上海证券市场分阶段收益率与波动性的特征分析

陈守东，马 辉，赵晓力

（吉林大学数量经济研究中心，吉林大学商学院，吉林 长春 130012 ）

摘要： 本文采用基于广义误差分布的GARCH类模型，对上海证券市场的收益和波动进行分阶段研究。GARCH和GARCH－M模型结论表明股市波动趋缓，投资者由风险偏好转为风险厌恶。GJR-GARCH和EGARCH模型对波动的非对称性研究发现，股市存在不对称性并且杠杆效应逐渐明显。实证分析表明股市投机成分日益减少，投资者渐进理性。

关键词： 收益率；波动性；分阶段；杠杆效应；GARCH

中图分类号：F830.99　　　**文献标识码：A**

1　引　言

上海证券市场作为新兴市场之一正处于成长时期，发展过程中市场表现出有效性较弱、投机性较强等特点，体现在一定程度的市场波动性。同时市场交易制度存在缺陷，使市场不确定因素和风险增大。交易制度的改变给中国股票市场带来了较大的冲击，需要根据交易制度的改变进行系统的分阶段收益率与波动性的实证分析，以刻画相应的市场特性与行为，以判断市场状态的变化及进化。对发达成熟市场的波动性研究结果表明(Nelson 1991)，资产的价格具有随机游走性质；收益率的波动性存在集聚性，持久性及呈现出均值回复现象。其经验分布表现为尖峰态和厚尾特征，特别有的金融序列表现出波动的非对称性。Engel（1982）的自回归条件异方差（ARCH）模型、Bollerslev（1986）的广义 ARCH 模型（GARCH）和 Engle、Lilien 和 Robins(1987)的 ARCH-M 模型、Zakoian(1990)和 Glosten、Jafanathan、Runkle(1993)的 GJR-GARCH 类模型为研究这些效应提供了重要的研究工具。

对于中国股市GARCH效应的分析，已有的研究普遍认为中国股市ARCH效应显著，吴长风（1999）利用GARCH族模型对我国沪深的股票收益与波动的分析指出我国股票市场波动也存在集聚性、持久性和非对称性；陈千里、周少甫（2002），唐齐鸣、陈健（2001）利用GARCH模型对上证指数波动性比较分析得出GARCH（1，1）模型对其市场波动性刻画较好。刘金全和崔畅（2002）利用溢出效应模型得出了沪深股市溢出效应的非对称性。陈守东和韩广哲（2003）通过建立误差修正模型（ECM），发现指数之间收益率序列具有相异的短期波动，等等。这些研究，在运用GARCH类模型研究我国股票市场的波动性时，普遍存在两方面的缺点：一是在GARCH类模型的建模过程中没有考虑金融时间序列的非正态性及非对称性，从而影响估计参数的置信水平和忽略了在已经建立的模型中，其随机扰动项也许仍然存在ARCH效应。二是在数据处理中，采用整体分析，而没有考虑把数据分阶段进行分析导致研究成果的过于完整性及系统性的降低。本文的重点是尝试把数据分阶段，分别进行GARCH类建模，进行分阶段的研究，以刻画市场的进化。研究结果表明，上海股票市场存在明显的阶段性，收益率分布尖峰厚尾性。用广义误差分布来描述中国股市收益率的大涨大跌，符合实际情况是合理的。各阶段的GARCH（1,1）模型表明中国股市，波动逐渐趋缓，市场逐步成熟。GARCH－M模型的结论表明，在股市初创期，股市投资者素质偏低，市场投机气氛浓厚。在最后一阶段，收益与波动表现出弱的正相关性，投资者风险厌恶，趋向理性，但理性程度

有限。非对称性检验表明中国股市存在很强的非对称效应。通过杠杆效应的分析，中国股市在初期杠杆效应不明显；在最后一个阶段，表现出很强的杠杆效应，负向波动大于正向波动，投资者对利空消息的反应比利好消息强烈。投资者渐进理性，市场趋向理性。

2　基本描述统计量及阶段性检验

自从 1990 年 12 月上海股票交易所成立至今，有很多影响股票市场发展进程的事件，他们对于数据的波动产生了长久的影响。因此，这些事件构成数据分阶段的原因。本文从交易制度考虑认为影响股市发展进程的事件有：

（1）1992 年 5 月 21 日全面取消涨跌幅限制。这一重大举措的背景是“邓小平南巡讲话”对股票市场的肯定。从实际数据中我们可以观察到，上证综合指数 1992 年 5 月 20 日为 616.99 点，1992 年 5 月 21 日则为 1266.49 点，前后两日差距巨大，数据发生了结构性转变，数据性质发生变化。

