

我国股票市场连续性波动与跳跃性波动实证研究

陈国进 王占海

(厦门大学 王亚南经济研究院, 厦门 361005)

摘要 以非参数化方法为理论基础, 利用沪深 300 指数 2006 年至 2008 年的一分钟高频数据, 分离出已实现波动率中的连续性波动和跳跃性波动的时间序列, 进而检验了两种不同波动成分在股市不同周期内的统计性质, 以及收益率对各种波动成分是否存在规模效应和杠杆效应. 结论表明: 股票指数的运行过程存在明显的跳跃聚集现象; 我国 A 股市场的连续性波动与跳跃性波动比美国市场具有更为长期的滞后相关性; 杠杆效应在各个考察时期内均不具有显著性, 规模效应在大部分时间内具有显著性, 表明收益率取值的大小较取值的正负更能对各种波动成分造成影响, 这种影响在牛市中更为明显.

关键词 跳跃行为; 非参数方法; 连续性波动; 跳跃性波动

Continuous volatility and jump volatility in China's stock market

CHEN Guo-jin, WANG Zhan-hai

(The Wang Yanan Institute for Studies in Economics, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract Based on the non-parametric approach, we decompose the realized volatility into the continuous volatility and the jump volatility with the high-frequency data of Hushen 300 index, investigate the statistic characteristics of these two different volatility components, together with the check of size effect and leverage effect of the return. We find that: jump-cluster phenomena exist in the process of stock market index; China's A-share stock market has longer lagged autocorrelations than the US market; the leverage effect is not significant in all sample period but the size effect is significant in most of the sample period, which means the size of the returns has more influence than the sign of the returns, especially in bull market.

Keywords jump behavior; non-parametric approach; continuous volatility; jump volatility

1 引言

许多资产价格及其收益率的波动行为兼具连续性和跳跃性的特征, 也就是说在大部分时间内资产价格和收益率的变化较为平稳, 显示出连续性的特征; 但在某些个别时点, 它们也会产生向上或向下大幅度的突发性变动, 显示出突变性特征. 这一现象早已成为相关金融研究领域的共识, 在金融计量理论中一般将这种突发性行为称之为跳跃. 跳跃行为发生的频率很小, 然而一旦发生却会对诸如股票、债券以及衍生品等市场带来巨大的冲击, 这种冲击比连续性波动的影响要大得多. 历史上股票市场发生的多次崩盘事件也均是以股票价格向下大幅度的跳跃开始的. 鉴于此, 国外的金融学者对跳跃行为予以高度关注, 如 Merton^[1] 考察了跳跃行为对衍生品定价的影响, Duffie 等人^[2] 关注跳跃行为对风险度量与管理产生的影响, Jarrow 和 Rosenfeld^[3] 则研究了股票市场存在跳跃行为时如何进行资产配置的问题.

在对资产价格及其收益率的波动行为进行建模时主要有两类方法, 一是传统的参数化方法, 二是近些年提出的非参数化方法. 参数化方法的理论基础是随机过程, 在描述资产价格的方程中用维纳过程描述连续性波动, 再加入一个具有泊松分布的随机过程来刻画价格的跳跃行为. 这种方法所利用的数据是高度离散化的

收稿日期: 2009-07-02

资助项目: 国家自然科学基金 (71071132); 教育部人文社科项目 (08JA790109); 福建省社科规划项目 (2008B045)

作者简介: 陈国进 (1966-), 浙江人, 教授, 博士生导师, 研究方向: 金融计量经济学; 王占海 (1980-), 河北人, 博士研究生, 研究方向: 金融计量经济学.

