

结构突变对股市收益波动性的影响^{*}

——来自中国沪深股市的经验分析^{*}

张文爱^{a,b}

(重庆工商大学 a.经济学院;b.长江上游经济研究中心,重庆 400067)

摘 要:采用修正的 ICSS 算法检测我国沪深股市收益波动的结构突变点,并使用引入虚拟变量和标准差过滤的方法消除结构突变的影响,建立 GARCH 和 FIGARCH 模型检验结构突变对我国股市收益波动的实际影响。研究发现:沪深股市的收益波动表现出显著的长记忆性,且结构突变将导致对收益波动长记忆性的高估,表明我国股市还未达到弱式有效的水平,建立在“有效市场假说”基础上的金融数量模型并不完全适用于我国证券市场;采用修正的 ICSS 算法能够有效地捕捉到波动的结构突变点,引入虚拟变量和采用标准差过滤均能较好地消除结构突变的影响,而采用标准差过滤的方法的实证效果相对更好;我国股市收益波动存在显著的结构突变,且结构突变发生的时间均与重大政策或市场事件相对应,表明我国证券市场受到经济政策和市场活动的影响显著。为此,应尽可能保持政策的相对稳定,减少过度的行政干预,促进股市的市场化运行,并密切关注国内外经济发展形势对证券市场的可能冲击。

关键词:结构突变;结构突变点;股市收益;收益波动性;波动长记忆性;波动聚类性;日收益率;FIGARCH 模型;修正的 ICSS 算法

中图分类号:F830.91;F224.0

文献标志码:A

文章编号:1674-8131(2013)04-0038-10

一、引言

股市收益波动性刻画了收益的变动水平,反映了投资的潜在风险,是影响投资决策的重要变量之一。准确捕捉收益波动性,对于正确评判收益水平、有效规避投资风险具有重要意义。收益波动性的典型特征主要包括波动聚类性与长记忆性(或称为持续性)。长记忆性(long memory)反映了时间序列在一个较长的时间跨度上仍然表现出高度的自相关性,收益波动的长记忆性表示波动性不仅随时间的推移而变化,而且常常在某一时间段中连续出

现偏高或偏低的现象。因此,长记忆性刻画了外部冲击对波动性的持续影响,反映历史信息对波动的可预测性。如果波动存在长记忆性,则意味着可以利用历史信息对收益波动性进行预测;显然,这是对“有效市场假说”的背离,从而预示着建立在这一假设基础上的各种金融数量模型(如资本资产定价模型等)的分析都将归于无效。可见,准确刻画收益波动性,特别是对波动的长记忆性进行有效捕捉,对于风险评估与投资决策具有重要的现实指导价值。

^{*} 收稿日期:2013-05-04;修回日期:2013-06-05

基金项目:重庆工商大学青年博士基金项目(1151003)

作者简介:张文爱(1978—),男(苗族),重庆酉阳人;讲师,经济学博士,在重庆工商大学经济学院、长江上游经济研究中心任教,主要从事计量经济学理论与应用研究。

对收益波动性,特别是对波动的长记忆性的捕捉研究,需要充分关注结构突变的影响。由重大的政策或市场行为所引起的结构突变,常常对收益波动产生重要影响,特别是导致对波动的长记忆性的高估,产生所谓的“伪长记忆”。McMillan 等(2011)实证研究发现忽略结构突变会高估波动的长记忆性,而考虑了结构突变点的波动模型则能提高对股市的预测效果。因此,围绕股市收益波动性的建模分析和对股市结构突变的检测,国内外学者展开了丰富的研究。

关于收益波动性的研究,最早见于 Engle(1982)所提出的 ARCH 模型,该模型将时变方差建立成历史扰动的函数,以反映金融时间序列的波动性。Bollerslev(1986)提出 GARCH 模型后,研究股市收益波动的理论模型不断发展,资产收益的尖峰厚尾性及波动集群性特征得到了较好的捕捉。此后,人们进一步发现许多情形下条件方差过程中存在明显的持续性,针对这一现象,Engle 等(1986)提出了 IGARCH 模型。在 IGARCH 模型中,条件方差的扰动对未来的影响是永续的;但在实际应用中,人们发现更多的情形是扰动对于波动性存在长期但并非永续的影响,表现为分数阶差分平稳,这就是波动的长记忆性。为捕捉这种长记忆性,Baillie 等(1996)提出了分数阶协整的 GARCH 模型,即 FIGARCH 模型。FIGARCH 模型的提出,大大拓展了 GARCH 模型族的适用范围,特别是在股市收益波动的长记忆性研究方面,FIGARCH 模型得到了大量的应用。

鉴于时间序列的结构突变对时间序列建模分析的重要性,学者们很早就开始了对结构突变的捕捉与分析,包括均值突变检测和方差突变检测。关于均值突变点的检测,较经典的有 Bai 等(1998)提出的用最小二乘法估计均值突变点;此后,Bai 等(2003)基于动态规划的原则提出全局最小化残差平方和循序检验法,该方法应用更为广泛,有效拓展了均值结构突变的检测方法。而关于方差结构突变的检测方法,最早见于 Hsu 等(1974),其主要针对单个方差突变点进行检测;Brown 等(1975)首次提出累积平方和(CUSUM-SQ)算法,考察多个方差结构突变点;Inelan 等(1994)改进了 CUSUM-SQ 算法,在假定残差服从独立正态同分布的条件下,