（2）1996 年 12 月 16 日对市场实行１０％的涨跌幅限制。这一事件的经济背景是“中国经济软着陆”政策。前后两个时间段数据生成性质不同。

按照上述事件，我们把上证综合指数收益率序列分解为 3 段序列，分别是：

S1：1990 年 12 月 20 日——1992 年 5 月 20 日；

S2：1992 年 5 月 21 日——1996 年 12 月 15 日；

S3：1996 年 12 月 16 日——2003 年 12 月 31 日。

文中所有数据来源于宏汇‘千禧’证券工作站。上证综合指数的日收益数据起止于 1990 年 12 月 19 日至 2003 年 12 月 31 日。我们对原始数据进行对数差分，得到几何收益率序列：$r_t = \ln(P_t / P_{t-1})$。

表 1 上海股市日收益率描述性统计特征

序列区间	S1	S2	S3
样本量	360	1156	1700
均值	0.005069	－0.000114	0.000238
标准差	0.010105	0.037587	0.016204
偏度系数	1.880708	1.339924	－0.217236
峰度系数	9.315171	13.12628	9.612401
JB 统计量	808.1933	5280.427	3103.158
Q(5)	314.7(0.000)	10.922(0.053)	7.7257(0.172)
Q(10)	375.24(0.000)	22.288(0.014)	14.566(0.149)
Q(20)	388.06(0.000)	40.334(0.005)	34.233(0.025)
$Q^2(5)$	198.15(0.000)	199.73(0.000)	208.08(0.000)
$Q^2(10)$	199.45(0.000)	231.54(0.000)	244.51(0.000)

注：括号中数值表示序列不相关时 Q 统计量的 P 值

表 1 给出了三段日收益率数据的描述性统计量。可以看出，三个样本区间具有不同的均值和标准差，并且差异较大。对均值和方差相等检验，其统计量非常显著，拒绝三个序列的均值方差相等的原假设（如表 2 所示），因此采用分段建模合理。日收益率尖峰厚尾的特征明显，偏度系数显著不为零，峰度系数远大于 3，由 JB 统计量可以判定收益率不符合正态分布。为了避免由于$Q(m)$中m值选取的主观性而造成的伪拒绝，我们选取多期不同的m值。三段数据的 Ljung-Box 修正 Q 统计量$Q(20)$拒绝 20 期收益率序列不相关的假设。$Q^2(5)$和$Q^2(10)$是收益率序列平方后所得的 5 期和 10 期

Ljung-Box 修正 Q 统计量，收益率的平方相关性更加明显。表 3 给出的 ADF 检验和 PP 检验的结果显示各序列的统计量都小于显著性水平为 1%的临界值，因而拒绝具有单位根的原假设，各序列都是平稳的。可以采用 GARCH 类模型进行实证分析。

表 2　三个序列均值方差相等检验

原假设：三个序列（均值\方差）相等	检验方法	检验统计量	P 值
Test for Equality of Means Between Series	Anova F-statistic	6.054246***	0.0024
Test for Equality of Variances Between Series	Bartlett	1344.218***	0.0000
	Levene	186.4008***	0.0000
	Brown-Forsythe	184.9340***	0.0000

表 3　三个序列的平稳性检验结果

序列区间	ADF 检验统计量	PP 检验统计量	1%临界值
S1	－5.785316***	－6.387063***	－2.571
S2	－32.86189***	－33.04041***	－2.567
S3	－43.38647***	－43.35600***	－2.566

注：***、**和*分别表示 1%、5%和 10%显著性水平下显著（下同）

3　基于广义误差分布的 GARCH(1,1)及 GARCH—M 模型分阶段检验

针对我国股票市场收益率分布的偏态、高峰、厚尾及非对称性特征，引入广义误差分布（Generalized Error Distribution，简记 GED），考察基于 GARCH(1,1)、GARCH—M 模型的分阶段检验。

3.1　GARCH(1,1)模型检验

GARCH(1,1)模型如下：

$$r_t = c + \gamma r_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t \mid \psi_{t-1} \sim GED(0, \sigma_t^2, \nu) \tag{1}$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

GARCH模型是用来估计并预测波动性和相关性的，它更关注条件方差方程，所以在实证中对GARCH(1,1)模型的均值方程的选择以简单适用为原则，通常将条件均值方程的形式取得非常简单。例如 $r_t = c + \gamma r_{t-1} + \varepsilon_t$ 或者AR(P)。建模时采用“由特殊到一般”的方法确定均值方程，首先考虑最简单的均值方程，若检验此方程参数不显著，我们再尝试在方程中加入更高阶的自回归项，直到得到最终的均值方程。

通过对上证综指的日收益序列的三段数据统计描述可知，尖峰性都很严重，其分布显著异于正态分布。陈学华（2003）指出广义误差分布能够很好的刻画上证综合指数收益率序列尖峰厚尾性和杠杆效应。陈守东 （2002）认为GED分布假定下的GARCH 类模型比正态分布假定下的模型能更好地反映出上证指数收益的风险特性。事实上，结果表明残差分布选择的不同将会导致模型结果的很大差异。