低频数据,如日、周、月等交易数据,采用的估计方法主要是极大似然法(如 Chan 和 Maheu^[4])和广义矩估计法(如 Huang 和 Tauchen^[5])。一般而言,参数化方法由于需要估计的参数太多以至于造成参数估计面临很大的困难,甚至不可行。低频数据也由于过分离散而难以反映价格变动过程中所包含的全部有用信息。随着高频数据的获取越来越便利以及计算机处理数据能力的飞速发展,学者们提出了解决跳跃问题的非参数化方法。这一方法利用高频数据将每日资产价格的已实现波动分解为连续性部分和跳跃性部分,得到两种波动成分的时间序列,进而检验它们的不同特征。Bollerslev^[6]等人的研究表明,非参数方法在测度波动成分时充分利用了高频数据所包含的信息,即便是简单的非参数模型也比复杂的参数模型效果更好。李胜歌和张世英^[7]讨论了在估计波动率时的有效性问题,王春峰等^[8]以二次幂变差理论为基础,研究了上证综指已实现波动中的跳跃行为。

本文以非参数化方法为理论基础,利用沪深300指数2006年至2008年的一分钟高频数据,分离出已实现波动率中的连续性波动和跳跃性波动时间序列,进而检验两种不同波动成分的统计性质,以及收益率对波动成分是否具有规模效应和杠杆效应。与已有文献不同的是在计算跳跃性波动时舍弃了绝对值形式而采用对数比率这一更为合理的度量形式,因而能揭示出股市连续性波动与跳跃性波动更多的有用信息。除考虑两种波动自身的行为特征外,重点考察收益率序列对两种波动成分产生的影响,这将有助于对波动的有效预测。

文章结构如下:第2部分给出非参数方法的理论分析框架,并提出获取连续波动与跳跃波动的一种新方法;第3部分为模型设定,分别针对连续性波动,跳跃性波动和收益率建模;第4部分为实证分析结果;最后部分进行简要总结。

2 非参数分析方法的理论框架

跳跃行为可以理解为在概率空间 (Ω, P, F) 中存在一个随机过程 $\{X_t\}$,若是在时间段 $[0, t]$ 中存在某一时刻 s 使得:

$$X_{s-}(\omega) \neq X_{s+}(\omega), \omega \in \Omega,$$

即可以认为 X_t 在 s 时刻发生了一次幅度为 $\Delta X_s = X_{s+} - X_{s-}$ 的跳跃。通常会假定随机过程 $\{X_t\}$ 具有右极限左连续的特征,即表明跳跃行为的发生具有不可预测性。在非参数化方法中,资产价格的总波动是连续部分与跳跃部分之和。利用高频数据找到总波动与连续部分的近似替代变量,前者减去后者就可以得到跳跃部分的值。这是获取跳跃性波动的大体思路。

2.1 分离连续方差与跳跃变差

在分离资产价格总波动中的连续成分和跳跃成分时有几个重要概念。在假定资产价格或收益率为连续过程时,用二次变差(Quadratic variation, QV)来描述资产价格波动的总变差,用积分波动(Integrated variance, IV)来刻画总变差中的连续部分,由二者之差得到跳跃部分的值。而现实中所观测到的资产价格均是离散状态的,即便是超高频的分笔数据也是如此。在用离散的数据估计二次变差和积分波动时所用的变量改称为已实现波动(Realized volatility, RV)和二次幂变差(Bi-power variation, BPV)。利用离散数据估计资产价格波动这一研究领域, Nielsen 与 Shephard^[9-12]形成的团队(NS)以及 Andersen, Bollerslev 和 Diebold^[14-15]形成的团队(ABD)均取得了一系列成果。前者利用二次变差理论,将已实现波动分解成连续样本路径方差(Continuous sample path variance)和离散跳跃变差(Discontinuous jump variation)两部分。为行文方便,将这两个概念分别称为连续方差与跳跃变差;后者在给出跳跃变差最终表达式的基础上,考察了美国股市的跳跃行为与宏观经济变动之间的关系。下面给出这一分析方法的数学描述。

假定股票的对数价格 $p(t) = \log P_t, t \in [0, T]$ 是存在于概率空间 (Ω, P, F) 中的一个半鞅过程,并且满足 $(F_t) = \{F_t : t \geq 0\}$:

$$dp(t) = \mu(t)dt + \sigma(t)dt + \kappa(t)dN(t) \quad (1)$$

或表示成积分形式:

$$p(t) = \int_0^t \mu(s)ds + \int_0^t \sigma(s)ds + \sum_{i=1}^{N_t} \kappa(i) \quad (2)$$