提出迭代累计平方和(ICSS)算法;Sansó 等(2004)则进一步放宽对残差的假定条件,提出了修正的 ICSS 算法,该算法提出后,在实证研究中受到广泛重视和运用。Fang 等(2009)运用修正的 ICSS 算法检验了六个国家 GDP 增长率序列方差的结构突变点,Korkmaz 等(2009)运用修正的 ICSS 算法检验了伊斯坦布尔股市的突变点。国内用修正的 ICSS 算法来考察结构突变的文献相对较少,杨成(2009)采用该算法对我国沪深 A、B 股四个市场结构突变点进行了检验。

综上所述,出于理论与实践的重要意义,考察结构突变对股市收益波动影响的研究在国外方兴未艾;但国内研究相对较少,特别是采用修正的 ICSS 算法对结构突变进行识别,并检验其对波动及波动的长记忆性影响的研究尚不多见。针对这一现状,本文拟在前述研究的基础上,采用修正的 ICSS 算法对我国沪深股市波动性的结构突变点进行识别,并建立 GARCH 和 FIGARCH 模型对经过与未经过修正的收益序列进行比较,进而检验结构突变对我国股市的波动性,特别是波动的长记忆性的实际影响,以期能为有关研究和投资决策提供参考。

二、模型与方法

1. GARCH 和 FIGARCH 模型

设 $\{y_t\}$ 为一时间序列,则 GARCH(p, q) 模型(Bollerslev, 1986)的一般形式表述如下:

$$a(L)y_t = c + b(L)\varepsilon_t, \varepsilon_t = \sigma_t z_t \quad (1)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha(L)\varepsilon_t^2 + \beta(L)\sigma_t^2 \quad (2)$$

式(1)中, $\{\varepsilon_t\}$ 是白噪声序列, L 是滞后算子,

滞后多项式算子 $a(L) = 1 - \sum_{i=1}^{p_1} a_i L^i, b(L) = 1 +$

$\sum_{i=1}^{q_1} b_i L^i$ 。式(2)即为 GARCH(p, q) 模型,其中, σ^2

为 $\{\varepsilon_t\}$ 的条件方差, $\alpha(L) = \sum_{i=1}^q \alpha_i L^i$ 和 $\beta(L) =$

$\sum_{j=1}^p \beta_j L^j$ 分别是 q 阶和 p 阶滞后算子多项式。

定义 $v_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$, 则 $\{v_t\}$ 是条件方差 σ^2 的新息,满足 $v_t \sim iid(0, \sigma^2)$ 。在 $\{\varepsilon_t\}$ 过程满足平稳性的条件下,式(2)可以重新写成关于 ε_t^2 的 ARMA

过程:

$$[1 - \alpha(L) - \beta(L)]\varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]\nu_t \quad (3)$$

式(3)中,平稳性条件要求 $[1 - \alpha(L) - \beta(L)]$ 和 $[1 - \beta(L)]$ 的所有根落在单位圆外。如果 $\{\varepsilon\}$ 过程不满足平稳性条件,而是存在单位根,则 GARCH 模型扩展为 IGARCH 模型(Engle et al,1986):

$$\varphi(L)(1-L)\varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]\nu_t \quad (4)$$

其中, $\varphi(L) = [1 - \alpha(L) - \beta(L)](1-L)^{-1}$ 。

FIGARCH(p, d, q) 正是在 IGARCH($p, 1, q$) 模型的基础上,允许整形阶数为分数的情形下得出的(Baillie et al,1996):

$$\varphi(L)(1-L)^d\varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]\nu_t \quad (5)$$

式(5)中, $0 \leq d \leq 1$ 。显然,当 $d = 0$ 时,FIGARCH 模型退化为标准的 GARCH 模型;当 $d = 1$ 时,FIGARCH 模型成为 IGARCH 模型。一般的, $0 < d < 1$,此时, ε_t^2 的自相关函数(ACF)以幂函数而不是以指数函数衰减,参数 d 反映了序列的长记忆性。

2. 结构突变点的识别:修正 ICSS 算法

Inclan 等(1994)提出 ICSS 算法,用以检验随机过程无条件方差的多个突变点。设时间序列 $\{r_t\}$,中心化后得到序列 $\{\varepsilon_t\}$, $t = 1, 2, \dots, T$ 。为了检验序列无条件方差为常数的原假设,设 $\{\varepsilon_t\}$ 服从正态分布且相互独立,检验统计量为:

$$IT = \sup_k |\sqrt{T/2} D_k| \quad (6)$$

式(6)中, $D_k = \frac{C_k}{C_T} - \frac{k}{T}$, $D_0 = D_T = 0$; $C_k = \sum_{i=1}^k \varepsilon_i^2$, $k = 1, 2, \dots, T$,是 ε_t 的累积平方和。在方差为常数的原假设下, IT 统计量近似服从于一个布朗桥(Brownian Bridge)。如果 IT 统计量的值大于预先给定的临界值 D^* ,则拒绝原假设,表明序列 $\{\varepsilon_t\}$ 至少存在一个方差突变点;否则接受原假设,认为序列的方差是常数,没有突变点。