我们设定文中所有模型的残差 ε_t 服从广义误差分布（GED），其GED密度函数如下：

$$f(\varepsilon_t)=\frac{\nu\exp[-(1/2)\,|\,\varepsilon_t h_t^{-1/2}/\lambda|^{\nu}]}{\lambda 2^{[(\nu+1)/\nu]}\Gamma(1/\nu)}h_t^{-1/2}\text{，其中 }\lambda=[\frac{2^{(-2/\nu)}\Gamma(1/\nu)}{\Gamma(3/\nu)}]^{1/2} \qquad (2)$$

其中 $\Gamma(*)$ 是伽玛函数，ν 是尾部厚度的度量参数。当 $\nu=2$ 时，函数为正态分布；当 $\nu<2$ 时，函数有较正态分布更厚的尾部和更高的峰值，ν 越小极端值出现的概率越大，尖峰厚尾性越严重。

按简单适用原则经过分析我们选择S1和S2的均值方程为：$r_t = c + \gamma r_{t-1} + \varepsilon_t$；S3的均值方程为：$r_t = c+\gamma r_{t-15}+\varepsilon_t$。由此分别建立GARCH（1,1）模型，如表4所示：

表4 上海股市收益率的GARCH（1，1）模型参数估计结果

序列区间	S1	S2	S3
c	2.46E-06*** (3.399562)	-0.001909*** (-3.581532)	0.000244 (0.992616)
γ	1.004569*** (9175.722)	-0.071173*** (-2.790499)	0.051634*** (2.984485)
ω	9.33E-06** (2.165522)	0.000112*** (3.978120)	1.13E-05*** (3.958561)
α	3.359279* (1.710601)	0.306387*** (5.202689)	0.171171*** (6.165010)
β	0.236167** (2.370739)	0.648629*** (12.83899)	0.790414*** (26.91456)
ν	0.283463*** (11.48352)	0.941492*** (27.3025)	1.173369*** (27.83543)
$\alpha+\beta$	3.595446	0.955016	0.961585
log likelihood	1642.909	2468.642	4892.072
ARCH-LM(1) Test	0.430313	0.829158	0.262945
ARCH-LM(5) Test	0.800518	0.996788	0.558991

注：括号内数值表示t值（下同）

从表4我们可以得到以下结论。第一，对数似然统计量都很大，对收益率序列的残差进行ARCH效应一阶和五阶检验，其P值都在10%置信水平下接受不存在ARCH效应的假设，模型参数显著，这表明利用GARCH（1,1）模型描述收益率波动效果较好。第二，表中的厚尾参数 ν 的估计值都小于2，并且全部拒绝收益率为正态分布（正态分布 $\nu=2$）的原假设。并且第一阶段的 ν 值最小，只有0.283463，而后两段的 ν 值不断变大。ν 越小波动越剧烈，这符合中国股票市场实际情况，股市建立的初期，投机现象严重，股价波动剧烈，随着 ν 不断增大，波动逐渐变小，股票市场逐渐趋于成熟。第三，对条件方差方程的分析。三个模型中波动衰减系数 $\alpha+\beta$ 的值，第一阶段为3.595446，远远大于1，表明s1的GARCH过程是非平稳的；s2为0.955016，s3为0.961585，这说明这两个阶段GARCH过程是平稳的，且平稳性渐强。进一步分析 α 系数和 β 系数。大的 α 系数意味着波动性对市场反映迅速，波动性是长而尖的，波动剧烈，小的 α 系数情况则与此相反。从三个阶段看，系数 α 随时间延续逐渐变小，这进一步说明了中国股市波动逐渐变缓。GARCH滞后系数 β

越大意味着市场对条件方差的冲击反映经过的时间越长，波动长久具有记忆性。从三个阶段看，系数 β 随时间延续逐渐变大，说明中国股市记忆性越来越强（参见图1）。综上，三个阶段的GARCH（1,1）模型表明中国股市波动逐渐趋缓，市场逐步成熟。这与实际市场情况相符合，实际第一时间段中国股票市场处于初创期，市场规模较小，市场完全处于“卖方”市场且交易频繁，投资者风险意识淡薄，逐利现象和非理性行为普遍，因此市场波动异常剧烈。此后，颁布的一系列政策法规减缓了市场波动。