其中 $\mu(t)$ 为具有有限方差的漂移过程; $\sigma(t)$ 为连续波动过程; $W(t)$ 为标准的维纳过程; $\kappa(t)$ 为跳跃幅度; $N(t)$ 为强度 λ 的泊松计数过程。将第 t 日的价格过程分为 M 个等长为 Δ 的小段,即有 $t-1 = \tau_{t-1,0\Delta} <$

$\tau_{t-1,1\Delta} < \dots < \tau_{t-1,M\Delta} = t$. 假定收益率 ($r_t = \log(P_t/P_{t-1})$) 的变动过程是可以连续观测的, 能够计算出 t 日收益率的二次变差为:

$$[r, r]_t = \text{plim} \sum_{j=1}^{M-1} [p(\tau_{t-1,j\Delta}) - p(\tau_{t-1,(j-1)\Delta})]^2 = \int_{t-1}^t \sigma^2(s)ds + \sum_{t-1 \leq s \leq t} \kappa^2(s) \quad (3)$$

(3) 式中的积分项 $\int_0^t \sigma_s^2 d(s) < \infty$ 被称为积分波动 (Integrated volatility), 代表收益率总体变差中的连续变化部分; $\sum_{t-1 \leq s \leq t} \kappa^2(s)$ 代表收益率总变差中非连续的跳跃部分. 这里均假定对数价格的跳跃成分遵循有限活动的跳跃过程.

上述方法表述的二次变差和积分波动均假定资产价格的变化过程具有连续性且可以连续观测. 在利用离散数据估计二次变差时可以由已实现波动 RV_t 来代替, 这一方法最早由 Hull 和 White^[14] 提出, 其定义为:

$$RV_t(\Delta) \equiv \sum_{j=1}^M r_{t-1,j\Delta}^2, \quad M = 1/\Delta \quad (4)$$

即累加 t 日内每观测时段对数收益率的平方值, 得到离散状态下的已实现波动, 当 $\Delta \rightarrow 0$ 时它是二次变差的有效估计量. 积分波动 IV_t 可以用 NS^[9] 提出的二次幂变差 BPV_t 来估计, 当 $\Delta \rightarrow 0$ 时它是连续方差的有效估计量, 其定义如下:

$$BPV_t(\Delta) \equiv \mu_1^{-2} \sum_{j=1}^{M-1} |r_{t-1,j\Delta}| |r_{t-1,(j+1)\Delta}|, \quad \mu_1 \equiv \sqrt{2/\pi} \quad (5)$$

其中

$$\mu_p = 2^{p/2} \Gamma((p+1)/2) / \sqrt{\pi}, \quad p > 0.$$

根据上述思路不难得出如下公式:

$$\begin{cases} RV_t(\Delta) \rightarrow \int_{t-1}^t \sigma^2(s)ds + \sum_{t-1 < s \leq t} \kappa^2(s), \\ BPV_t(\Delta) \rightarrow \int_{t-1}^t \sigma^2(s)ds. \end{cases}$$

从已实现波动中减去二次幂变差, 就可以得到跳跃变差的估计值:

$$J_t(\Delta) = RV_t(\Delta) - BPV_t(\Delta) \rightarrow \sum_{t-1 < s \leq t} \kappa^2(s).$$

测度跳跃变差的 J_t 在理论上必须取正值, 而实证分析时经常发现 RV_t 的值有可能会小于 BPV_t 的值, 使得 J_t 的值为负. 为避免这种情况, 进行如下处理: $J_t(\Delta) \equiv \max[RV_t(\Delta) - BPV_t(\Delta), 0]$.

与绝对值形式的跳跃变差相比较, Huang 和 Tauchen^[17] 发现对数形式的跳跃变差具有更为稳健的测度, 其具体设定形式如下所示:

$$LJ_t(\Delta) = \log RV_t - \log BPV_t \quad (6)$$

NS^[13] 提出利用多次幂变差 (Multipower variation, MPV) 来估计积分波动的值, 经 Monte Carlo 模拟发现, 对数价格的波动中不存在跳跃行为时, 用多次幂变差估计积分波动比二次幂变差的效果更好. 本文采用以三次幂变差 (TPV), 具体设定如下:

$$TPV_t(\Delta) \equiv \mu_{2/3}^{-3} \sum_{j=1}^{M-1} |r_{t-1,j\Delta}|^{2/3} |r_{t-1,(j+1)\Delta}|^{2/3} |r_{t-1,(j+2)\Delta}|^{2/3} \rightarrow \int_{t-1}^t \sigma_s^2 ds.$$

在利用高频数据获取连续方差与跳跃变差时, 上述分析已经成为一般性的经典框架: 用 BPV 或 MPV 得到积分波动的估计值, 再从总变差 RV 中减去积分波动后得到跳跃部分 J 的估计值.