ICSS 算法要求 $\{\varepsilon_t\}$ 服从正态分布且相互独立,即 $\varepsilon_t \sim iidN(0, \sigma_t^2)$ 。Sansó 等(2004)指出,对于大量的时间序列,尤其是金融时间序列,常常具有尖峰厚尾的性质,因此,采用 IT 统计量检验突变点,可能造成检验水平的扭曲,产生伪结构突变点。为此,Sansó 等人提出了修正的统计量 AIT:

$$AIT = \sup_k |T^{-1/2} G_k| \quad (7)$$

其中, $G_k = \hat{\omega}_4^{-1/2}(C_k - \frac{k}{T}C_T)$ 。 $\hat{\omega}_4$ 是调整参数

ω_4 的非参数一致估计量,其表达式为:

$$\hat{\omega}_4 = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (\varepsilon_i^2 - \hat{\sigma}^2)^2 + \frac{2}{T} \sum_{l=1}^m \left(1 - \frac{l}{m+1}\right) \times \sum_{i=l+1}^T (\varepsilon_i^2 - \hat{\sigma}^2)(\varepsilon_{i-l}^2 - \hat{\sigma}^2) \quad (8)$$

式(8)中, $\hat{\sigma}^2 = C_T/T$; ω_4 的估计依赖于窗宽 m 的选择,窗宽参数 m 可由 Newey 等(1994)提出的算法进行估计。

3. 消除结构突变影响的 GARCH/FIGARCH 模型

有两种方法可用于消除结构突变对波动的影响。一是引进虚拟变量,如果检验表明存在 k 个突变点,从而有 $k+1$ 个波动机制(Regime),则设 k 个虚拟变量:

$$D_i \quad i = 1, 2, \dots, k$$

D_i 的取值为:从突变点 i 开始取值为1,其余取值为0。引入虚拟变量的 GARCH(p, q) 和 FIGARCH(p, d, q) 模型形式如下:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^k d_i D_i + \alpha(L)\varepsilon_t^2 + \beta(L)\sigma_t^2 \quad (9)$$

$$\sigma_t^2 = \omega[1 - \beta(L)]^{-1} + \sum_{i=1}^k d_i D_i + \left\{1 - [1 - \beta(L)]^{-1}\varphi(L)(1-L)^d\right\}\varepsilon_t^2 \quad (10)$$

消除结构突变影响的第二种方法是运用 Granger 等(1999)提出的标准差过滤法。首先,分别在每一个机制内,对收益率序列 r_t 建立标准的 GARCH(p, q) 模型,得到每一个机制内收益率的条件标准差 τ_i 。

然后,对收益率序列 r_t 做以下处理: $r_t^* = r_t/\tau_j$, 当 $r_t \in$ 机制 j 时, $j = 1, 2, \dots, k+1$,则 $\{r_t^*\}$ 即为消除结构突变影响后的收益率序列。

最后,对经过标准差过滤的收益率序列 $\{r_t^*\}$ 建立标准的 GARCH(p, q) 和 FIGARCH(p, d, q) 模型,据此即可对收益波动的聚集性和长记忆性进行分析。

三、数据来源及统计描述

1.数据来源

为实证考察中国沪深股市的结构突变对收益波动性的影响,本文分别以“上证综指”和“深证成指”的日收盘价格指数作为研究指标。众所周知,为推进我国证券市场的规范化,促进市场健康稳定发展,沪深股市于1996年12月26日开始实施涨跌停板制度。为了保证研究期间股市基本制度的一致性,本文实证研究起点取于实施涨跌停板制度以后。具体的数据范围为1997年1月2日至2009年12月4日,共计 $3\,124 \times 2$ 个价格指数。数据来源为长城证券交易系统,日收益率序列为连续复利,即对数收益率,收益率序列有 $3\,123 \times 2$ 个样本数据。其具体计算公式为:

$$R_t = (\ln(P_t) - \ln(P_{t-1})) \times 100 \quad (11)$$

式(11)中, R_t 表示对数收益率; P_t 和 P_{t-1} 分别

为第 t 日和第 $t-1$ 日的收盘指数。本文的数据处理及程序工具为S-plus软件。

2.数据的统计描述

经整理,得到日收益率的样本数据,样本数据的统计描述如表1。从表1对收益率的统计描述中看到,不论是沪市还是深市,收益率序列均表现出非正态性的特征:其峰度分别为7.1476和6.4756,与正态分布有较大差异,尖峰特征十分明显;偏度系数分别为-0.2154和-0.1841,有一定的左偏性,但不严重;Jarque-Bera统计量很大,在1%水平上高度显著,也表明收益率序列不满足正态分布;ADF检验和PP检验均表明序列是平稳的;ARCH效应检验显示滞后12阶的统计量在1%水平上显著,表明收益率序列具有高阶ARCH效应。以上统计分析结果表明,对样本收益率序列采用GARCH族模型分析是合适的。