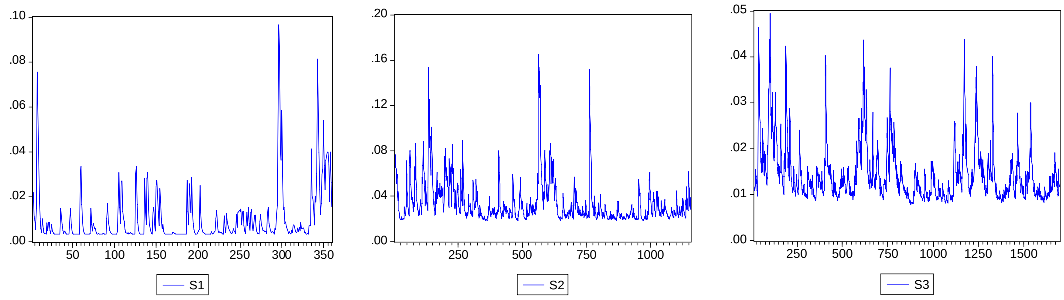

图1 S1、S2、S3 阶段上证指数收益率的条件方差图

3.2 GARCH－M模型检验

金融理论表明，理性投资者会对高风险资产期望高收益，其原因在于人们一般认为金融资产的收益应当与其风险成正比，风险越大，投资者预期的收益要求就越高。这种预期风险用条件方差表示的模型被称为 ARCH—M 回归模型（Engle Lilien Robbins1987），条件方差若是一个 GARCH(p, q)过程，则被称为 GARCH—M 模型。其模型表述如下：

$$r_t = \gamma r_{t-1} + \theta\sigma_t + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t \mid \psi_{t-1} \sim GED(0, \sigma_t^2, \nu) \tag{3}$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2$$

参数 θ 可以解释为一典型投资者的相关风险厌恶系数，同一系数 $\theta\sigma_t$ 可被视为时变的风险溢价。理性的投资者对于高风险的投资必要求高的收益补偿，因此正常的市场情况下，风险溢价 θ 值应该为正，即投资者是风险厌恶的，系数越大表明投资者风险求偿越多；倘若 θ 值为负，则意味着投资者是风险偏好的。三阶段的参数估计如表所示：

从表5可以得出以下结论。第一，对数似然统计量都很大， ARCH效应检验接受不存在ARCH效应的假设，因此GARCH－M模型描述收益率波动效果较好。第二，表中的厚尾参数 ν 的估计值都小于2，并且全部拒绝收益率为正态分布（正态分布 ν =2）的原假设，GED分布拟和数据效果良好。第三，三个阶段模型的 α 和 β 值都是显著的，并且 α 值下降幅度很大，市场的风险波动水平逐渐下降。再看 $\alpha + \beta$ 值，在S1时大于1，表明此时收益波动不会衰减，波动最为剧烈；此后两个阶段的值都小于1，而且不断变小，这说明收益波动记忆性越来越强。第四，从风险溢价 θ 系数来看，三段区间的 θ 系数都是显著的。S1阶段的 θ 值为负，说明此时投资者的收益要求与市场波动之间负相关，投资者对市场风险是偏好的，投机情况严重；S2阶段的 θ 值也为负，但是绝对值很小，仅为-0.065677，说明此时投资者的收益要求与市场波动之间弱负相关，投资者对市场风险是中立的，投机状况有所改变。这两段的结果表明股市建立初期，股市投资者素质偏低，市场投机气氛浓厚。S3阶段的 θ 值为正，表明收益率与风险成正比变化，投资者是风险厌恶的，对于波动需要大的风险补偿，投资者群体趋向理性。一般发达国家成熟股市的投资者风险规避系数在2～6之间，

我们认为即便考虑了不同国家间的汇率影响所导致的不同市场指数建立的模型是否具有可比性的问题，与之相比，中国股市的风险规避系数也处于非常低的水平，投资者理性有限。三个阶段模型表明，股市投资者渐进理性，对高风险越来越要求高的补偿。

表5 上海股市收益率的GARCH－M模型主要参数估计结果

序列区间	S1	S2	S3
θ	-0.399673*** (-7.196129)	-0.065677*** (-3.386126)	0.255432*** (3.655806)
ω	1.72E-06** (2.385862)	0.000118*** (4.059118)	1.51E-05*** (4.313575)
α	1.268500*** (5.898402)	0.311405*** (5.231444)	0.198418*** (6.358361)
β	0.241693*** (4.839923)	0.640161*** (12.48484)	0.750093*** (23.03926)
ν	1.526759*** (10.05715)	0.943295*** (27.18164)	1.153157*** (27.79189)
$\alpha + \beta$	1.510193	0.951566	0.948511
log likelihood	1279.827	2466.953	4916.550
ARCH-LM(1) Test	0.988629	0.828516	0.363816
ARCH-LM(5) Test	0.897411	0.996552	0.612015