2.2 跳跃行为的存在性检验

获取连续方差和跳跃变差后, NS^[12] 利用中心极限定理得到检验每日股价运行过程中是否存在跳跃行为的统计量:

$$Z_J = \frac{\sqrt{M}}{\sqrt{\Omega_{BPV}}} (RV_t - BPV_t) \rightarrow N(0, 1) \quad (7)$$

其中 $\Omega_{BPV} = (\pi^2/4 + \pi - 5) Q_{(0,T)}$, $Q_{(0,T)} = \int_{t-1}^t V_u^2$. 实证分析中, 经常采用 Ω_{BPV} 的一个稳健估计量:

$$\hat{\Omega}_{BPV} = (\pi^2/4 + \pi - 5) \frac{M^2 \mu_{4/p}^{-p}}{M - p - 1} \sum_{j=0}^{N-p} \prod_{k=1}^p |r_{\delta, j+k}|^{4/p}.$$

Huang 和 Tauchen^[17] 证明 (7) 式差分形式的统计量并不具备很好的小样本性质, 而比率形式的统计量却具有很好的性质. 鉴于此, 本文采用比率形式的统计量检验跳跃成分的存在性, 其具体设定形式为:

$$Z_{LJ} = \frac{V_{(t-1,t)} \sqrt{M}}{\sqrt{\Omega_{BPV}}} (\ln RV_t - \ln BPV_t) \rightarrow N(0, 1) \quad (8)$$

由于在理论上 RV_t 的值总会大于 BPV_t 的值, 因此, 统计量 Z_{LJ} 为右侧单边检验.

2.3 获取连续性波动与跳跃性波动

对于连续方差, 无论股价的波动过程是否存在跳跃行为, 二次幂变差都是它的一个一致估计量, 多次幂变差则不具备这种性质, 只有不存在跳跃行为时用多次幂变差估计连续方差的效果却好于二次幂变差. 对于跳跃变差, 由于取值总为正, 它只能反映跳跃的大小而不能反映跳跃的方向, 而跳跃幅度对跳跃的大小与方向均可以反映. 鉴于此, 本文在获取连续方差与跳跃变差时遵循如下的方式: 利用 (8) 式的统计量检验每日的股价变动过程中是否存在跳跃行为, 如果存在则用二次幂变差估计当日的连续方差, 利用 (6) 式估计当日的跳跃变差; 如果跳跃行为不存在, 则用多次幂变差估计连续方差, 跳跃变差为 0. 之后, 利用跳跃变差计算跳跃幅度. 最终可以获得连续性波动 (CV) 与跳跃性波动 (JV) 两个变量, 二者的具体表达式如下:

$$CV_t \equiv BPV_t \cdot I[Z_{LJ_t} < 0.95] + TPV_t \cdot I[Z_{LJ_t} \geq 0.95] \quad (9)$$

$$JV_t \equiv \text{sign} \left(r_{t,k} : |r_{t,k\Delta}| = \max_{j=1,2,\dots,M} |r_{t,j\Delta}| \right) \sqrt{LJ_t} \quad (10)$$

其中的 $I[\cdot]$ 为指示函数, 当 $[\cdot]$ 中的条件成立时取值为 1, 否则为 0. 函数 $\text{sign}(\cdot)$ 用来测度当日跳跃的方向. 区别于以往文献, 这种方式获得的连续性波动充分利用了利用二次幂变差和多次幂变差的优点, 跳跃性波动也能全面刻画跳跃行为的特征. 因此, 这两个变量能够准确的度量股价变动过程中所体现的连续性与突变性.

3 模型设定

本节分别对连续性波动、跳跃性波动和对数收益率的时间序列建立计量模型, 并检验三种不同时间序列之间相互影响的关系.