表1 沪深股市日收益率统计描述

指标	观测值 /个数	均值	标准差	偏度	峰度	Jarque-Bera 检验	ADF 检验	PP 检验	ARCH(12)
上证综指	3 123	0.041	1.754	-0.215	7.148	2 262.7 (0.000 0)	-55.95 (0.000 1)	-55.95 (0.000 1)	217.28 (0.000 0)
深证成指	3 123	0.046	1.918	-0.184	6.476	1 589.5 (0.000 0)	-53.61 (0.000 1)	-53.67 (0.000 1)	267.87 (0.000 0)

注:括号中的数值表示对应检验统计量的概率 p 值,下同。

四、实证分析

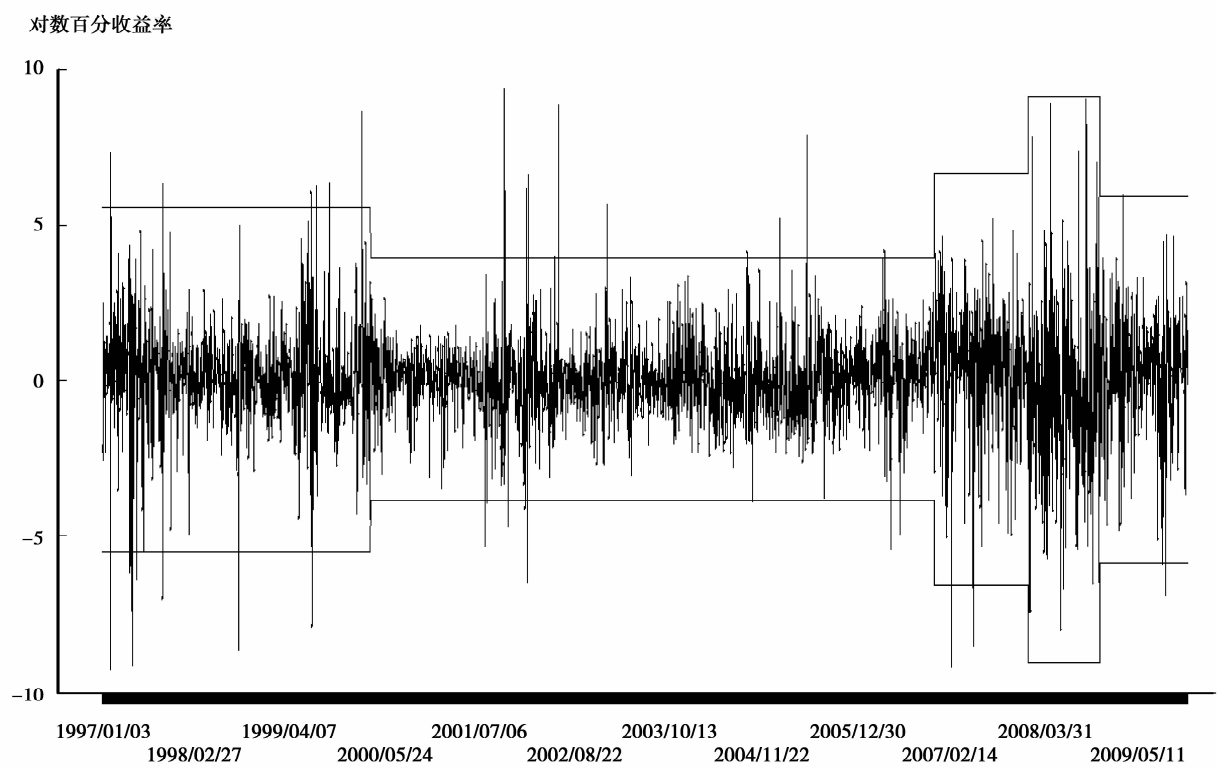
1.收益波动性结构突变检测

为考察我国股市收益波动的结构突变,本文采用修正的ICSS算法分别对沪深股市收益波动的结构突变点进行识别,实证检测结果如图1。

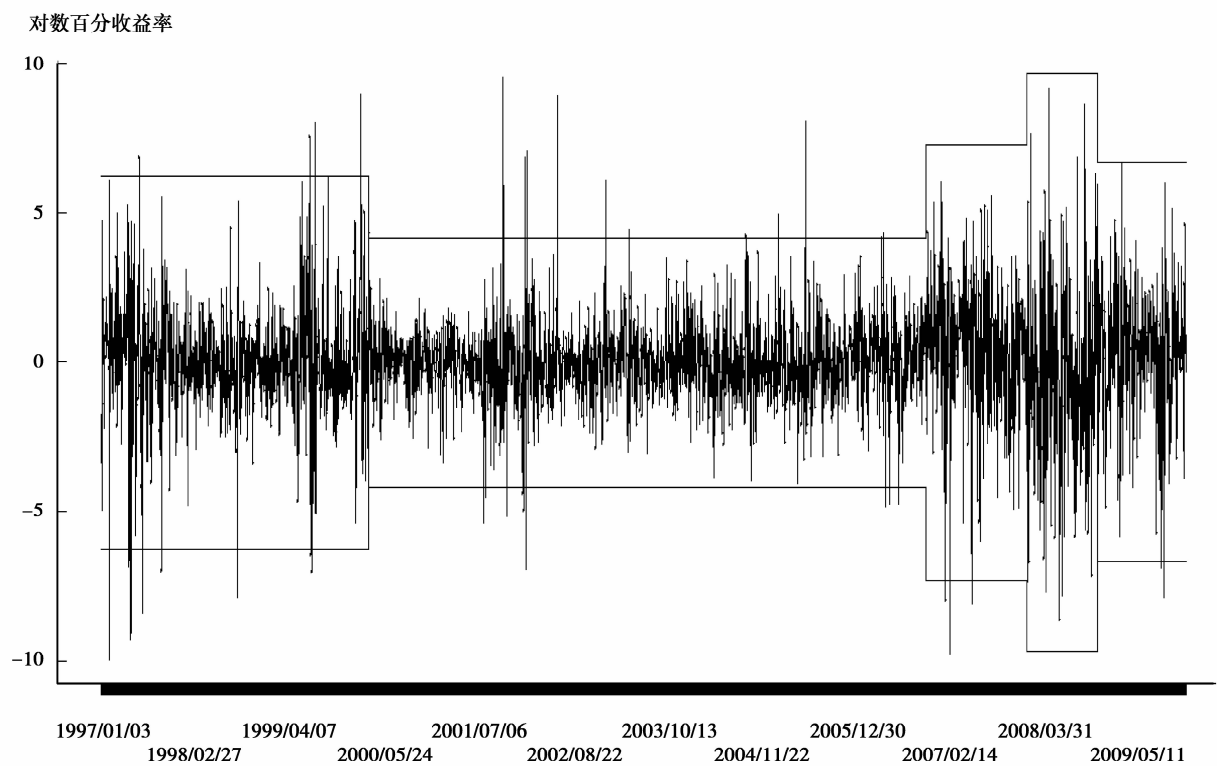
图1(a)和(b)分别描述了上证综指和深证成指收益率的波动结构。采用 ± 3 个标准差的带宽刻画每个结构突变点所定义的区间大小,结果显示上证指数收益率序列和深证成分指数收益率序列在样本期内各有四个突变点,因而各有五个波动机制。

导致收益率序列结构突变的原因,主要在于政府重大政策的实施和市场行为的积累。对于中国这样的转型中国家的新兴股票市场,政府政策对股

市有强大的影响。表2给出了突变点对应的日期附近主要政策及市场事件,反映了市场突变的主要原因。从中可以看出:(1)沪市和深市的突变模式非常一致,各有四次结构突变点,且突变点发生的时间高度接近;但整体而言,沪市的变动滞后于深市,说明深市对于政策及市场事件的反映更为灵敏。(2)大的政策事件是导致我国股市发生结构突变的根本原因。不论沪市还是深市,每一次发生结构突变,都对应着附近日期的重大的直接关系证券市场的政策的出台或宣布,这充分说明我国股市的“政策市”特点依然十分明显。(3)大的市场活动也是影响股市的重要因素,其累积的结果常常也可能导致股市收益波动的结构性变动。