4 基于 GJR-GARCH-M 和 EGARCH 模型的非对称性检验

为了进一步研究中国股市投资者对好坏信息的反映程度，我们对股市进行非对称性研究。

4.1 基于GARCH(1,1) 模型的非对称性检验

我们利用符号偏差检验（SB）、负向规模偏差检验（NSB）、正向规模偏差检验（PSB）基于GARCH(1,1) 模型的从残差 ε_t 来检验非对称性，其检验方程如下：

$$\text{SB检验：}\quad \varepsilon_t^2 / h_t = a + bS_{t-1}^- + \zeta_t \quad ;$$

$$\text{NSB检验：}\quad \varepsilon_t^2 / h_t = a + bS_{t-1}^- \varepsilon_{t-1} + \zeta_t \, ;$$

$$\text{PSB检验：}\quad \varepsilon_t^2 / h_t = a + bS_{t-1}^+ \varepsilon_{t-1} + \zeta_t \, ;$$

$$\text{其中，}\quad S_{t-1}^- = \begin{cases} 1, \varepsilon_t < 0 \\ 0, \varepsilon_t \geq 0 \end{cases} \quad , \quad S_{t-1}^+ = 1 - S_{t-1}^- \quad 。$$

GARCH模假定条件方差是过去残差平方的函数，因此，残差项的符号不会影响到条件方差，即条件方差对正的价格变化和负的价格变化的反应是对称的。然而在实证研究中发现，当坏的消息出现时，即预期股票收益会下降时，收益率的波动趋向于增大；当好的消息出现时，收益率的

波动趋向于减小，即存在着杠杆效应。条件方差是否具有不对称性，可以利用Engle and Ng（1993）提出的符号偏差检验（SBT）、负向规模偏差检验（NSBT）和正向规模偏差检验（PSBT）来检验。SBT、NSBT和PSBT分别对模型中的系数估计值b进行t检验。

表6 不对称效果检验结论

检验 \ 区间	SB		NSB		PSB	
	t值	p值	t值	p值	t值	p值
S1	-0.748904	0.4544	35.64022***	0.0000	-7.920852***	0.0000
S2	1.571020	0.1165	21.80417***	0.0000	-4.244791***	0.0000
S3	-1.422829	0.1550	43.45451***	0.0000	-22.66487***	0.0000

由符号偏差检验（SB）结论可知，三个时间段的p值均十分不显著，这表明ε_t的正负号对条件波动的影响并不显著；负向规模偏差检验（NSB）方面，所有的p值都非常显著，表示大且负向的ε_t比小且负向的ε_t对波动度的影响大；正向规模偏差检验(PSB)均拒绝$b=0$的原假设，表示大且正向的ε_t比小且正向的ε_t对波动度的影响要大。综合负向及正向规模偏差检验来看，偏差效应显著，大的信息会较小的信息对波动度造成较大的影响，残差存在明显的非对称性。

4.2 基于 GJR-GARCH-M 模型的杠杆效应研究

由于残差存在非对称性，我们进一步检验股市的杠杆效应的显著性。对于资产而言,正面信息和负面信息对其波动的影响是不同的，即杠杆效应(Leverage Effects)。当杠杆效应存在时，好消息带来的正的非预期回报会导致条件波动变小，而坏消息带来的负的非预期回报会导致条件波动变大。

Zakoian(1990)和 Glosten，Jafanathan，Runkle(1993)分别引入的 GJR-GARCH 模型是描述非对称效应的实用模型。其方差模型为：

$$\sigma_t^2=\omega+\alpha\varepsilon_{t-1}^2+\delta\varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1}+\beta\sigma_{t-1}^2 \tag{4}$$

其中，当$\varepsilon_{t-1}<0$时，$d_{t-1}=1$；否则，$d_t=0$。

在模型(4)中，条件方差方程中的$\delta\varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1}$称为非对称效应项，或门限效应项（Threshold ARCH）。条件方差方程表明σ_t^2的大小依赖于前期的平方误差ε_{t-1}^2和方差σ_{t-1}^2的大小，好消息$(\varepsilon_{t-1}>0)$和坏消息$(\varepsilon_{t-1}<0)$对条件方差有着不同的影响：好消息有一个α的冲击，即当$\varepsilon_{t-1}>0$时有一个α倍的冲击；坏消息有一个$\alpha+\delta$的冲击，即当$\varepsilon_{t-1}<0$时有一个$\alpha+\delta$倍的冲击。只要$\delta\neq 0$，就存在非对称效应。此外如果$\delta>0$，存在杠杆效应，负向信息比正向信息对波动度影响要大；若$\delta<0$，则存在反向的杠杆效应，正向信息比负向信息对波动度影响要大。

在建模时，考虑带风险项的均值方程为：

$$r_t=\lambda R_t^{'}+\theta\sigma_t+\varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t\,|\,\psi_{t-1}\sim GED(0,\sigma_t^2,\nu)$$