3.1 连续性波动成分的模型设定

收益率总变差中的连续性成分用 (5) 式中 CV_t 来代表, 据此设定连续性波动方程如下所示:

$$\begin{aligned} \log CV_t &= \alpha_0 + \alpha_d \log CV_{t-1} + \alpha_w (\log CV)_{t-5:t-1} + \alpha_m (\log CV)_{t-22:t-1} + \\ &\quad \theta_1 \frac{|r_{t-1}|}{\sqrt{RV_{t-1}}} + \theta_2 I[r_{t-1} < 0] + \theta_3 \frac{|r_{t-1}|}{\sqrt{RV_{t-1}}} I[r_{t-1} < 0] + \varepsilon_t \\ \varepsilon_t &= \sqrt{h_t} u_t \\ h_t &= \omega_0 + \omega_1 h_{t-1} + \omega_2 \varepsilon_{t-1}^2 \end{aligned} \quad (11)$$

假定新息过程 $\{u_t\}$ 服从正态分布, 即有 $u_t \sim iid N(0, \sigma_u^2)$. 变量 $(\log CV)_{t-k:t-1}$ 表示最近 k 日内对数连续性波动的平均值, 其设定如下:

$$(\log CV)_{t-k:t-1} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \log CV_{t-j},$$

当 k 取值 5 或 22 时, 系数 α_w 和 α_m 分别度量上一交易周和上一交易月对数连续性波动的平均值对当前连续性波动的影响. 区别于 Corsi^[18] 对连续性波动建模时采用的 HAR-RV (Heterogeneous-autoregressive RV) 模型, 这里采用 HAR-GARCH-RV 模型, 是由于已将跳跃成分从收益率总变差中剔除. 为检验收益率取值的绝对大小和正负对各种波动可能会产生的不同影响, 分别定义规模效应和杠杆效应. 前者反映的是上一交易日收益率取值的绝对大小对不同波动成分产生的影响, 后者反映的是上一交易日收益率取值正负对不同波动成分产生的影响. 二种效应的综合影响定义为综合效应. 为检验杠杆效应, 方程 (11) 中引入了虚拟变量

$I[r_{t-1} \leq 0]$: 当上一交易日收益率为负时, 变量取值为 1, 否则取值为 0. 对上一交易日收益率用变量 RV_{t-1} 进行了标准化处理, 三种效应分别由系数 θ_1 、 θ_2 和 θ_3 度量.

3.2 跳跃性波动成分的模型设定

Anderson 等人^[15]的研究表明: 度量跳跃性波动的对数形式能够比绝对值形式揭示出股价变动过程中包含的更多信息. 跳跃性波动模型的具体设定如 (12) 式所示: 不仅检验了跳跃性波动是否含有滞后相关性, 也考察了上一交易日收益率对跳跃行为是否具有规模效应、杠杆效应以及综合效应.

$$JV_t = \delta_0 + \sum_{j=1}^n \delta_j JV_{t-j} + \psi_1 \frac{|r_{t-1}|}{\sqrt{RV_{t-1}}} + \psi_2 I[r_{t-1} < 0] + \psi_3 \frac{|r_{t-1}|}{\sqrt{RV_{t-1}}} I[r_{t-1} < 0] + v_t \quad (12)$$

新息过程 $\{v_t\}$ 服从的分布为: $v_t \sim iid N(0, \sigma_v^2)$.

3.3 收益率的模型设定

Forsberg 和 Bollerslev^[19] 针对日收益率进行建模时提出, 对数收益率序列不仅具有 d 阶的滞后相关性, 而且会依赖于已实现波动率 RV_t 的大小. 根据这一观点, 对收益率建模不必采用 GARCH 类模型, 而进行如下设定:

$$r_t = \gamma_0 + \sum_{j=1}^d \gamma_j r_{t-j} + \sqrt{RV_t} \varepsilon_t \quad (13)$$

其中的新息过程 $\{\varepsilon_t\}$ 服从的分布为: $\varepsilon_t \sim iid N(0, \sigma_\varepsilon^2)$.

