1651	8.4015	0.000
深市 EGARCH (1, 1) 方差方程	α_0	-0.1009	-4.3610	0.000
	α_1	-0.0177	-2.6623	0.000
	γ	0.9870	253.5629	0.000
	α_2	0.1596	6.1560	0.000

上证综指日收益率的 EGARCH (1, 1) 模型：

$$\ln(h_t) \text{ (RSH)} = -0.1070 - 0.02 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right| + 0.9864 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + 0.1651 \ln(h_{t-1}) \quad (21)$$

深证成指日收益率 EGARCH (1, 1) 模型:

$$\ln(h_t) \text{ (RSH)} = -0.1009 - 0.0177 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right| + 0.9870 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + 0.1596 \ln(h_{t-1}) \quad (22)$$

从表 13 可以看出, 无论是沪市还是深市, EGARCH 模型 α_1 (杠杆效应) 系数的 P 值都接近于 0, 统计上非常显著, 共同说明了同等程度的坏消息与好消息给沪深两市带来冲击的强度是不一样的, 即在沪深两市都显著地存在消息冲击的非对称性, 说明沪深两市的杠杆效应都非常显著。

3 结论

本文以多种经济金融计量分析方法与统计检验手段, 对中国的上证综指与深证成指进行拟合, 将 Granger 因果检验与 GARCH 族模型结合以分析沪深两市收益率的波动特征, 得到如下结果:

沪深两市的收益率波动的确具有“尖峰厚尾”性质与 ARCH 效应, 与资本主义发达成熟市场具有相同的特征, 股市同质性规律得到了一定程度的验证。

沪深两市收益率的 GARCH 模型中的 ARCH 项系数和 GARCH 项系数之和小于 1, 说明收益率条件方差是平稳收敛的, 模型具有可预测性; 而 ARCH 项系数和 GARCH 项系数之和又非常接近于 1, 说明外部冲击引起沪深两市的波动影响时间会比较长, 持久性特征明显。

由沪深两市日收益率序列的 GARCH 模型条件方差的 Granger 因果检验推出深市对沪市有单向传递的溢出效应, 即深市的波动会传导给沪市, 从而引起沪市波动的联动。

沪深两市都具有显著的杠杆效应, 即利空消息给沪市带来的冲击不等于同等程度的利好消息带来的冲击, 两市具有强烈的杠杆效应。

参考文献:

- [1] Engle, R. F. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U. K. inflation [J]. *Econometrica*, 1982, 50: 987-1008.
- [2] Bollerslev, T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity [J]. *Journal of Econometrics*, 1986, 3: 307-327.
- [3] Akgiray, V. Conditional heteroskedasticity in time series of stock returns: Evidence and forecasts [J]. *Journal of Business*, 1989, 62: 55-80.
- [4] Bollerslev, T., R. T. Chou, K. F. Kroner. ARCH modeling in finance [J]. *Journal of Econometrics*, 1992, 52: 1-59.
- [5] Panorska, A. K., S. Mitnik, S. T. Rachev. Stable GARCH models for Financial Time Series [J]. *Appl. Math. Lett.*, 1995, 8 (5): 33-37.
- [6] Buhlmann, Mcneil. An algorithm for nonparametric GARCH modeling [J]. *Computational Statistic & data Analysis*, 2002, 40: 665-683.
- [7] Garcia, R., J. Contreras. A GARCH forecasting model to predict day-ahead electricity prices [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005, 20 (2): 867-874.
- [8] Wilhelmsson, A. Garch forecasting performance under different distribution assumptions [J]. *Journal of Forecasting*, 2006, 25: 561-578.
- [9] Floros, C. Modelling volatility using GARCH models: evidence from Egypt and Israel [J]. *Middle Eastern Finance and Economics*, 2008, 2: 1450-2889.
- [10] 唐齐鸣, 陈健. 中国股市的 ARCH 效应分析 [J]. *世界经济*, 2001, 3: 29-36.
Tang, Q. J. Chen. ARCH effect analysis in Chinese stock market [J]. *Journal of World Economy*, 2001, 3: 29-36. (in Chinese)
- [11] 朱宏泉, 卢祖帝, 汪寿阳. 中国股市的 Granger 因果关系分析 [J]. *管理科学学报*, 2001 (5): 7-13.
Zhu, H., Z. Lu, S. Wang. Granger causality test in Chinese stock market [J]. *Journal of Management Science in China*, 2001 (5): 7-13. (in Chinese)
- [12] 陈守东, 陈雷, 刘艳武. 中国沪深股市收益率及波动性相关分析 [J]. *金融研究*, 2003, 7: 80-85.