(a) 上证综指



(b) 深证成指

图 1 沪深股市收益波动结构图

表 2 沪深股市波动结构突变点以及对应的主要事件

突变点	突变点对应日期		主要事件
	上证综指	深证成指	
1	2000-03-20	2000-03-17	2000 年 3 月 14 日,证监会决定转配股将从 4 月开始; 2000 年 3 月 17 日,股票发行核准程序颁发。
2	2006-12-07	2006-11-29	2006 年 11 月 29 日,银监会发布外资银行管理条例实施细则; 2006 年 11 月 30 日,中小板股票暂停上市、终止上市特别规定出台; 2006 年 12 月 7 日,《商业银行金融创新指引》发布; 2006 年 12 月 7 日,国内原油、成品油批发经营权放开。
3	2008-01-18	2008-01-18	2008 年 1 月 10 日到春节,中国南方发生前所未有大雪灾; 2008 年 1 月 16 日,存款准备金率上调 0.5 百分点,股市收跌 2.63%。
4	2008-11-24	2008-11-19	2008 年 11 月 11 日,中国政府宣布 4 万亿投资计划; 2008 年 11 月 21 日,海通证券增发股解禁上市,连续三个跌停; 2008 年 11 月 24 日,黄光裕涉嫌操纵股价被拘留调查的消息传出。

2.结构突变对股市波动影响的实证结果

基于样本数据,采用 S-plus 统计软件,分别拟合沪深股市的波动率模型。其中,根据对收益率序列的自相关函数(ACF)的分析,两市收益率序列均值方程均设定为 ARMA(1,1)过程,而对波动性分别建立 GARCH(1,1)和 FIGARCH(1,d,1)模型。估计结果如表 3 和表 4。