4 实证分析

本节利用沪深 300 指数一分钟高频数据估计收益率、连续性波动和跳跃性波动的的时间序列, 进而考察三个序列的统计性质. 数据来源于国泰安的 CSMAR 高频数据库, 自 2006 年 1 月 4 日至 2008 年 12 月 31 日共计 704 个交易日, 数据长度近似于涵盖一个牛市与熊市的完整周期. 以 2007 年 10 月 16 日为分界线, 将股指运行时间分为两部分, 前一部分代表牛市, 后一部分代表熊市, 然后分别考察股市的完整周期、牛市和熊市不同期间沪深 300 指数的连续性波动和跳跃性波动特征.

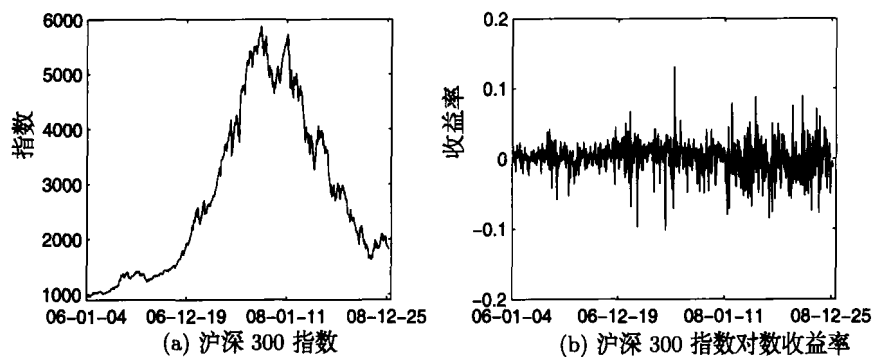


图 1 沪深 300 指数及其收益率时间序列

4.1 描述性分析

图 1 描述了沪深 300 指数在整个考察期内的时间序列及其对数收益率的时间序列. 图 1 显示指数在大部分时间内运行较为平稳, 显示出一定的连续性. 但在某些个别时点股指也会有突变现象, 即产生向上或向下的急剧变化, 与之相对应的收益率表现出较大的波动. 此外对数收益率序列存在着明显的波动聚集特征, 即一个较大的波动会跟随另外一个较大波动.

运用公式 (4)、(9) 和 (10) 可以得到已实现波动、连续性波动和跳跃性波动的的时间序列. 表 1 给出各种波动成分的简单统计指标, 图 2 给出了各种波动成分的时间序列, 三种波动成分的最大值分别发生在 2006 年 3 月 16 日、2006 年 3 月 28 日和 2008 年 10 月 6 日.

表 1 各种波动成分的统计指标

变量	均值	标准差	最小值	最大值	偏度	峰度
已实现波动	0.00034	0.00131	0.00001	0.03072	18.50534	414.39155
连续性波动	0.00021	0.00023	0.00001	0.00196	2.77039	15.16596
跳跃性波动	0.01150	0.42994	-1.50954	1.76408	0.27780	5.70724

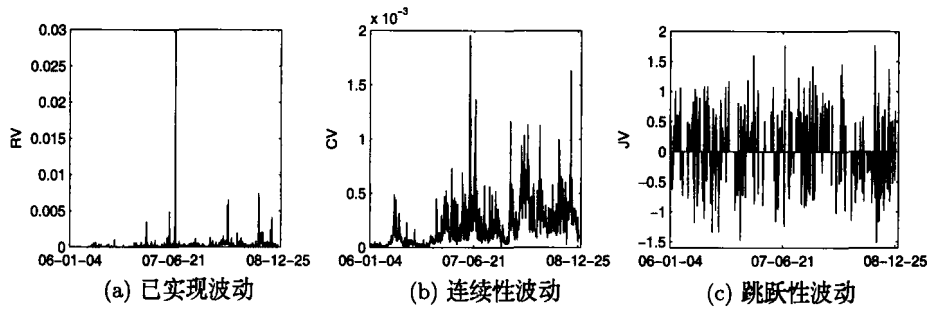


图 2 各种波动成分的时间序列

统计显示, 有跳跃行为发生的交易日占全部考察交易日的 30.4%, 这表明跳跃行为是股市中存在的一个经常性现象, 而不是通常学者们所认为的稀有事件. 也从侧面反映出, 以往的资产定价理论试图利用带漂移项的维纳过程来描述股票对数价格波动的做法并不合适, 而利用既能刻画连续波动又能刻画跳跃行为的 Lévy 过程可能更为准确. 类似于波动聚集现象, 跳跃行为也会出现聚集现象, 即在某些时段, 跳跃次数会增多, 跳跃的幅度也随之放大.