由表 7 可知非对称系数δ在 S1 和 S2 时，都是不显著的，表明这两个时期上海股票市场杠杆效应不十分明显。但是特别注意的是在 S1 阶段杠杆系数为负，也就是说利好消息对投资者的影响大

于利空消息的影响；S2 阶段杠杆系数变为正，说明利空消息影响大于利

表 7 上海股市收益率的 GJR-GARCH－M 模型主要参数估计结果

序列区间	S1	S2	S3
θ	-0.003611*** (-4.262955)	-0.067272*** (-3.455344)	0.229358*** (3.359379)
ω	8.78E-06** (2.342979)	0.000114*** (3.983000)	1.38E-05*** (4.345768)
α	5.499541 (1.486184)	0.280950*** (4.269980)	0.127447*** (4.332144)
δ	-2.276224 (-0.712127)	0.050530 (0.595145)	0.106980** (2.565209)
β	0.238634** (2.702597)	0.648489*** (12.71638)	0.768014*** (25.40304)
ν	0.299407*** (10.10581)	0.941796*** (27.13409)	1.152799*** (28.10540)
$\alpha + \beta$	5.738175	0.929439	0.908115
log likelihood	1644.714	2467.145	4919.989
ARCH-LM(1) Test	0.452823	0.855218	0.288379
ARCH-LM(5) Test	0.797117	0.997216	0.562363

好消息影响，因δ仅为0.050530，所以影响有限；S3时间段杠杆效应项的系数δ为0.106980，显著大于零，说明股票指数的波动具有“杠杆”效应：等量的利空消息能比利好消息产生更大的波动，当出现“利好消息”时，会对股票指数带来一个0.106980倍的冲击，而出现“利空消息”时，则会带来一个 0.234427（0.106980+ 0.127447）倍的冲击。这表明市场上坏消息比好消息对波动造成的影响要大，这和一般发达国家的股市的杠杆效应的结论是一样的。股票市场建立初期，国家大力支持股票市场的发展，利好的政策不断，市场空前繁荣，投资者有很强的正收益预期，股票的心理价位很高，即便是不具有投资价值的股票，投资者也争相买入，追涨动机强烈，投机心理严重。由于群体心理的乘数效应导致羊群效应出现，股市一旦呈现涨势，就有可能出现“井喷”行情。经过一段时间的发展，随着证券市场法规的逐渐完善健全，股市波动趋缓，大涨大跌态势减弱，投资者由盲目变的理性起来，对于负向信息可能带来的损失给于更多的考虑，这也就造成了S3阶段显著的杠杆效应。由Kahneman和Tversky(1979)的“期望理论”（Prospect Theory）可知，成熟的股市投资者对于较大损失是风险偏好的，而对于较大的收益则是风险厌恶的。也就是说，在同等的损失和厌恶情况下，投资者对坏消息带来的损失更加敏感。这也就进一步解释了杠杆效应。通过Engle和Ng（1993）的信息影响曲线(News Impact Cure)所画的GARCH和GJR-GARCH模型比较图可以直观的看到，三个时间段都存在不同程度的非对称性，大的信息较小的信息带来的影响要大，且杠杆效

应由弱到强，逐渐趋于明显，投资者渐进理性。

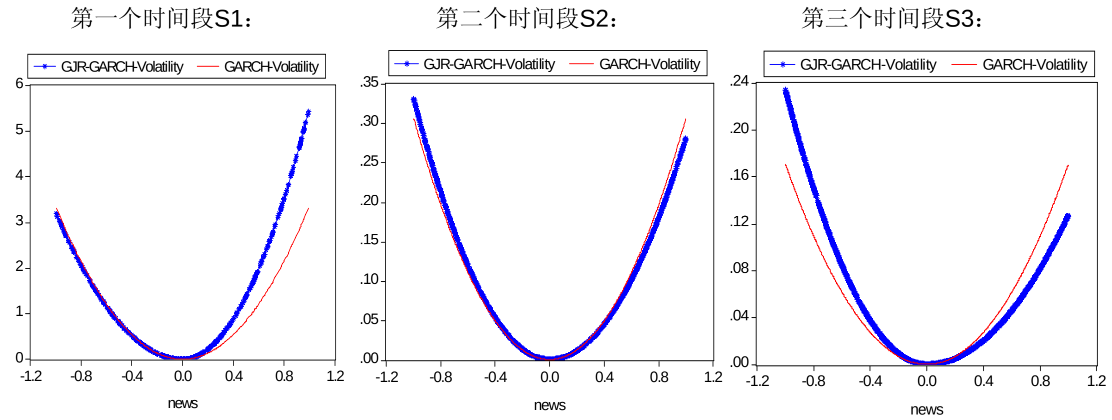

图2 S1、S2、S3阶段信息影响曲线

4.3 基于 EGARCH 模型的非对称性进一步验证

为了进一步检验杠杆效应的存在我们引入 EGARCH 模型。EGARCH 或指数（Exponential）GARCH 模型由 Nelson（1991）提出。条件方差被指定为：

$$\log\left(\sigma_t^2\right)=\omega+\beta\log\left(\sigma_{t-1}^2\right)+\alpha\left|\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right|+\gamma\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \tag{5}$$