表 3 和表 4 的实证结果表明模型具有良好的统计性质。从各回归系数的概率 p 值看,上述模型的各主要回归系数均具有统计显著性。检验模型残差序列的滞后 12 阶的 ARCH 效应以及经标准化的残差平方序列的滞后 12 阶的相关性检验(即 Q 检验统计量),结论表明残差序列不存在 ARCH 效应,残差平方序列不存在自相关。因此,上述模型能较好地刻画沪深股市的收益率序列的波动特征。

从表 3 可知,对于 GARCH(1,1)模型,在进行修正前,沪深股市的回归系数之和(即 $\alpha+\beta$)分别为 0.990 5 和 0.990 4,近似为 1,表明在忽略结构突变的情形下,沪深股市波动近似服从 IGARCH 过程,即其外部冲击对波动性存在永续性影响。而分别采用引入虚拟变量和标准差过滤的方法,在消除结

构突变的影响后,不论是沪市还是深市,回归系数之和均有所下降,说明忽略结构突变将会高估波动聚集的持续性。这与国内外相关理论及实证研究的结论相一致。

从表 4 中看到,采用 FIGARCH(1,d,1)模型,在未消除结构突变的影响前,沪深股市的长记忆性参数 d 分别为 0.493 3 和 0.524 8,这两个参数均统计显著且接近甚至大于 0.5,表明忽略结构突变时,沪深股市的波动性表现出强长记忆性。在采用虚拟变量法消除结构突变的影响后,沪深股市的长记忆性参数分别为 0.392 3 和 0.356 3;而在用标准差过滤后,二者分别为 0.382 9 和 0.343 7。可见,消除结构突变的影响后长记忆性参数 d 有了明显下降,且参数均小于 0.5。

比较消除结构突变影响的两种方法(引入虚拟变量和采用标准差过滤),可知两种方法均能较好地消除结构突变对波动性的影响,使得模型估计更加准确可靠;但相对而言,后者具有更好的拟合效果。这主要体现在采用标准差过滤后模型的 AIC 和 BIC 有显著下降,说明模型采用此种估计方法更加有效。

表 3 GARCH(1,1)模型估计结果

		上 证			深 证		
		原始序列	加虚拟变量	标准差过滤	原始序列	加虚拟变量	标准差过滤
均 值 方 程	C-mean	0.058 7 (0.149 5)	0.000 3 (0.492 6)	0.039 5 (0.137 7)	0.020 7 (0.598 5)	0.027 1 (0.515 5)	0.020 7 (0.406 3)
	AR(1)	-0.991 0 (0.000 0)	0.992 4 (0.000 0)	-0.778 9 (0.000 0)	-0.563 2 (0.017 1)	-0.573 8 (0.016 6)	-0.620 8 (0.002 8)
	MA(1)	0.993 3 (0.000 0)	-0.988 9 (0.000 0)	0.806 8 (0.000 0)	0.608 1 (0.007 5)	0.617 3 (0.007 3)	0.663 9 (0.000 1)
方 差 方 程	C-variance	0.053 8 (0.000 0)	0.191 9 (0.000 0)	0.059 0 (0.000 0)	0.050 2 (0.000 0)	0.170 8 (0.000 0)	0.038 9 (0.000 0)
	α	0.116 5 (0.000 0)	0.120 4 (0.000 0)	0.113 4 (0.000 0)	0.098 8 (0.000 0)	0.096 9 (0.000 0)	0.093 9 (0.000 0)
	β	0.874 0 (0.000 0)	0.823 7 (0.000 0)	0.832 4 (0.000 0)	0.891 6 (0.000 0)	0.858 4 (0.000 0)	0.869 7 (0.000 0)
	D1		-0.089 7 (0.000 0)			-0.080 4 (0.000 0)	
	D2		0.308 9 (0.000 0)			0.251 4 (0.000 0)	
	D3		0.372 6 (0.012 4)			0.294 8 (0.027 2)	
	D4		-0.539 1 (0.000 3)			-0.398 1 (0.002 5)	
	AIC	11 659.57	11 610.19	8 553.712	12 170.55	12 133.20	8 550.230
检 验 统 计 量	BIC	11 695.85	11 670.65	8 589.992	12 206.83	12 193.67	8 586.509
	Q(12)	6.914 (0.863 3)	5.099 (0.954 6)	4.98 (0.958 7)	4.627 (0.969 3)	3.555 (0.990 2)	3.563 (0.990 1)
	ARCH(12)	6.979 7 (0.859 0)	5.126 6 (0.953 6)	5.020 8 (0.957 3)	4.367 3 (0.975 9)	3.442 0 (0.991 5)	3.463 2 (0.991 3)

注:表中 α 和 β 分别表示 GARCH 模型中的 ARCH 项和 GARCH 项;Q 统计量用来检验标准化的残差平方的自相关性;ARCH 用来检验残差的 ARCH 效应,括号中的数字为滞后阶数,下同。