- Chen, S. L. Chen, Y. Liu. Correlation analysis of return and volatility in Shanghai and Shenzhen Stock Markets [J]. *Journal of Finance Research*, 2003, 7: 80-85. (in Chinese)
- [13] 庞素琳. 信用评价及股市预测模型研究及应用——统计学、神经网络及支持向量机方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- Pang, S. Research and application on credit evaluation and stock market forecasting model——statistics, neural network and support vector machine method [M]. Beijing: *Science Press*, 2005. (in Chinese)
- [14] 庞素琳, 徐建闽, 黎荣舟. BP算法和对称 ARCH 类模型对股市波动性预测的实证比较 [J]. *控制理论与应用*, 2006, 4: 658-662.
- Pang, S. J. Xu, R. Li. Empirical comparison between BP algorithm and symmetric ARCH model for Stock Market volatility prediction [J]. *Control theory and Application*, 2006, 4: 658-662. (in Chinese)
- [15] 万蔚, 江孝感. 我国沪、深股市的波动性研究——基于 GARCH 族模型 [J]. *价值工程*, 2007, 10: 14-18.
- Wan, W. X. Jiang. Study on the volatility of Shanghai and Shenzhen Stock Market——Based on GARCH model [J]. *Value engineering*, 2007, 10: 14-18. (in Chinese)
- [16] 袁源. 中国证券市场波动性的实证分析 [J]. *系统工程*, 2008, 6: 103-106.
- Yuan, Y. An empirical analysis of the volatility in Chinese stock market [J]. *System engineering*, 2008, 6: 103-106. (in Chinese)
- [17] 赵进文, 王倩. 上证 180 指数的 GARCH 族模型仿真研究——对上证 300 指数的间接实证建模分析 [J]. *财经问题研究*, 2008, 3: 47-54.
- Zhao, J. Q. Wang. The simulation study of the GARCH family models for Shanghai 180 Index——An Empirical Study on the indirect empirical modeling of Shanghai Composite Index [J]. *Research on Finance and Economics*, 2008, 300, 3: 47-54. (in Chinese)
- [18] 郑挺国, 尚玉皇. 基于宏观基本面的股市波动度量与预测 [J]. *世界经济*, 2014, 12: 118-139.
- Zheng, T., Y. Shang. Measurement and prediction of stock market volatility based on macro fundamentals [J]. *Journal of World Economy*, 2014, 12: 118-139. (in Chinese)
- [19] 史美景, 宋婷. 股票市场长期波动趋势度量及影响因素分析——基于 Spline-GARCH 模型 [J]. *数理统计与管理*, 2015, 34 (1): 175-182.
- Shi, M., T. Song. The measurement and analysis of the long term fluctuation trend of stock market——Based on the Spline-GARCH model [J]. *Mathematical Statistics and Management*, 2015, 34 (1): 175-182. (in Chinese)
- [20] 柴尚蕾. 金融危机期间跨市场波动风险预警的遗漏——跨境期现货市场间波动溢出 [J]. *系统工程*, 2015, 33 (6): 97-103.
- Chai, S. Omission of risk warning on inter market volatility during the financial crisis——Volatility spillover between futures market and spot market cross border [J]. *System engineering*, 2015, 33 (6): 97-103. (in Chinese)

Correlation Analysis of Return and Volatility in Shanghai and Shenzhen Stock Market Based on GARCH Family Models

Pang Sulin^{1, 2}, Xing Hongwei³, Xu Yue¹

1. Department of Mathematics/ School of Emergency Management/Institute of Finance Engineering, Jinan University, Guangzhou, China, 510632;
2. Guangdong Emergency Technology Research Center of Risk Evaluation and Prewarning on Public Network Security, Guangzhou, China, 510632;
3. Institute of Management and Decision, Shanxi University, Taiyuan, China, 030006

Abstract: China financial market had always been of concern. This paper conducted an empirical study on the daily return data of Shanghai composite index and Shenzhen component index from January 1 2000 to December 31, 2014. The result showed that China financial market daily return had the features like leptokurtosis, heavy-tailed and remarkable ARCH effects. By using Granger causality test and GARCH models, the spillover effect of Shanghai

and Shenzhen stock market had been examined, and there came to a conclusion that Shenzhen stock market had a one-way spillover effect. According to the above the 1st-order lag term and 2nd-order lag term of Shenzhen conditional volatility had been added into the Shanghai volatility equation to eliminate ARCH effects more effectively. Then the leverage effect of Shanghai and Shenzhen stock market was checked by using EGARCH Model.

Key words: GARCH family model; Granger causality test; Spillover effect; Leverage effect