等式左边是条件方差的对数，这意味着杠杆影响是指数的，且条件方差的预测值一定是正的。杠杆效应的存在通过 $\gamma<0$ 的假设得到检验。如果 $\gamma\neq 0$，则冲击的影响存在着非对称性。

经过实证建模发现只有第三个时间段的EGARCH模型显著，所有参数估计的P值均在1%显著性水平下显著。其模型如下：

$$\log\left(\sigma_t^2\right) = \underset{(-5.157095)}{-0.6030} + \underset{(7.364039)}{0.2830}*\left|\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right| - \underset{(-3.237270)}{0.0644}*\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + \underset{(80.40272)}{0.9542}*\log\left(\sigma_{t-1}^2\right)$$

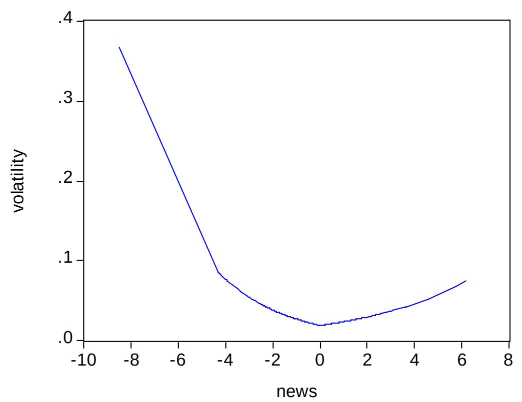

图3　S3阶段信息影响曲线

从模型中可以看到，利空消息能比等量的利好消息产生更大的波动的结论在EGARCH模型中也能够得到印证。在EGARCH模型中，$\hat{\alpha}=0.2830$，其非对称项γ 的系数小于零，$\hat{\gamma}=-0.0644$，

当 $\varepsilon_{t-1} > 0$ 时，有一个 $\hat{\alpha} + \hat{\gamma} = 0.2830 + (-0.0644) = 0.2186$ 倍冲击，当 $\varepsilon_{t-1} < 0$ 时，有一个 $\hat{\alpha} + \hat{\gamma} = 0.2830 + (-0.0644) \times (-1) = 0.3474$ 倍冲击 。从下面的信息影响曲线可以清楚的看出其杠杆效应。

5 结 论

(1) 阶段性的分布检验结果表明，三个样本区间具有不同的均值和标准差，并且差异较大，经均值和方差相等检验后，统计量非常显著，拒绝三个序列的均值方差相等的原假设，分段建模研究合理。

(2) 本文发现了收益率分布尖峰厚尾的证据，并用广义误差分布来描述中国股市收益率的大涨大跌，符合实际情况。

(3) 基于广义误差分布的GARCH(1,1)分阶段检验表明，三个阶段的系数α随时间延续逐渐变小，验证了中国股市波动逐渐变缓。大的GARCH滞后系数β 意味着对条件方差的冲击经过相当一段时间才会消失，波动是长久的具有记忆性。从三个阶段看，系数β随时间延续逐渐变大，说明中国股市记忆性越来越强。GARCH（1,1）模型表明中国股市，波动逐渐趋缓，市场逐步成熟。

(4) GARCH－M模型的分阶段检验表明，GARCH－M模型描述收益率波动效果较好。厚尾参数ν的估计值都小于2，拒绝收益率为正态分布（正态分布ν＝2）的原假设。三个阶段模型的α和β值都是显著的，并且α值下降幅度很大，市场的风险波动水平逐渐下降。$\alpha + \beta$ 值表明收益波动记忆性越来越强。风险溢价θ系数在三个阶段都是显著的。S1阶段投资者对市场风险是偏好的；S2阶段投资者对市场风险接近中立，S3阶段投资者是风险厌恶的，对于大的波动需要大的风险补偿，投资者群体趋向理性。表明投资者渐进理性。

(5) 基于 GARCH(1,1) 模型的非对称性检验表明偏差效应显著，大的信息较小的信息对波动度造成较大的影响。基于 GJR-GARCH-M 模型的非对称性检验表明非对称系数δ在 S1 和 S2 时，都是不显著的，表明这两个时期上海股票市场杠杆效应不明显。S2 阶段杠杆系数变为正，说明利空消息影响大于利好消息影响；S3 阶段股票价格的波动具有“杠杆”效应：利空消息能比等量的利好消息产生更大的波动，当出现“利好消息”时，会对股票价格指数带来一个 0.1052 倍的冲击，而出现“利空消息”时，则会带来一个 0.234427 倍的冲击，市场上坏消息比好消息对波动造成的影响要大。基于 EGARCH 模型的非对称性检验进一步验证了利空消息能比等量的利好消息产生更大的波动的结果，投资者对利空消息反应比利好消息强烈，投资者逐步理性，市场趋向理性。

参考文献

[1] Nelson D B..Conditional Heteroskedasticity in Asset Return: A New Approach [J]. Econometrica, 1991, (59): 347-370.