表 4 FIGARCH(1,d,1) 模型估计结果

		上 证			深 证		
		原始序列	加虚拟变量	标准差过滤	原始序列	加虚拟变量	标准差过滤
均 值 方 程	Constan-m	0.060 1 (0.065 5)	0.074 0 (0.010 8)	0.045 3 (0.044 2)	0.023 6 (0.285 5)	0.028 1 (0.253 8)	0.021 9 (0.190 2)
	AR(1)	-0.793 8 (0.000 0)	-1.001 0 (0.000 0)	-0.788 5 (0.000 0)	-0.618 6 (0.001 9)	-0.590 5 (0.002 9)	-0.612 6 (0.001 6)
	MA(1)	0.819 0 (0.000 0)	1.002 5 (0.000 0)	0.815 9 (0.000 0)	0.661 9 (0.000 1)	0.637 7 (0.000 9)	0.657 5 (0.000 4)
方 差 方 程	Constant-v	0.111 1 (0.000 0)	0.214 0 (0.000 2)	0.075 1 (0.000 0)	0.090 5 (0.000 0)	0.272 2 (0.000 4)	0.079 2 (0.000 1)
	φ	0.180 9 (0.000 0)	0.121 3 (0.065 5)	0.128 3 (0.050 7)	0.224 2 (0.000 0)	0.072 9 (0.191 7)	0.110 8 (0.083 3)
	β	0.535 8 (0.000 0)	0.376 8 (0.000 1)	0.387 4 (0.000 0)	0.630 5 (0.000 0)	0.323 5 (0.001 1)	0.353 7 (0.000 2)
	d-FIGARCH	0.493 3 (0.000 0)	0.392 3 (0.000 0)	0.382 9 (0.000 0)	0.524 8 (0.000 0)	0.356 3 (0.000 0)	0.343 7 (0.000 0)
	D1		-0.102 9 (0.018 8)			-0.140 6 (0.018 8)	
检 验 统 计 量	D2		0.732 4 (0.001 4)			0.895 2 (0.004 8)	
	D3		1.201 5 (0.019 1)			1.445 5 (0.020 2)	
	D4		-1.918 9 (0.001 2)			-2.195 4 (0.002 1)	
AIC	BIC	11 641.01	11 618.39	8 554.188	12 169.82	12 151.48	8 554.869
	Q(12)	4.772 (0.965 2)	4.891 (0.961 5)	4.584 (0.970 5)	4.424 (0.974 5)	4.40 (0.975 1)	4.179 (0.98)
	ARCH(12)	4.934 4 (0.960 1)	4.913 1 (0.960 8)	4.646 4 (0.968 8)	4.373 9 (0.975 7)	4.366 2 (0.975 9)	4.149 7 (0.980 6)

五、结论及启示

1. 主要结论

本文采用修正的 ICSS 算法,实证检测了我国沪深股市收益波动性的结构突变点,并分别采用引入虚拟变量和标准差过滤的方法消除结构突变的影响,建立 GARCH 和 FIGARCH 模型,比较研究修正前后股市收益的波动性特征,以检验结构突变对股市收益波动的实际影响。研究获得以下主要结论:

(1) 由于政策变动和市场行为的影响,我国股市收益波动性存在显著的结构突变,且结构突变发生的时间均与重大政策或市场事件相对应。结构突变对收益的波动性建模分析有重要影响,特别是将导致对收益波动的长记忆性的高估,影响人们对收益波动性特别是其长记忆性的正确判断。

(2) 采用修正的 ICSS 算法进行突变点的检验,能够有效地捕捉到波动的结构突变点;通过引入虚拟变量和采用标准差过滤的方法,均能较好地消除结构突变的影响,使得模型的参数估计更加准确可靠,而采用标准差过滤的方法的实证效果相对更好。

(3) 不论是对原始序列建模,还是消除结构突变的影响后建模,沪深股市的收益波动性均表现出显著的长记忆性。这表明,现阶段我国股市的发展还未达到弱式有效的水平,进而预示着建立在“有效市场假说”基础上的金融数量模型(如马柯维茨的投资组合理论、资本资产定价模型、套利定价理论和 Black-Scholes 期权定价模型)等,并不完全适用于我国证券市场。

2. 政策启示

(1) 股市结构突变与股市重大政策出台时间高度契合的事实说明,我国沪深股市具有典型的“政策市”特点,政策制度的不稳定是股市结构性变动的根本原因。为此,应尽可能保持政策的相对稳定,减少不必要的、过度的行政干预,促进股市的市场化运行,以减少股市的剧烈波动,促进我国证券市场的健康发展。

(2) 股市结构变动同样受到重大的市场行为的影响,表明加强股市的市场化运行并不是对股市放任不管。在当前全球金融一体化的背景下,市场管理者需要更加密切关注国内宏观经济形势和国际金融状况等国内外经济金融重大事件对我国证券市场的可能影响,及时调整政策以消除或缓解证券

市场的剧烈波动或结构突变,维护股市的稳定发展。

(3) 收益波动的长记忆性的存在,表明可以利用历史信息对收益波动性进行有效预测。因此,对市场的投资者来说,在进行证券投资时,需要充分关注市场的波动特征,挖掘潜在的市场风险和机会,并据此构建交易策略。这对于减少投资活动的不确定性、抗击风险、减少投资损失具有重要意义。

参考文献:

- 杨成. 2009. 我国证券市场结构突变与波动性实证研究[J]. 南京师大学报(社会科学版)(3): 57-62.
- BAI J, PERRON P. 1998. Estimating and Testing Linear Models with Multiple Structural Changes[J]. *Econometrica*, 66(1): 47-78.
- BAILLIE R T, BOLLERSLEV T, MIKKELSEN H O. 1996. Fractionally Integrated Ggeneralized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity[J]. *Journal of Econometrics*, 74: 3-30.
- BOLLERSLEV T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity[J]. *Journal of Econometrics*, 31: 307-327.
- BOLLERSLEV T, MIKKELSEN H O. 1996. Modeling and Pricing Long Memory in Stock Market Volatility[J]. *Journal of Econometrics*, 73: 151-184.
- BROWN R L, DUTHIN J, EVANS J M. 1975. Techniques for Testing the Constancy of Regression Relationships Over Time[J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 37: 149-163.
- ENGLE R F, BOLLERSLEV T. 1986. Modeling the persistence of conditional variances[J]. *Econometric Reviews*, 5: 1-50.
- FANG W, MILLER S M, LEE C S. 2008. Cross-Country Evidence on Output Growth Volatility; Nonstationary Variance and GARCH Models[J]. *Scottish Journal of Political Economy*, 55: 509-541.
- GRANGER C W J, HYUNG N. 1999. Occasional Structural Breaks and Long Memory[R]. UCSD Discussion Paper(99-14): 1-32.
- HSU D A, MILLE R B, WICHERN D W. 1974. On the Stable Paretian Behavior of Stock Market Prices[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 69: 108-113.
- INCLAN C, TIAO G C. 1994. Use of Cumulative Sums of Squares for Retrospective Detection of Changes of Variance[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 89: 913-923.
- KORKMAZ T, CEVIK E I, OZATAC N. 2009. Testing for Long Memory in ISE Using ARFIMA-FIGARCH Model and Structural Break Test[J]. *International Research Journal of*

- Finance and Economics, 26:186-191.
- MCMILLAN D, THUPAYAGALE P. 2011. Measuring Volatility Persistence and Long Memory in the Presence of Structural Breaks- Evidence From African Stock Markets[J]. Managerial Finance, 37(3):219-241.
- NEWHEY W K, WEST K D. 1994. Automatic Lag Selection in Covariance Matrix Estimation [J]. Review of Economic Studies, 61:631-653.
- SANDRINE L, VALERIE M. 2004. Term Premium and Long-Range Dependence in Volatility: A FIGARCH-M Estimation on Some Asian Countries [J]. Journal of Emerging Market Finance(3):1-19.
- SANSÓ A, ARRAGÓ V, Carrion J L. 2004. Testing for Change in the Unconditional Variance of Financial Time Series [J]. Revista de Economía Financiera(4):32-53.

The Influence of Structural Breaks on the Stock Return Volatility

——Evidence from China's Shanghai and Shenzhen Stock Market

ZHANG Wen-ai^{a,b}

(a. School of Economics; b. Yangtze Upriver Economic Research Center,
Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China)

Abstract: Based on the daily closing price indices of Shanghai and Shenzhen stock market, this paper empirically tests structural break points of return volatility of China's stock markets by using the modified ICSS algorithm, and two methods of dummy variables and standard deviation filtering are used to eliminate the influence of structural breaks respectively, then the GARCH and FIGARCH models are built to comparatively analyze the characteristics of stock market returns volatility before and after modification, and to mine the actual influence of structural breaks on stock market return volatility. The results find that the return volatility of Shanghai and Shenzhen stock market shows long-term memory and structural breaks lead to the overestimate of long-term memory of the return volatility, which reveals that China's stock market does not reach weakly effective level. Financial quantitative model based on "effective market hypothesis" is not completely fitting for China's stock market, the modified ICSS algorithm can effectively receive the structural breaks point of the volatility, virtual variables and standard deviation filtering can better get rid of the influence of structural breaks, however, the empirical result by using standard deviation filtering is relatively better. China's stock return volatility has obviously structural breaks, and the time for structural breaks is all responding to important policies and market events, which indicates that China's securities market is significantly affected by economic policies and market activities, thus, China should try to keep relative stability of the policies, reduce excessive administrative interference, boost marketization operation of the stock market, and closely concern about the possible attack of foreign and domestic economic development situation on China's securities market.

Key words: structural break; structural break point; stock return; return volatility; long-term memory of volatility; volatility clustering; daily return rate; FIGARCH model; modified ICSS algorithm

CLC number: F830.91; F224.0 **Document code:** A **Article ID:** 1674-8131(2013)04-0038-10

(编辑:南北;段文娟)