[2] Nelson D B.. Stationary and Persistence in the GARCH(1,1)model[J]. Econometric Theory, (6):318-334.

[3] Engle, R. F.. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimate of the variance of United Kingdom inflation[J]. Econometrica, 1982, 50, 987-1008.

[4] Bollerslev T.. Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity[J]. Journal of Econometrics, 1986, 31:307-327.

[5] Gilbert . C. L.. Professor Hendry’s Econometric Methodology[M] . Oxford Bulletin of Economics and Statistics , 1986, 48, 283-307.

[6] Robert F. Engle , David M. Lilien , and Russell P. Robins. Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: the ARCH-M model[J]. Econometrica, 1987,(55):391-407.

[7] Zakoian . JM. Threshold Heteroskedasticity Model . manuscipt .CREST , INSEE , 1990 , Paris.

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

[9] Nelson D B . . Conditional Heteroskedasticity In Assetreturns: AnewApproach [J]. Econometrica , 1991 , (59) :347-370.

[10] Engle , Robert F. and Victor K.. Ng Measuring and Test the impact of News on Volatility[J]. Journal of Finance , 1993 ,48: 1022-1082.

[11] Fornari. F. and Mele. A.. Sign-And Volatility-Switching Arch Models : Theory and Applications To International Stock Markets[J] . Journal of Applied Econometrics, 1997, 12, 49-65.

[12] Kahneman D. and Tversky A.. Prospect Theory : An Analysis of Decision Making under Risk[J].Econometrica , 1979, Vol. 47 , No. 2 , March: 263-291.

[13] 吴长风. 利用回归GARCH模型对我国沪深股市的分析[J]. 预测, 1999, (4):46-47.

[14] 陈千里，周少甫. 上证指数收益的波动性研究[J]. 数量经济技术经济研究，2002，(6):122-125.

[15] 陈守东，俞世典. 基于GARCH 模型的VaR方法对中国股市的分析[J]. 吉林大学社会科学学报, 2002, (4):11-17.

[16] 陈守东，韩广哲，荆伟. 主要股票市场指数与我国股票市场指数间的协整分析[J]. 数量经济技术经济研究, 2003, (5):124-129.

[17] 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.

[18] 陈学华，杨辉耀. APARCH 模型在证券投资风险分析中的应用[J]. 运筹与管理, 2003, (3):92-97.

[19] 陈工孟，芮萌. 中国股票市场的股票收益与波动关系研究[J]. 系统工程理论与实践, 2003, (10):12-21.

[20] 刘金全，崔畅. 中国沪深股市收益率和波动性的实证分析[J]. 经济研究(季刊), 2002, (1):885-898.

[21] 田华，曹家和. 中国股票市场报酬与波动的 GARCH-M 模型[J]. 系统工程理论与实践, 2003, (8):81-86.

[22] 王春峰. 金融市场风险管理[M]. 天津大学出版社, 2001:126-148.

[23] 特伦斯•C•米尔斯. 金融时间序列的经济计量学模型[M]. 经济科学出版社，2002:131-182.

The Characteristics Analysis of Stock Returns and Volatilities in Shanghai's Stock Markets in Different Stages

CHEN Shou-dong ,   MA Hui , ZHAO Xiao-li

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

Abstract: This article analyses the stock returns and volatilities of Shanghai's stock markets in different stages using the family of GARCH models which based on Generalized Error Distribution. GARCH and GARCH-M models imply that the volatilities are weakening, investors who used to be risk preference have become risk aversion. The study of asymmetry using GJR-GARCH and EGARCH models shows that there is asymmetric effect in stock markets and leverage effect is distinct gradually. The empirical results indicate that market speculates are reducing day by day and the investors have become rationally gradually.

Key words: return; volatility; different stages; leverage effects; GARCH

收稿日期: 2006-1-10

基金项目: 教育部重大项目（05JJD790005），国家自然科学基金项目（70573040 ），“吉林大学‘985工程’项目”。

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: 长春市朝阳区前卫路10号吉林大学商学院，130012，联系电话: 0431-5166334（办）0431-5182678（宅）13331666307（手机） 0431-516876690（传真），chensd@jlu.edu.cn; 马 辉（1981—），男，江苏省淮安市人，吉林大学商学院数量经济学专业硕士研究生; 赵晓力（1964—），男，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。