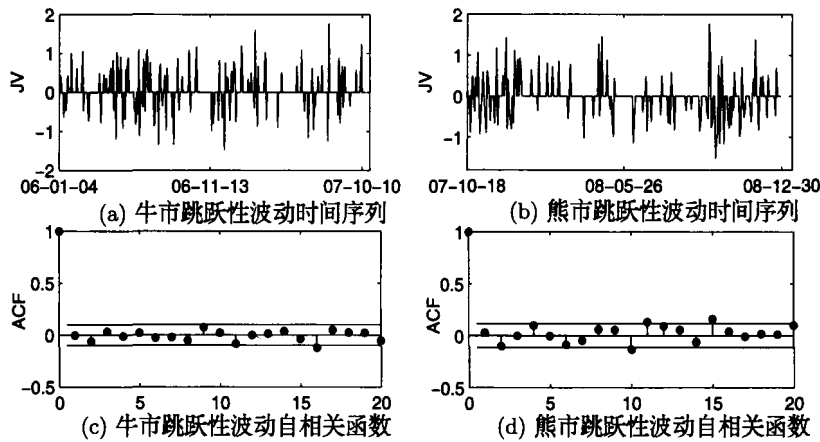


图 3 跳跃性波动不同时期的相关性

检验跳跃性波动时间序列的自相关函数和偏自相关函数, 发现跳跃行为存在滞后相关性. 在不同行情周期内, 这种相关性呈现出不同的特征. 牛市中跳跃的自相关系数仅在第 16 期显著, 在熊市行情中第 11 期和第 15 期均具有显著性. 统计显示: 跳跃强度在牛市中平均为 0.28, 小于牛市中的 0.33. 但从图 3 可以看出: 跳跃行为在牛市中的分布较为均匀, 熊市中则多集中于牛市向熊市转化的初期和熊市的末期, 分布不均匀.

4.2 回归分析

本节给出对连续性波动方程、跳跃波动方程和收益率方程进行估计的结果.

4.2.1 连续性波动方程估计结果

运用极大似然法对连续性波动方程 (11) 进行估计的结果如表 2 所示. 系数 α_d 、 α_w 和 α_m 分别衡量了上一交易日、交易周和交易月内的平均连续性波动对今日连续性波动产生的影响, 可分别将其称之为日效应、周效应和月效应. 由于数据均采用对数形式, 系数值具有弹性的概念. 在一个完整的股市周期内, 连续性波动方程中三个系数值分别为 0.42、0.35 和 0.18, 且均具有显著性. 日效应、周效应和月效应的系数之和大于 90%, 表明当前连续性波动的绝大比例可由前一个月内的历史数据予以解释. 连续性波动较长的滞后相关性也体现了自身高度连续性的固有特征. 在牛市中三个系数同样显著. 在熊市中, 月效应变得不再显著而日效应和周效应继续显著, 且由牛市期间的 0.41 和 0.29 分别增加到熊市期间的 0.51 和 0.33, 这种变化表明熊市期间短期数据比长期数据更能揭示连续性波动的变化.

收益率对连续性波动的影响体现出明显的周期性. 度量杠杆效应的系数 θ_2 始终为负值, 但由于不显著, 只能说明股票的价格运动过程具有向均值回归的潜在倾向; 牛市期间度量规模效应的系数 θ_1 具有显著性, 而杠杆效应与综合效应均不显著, 表明在牛市周期内投资者更为关注收益率在暴涨暴跌后带来的投机机会, 而较少关注收益率的方向性变化; 在熊市期间, 除度量综合效应的系数 θ_3 显著外, θ_1 和 θ_2 均不显著, 表明在此期间投资者会考虑收益率方向与绝对值大小的综合影响.

4.2.2 跳跃性波动方程估计结果

对跳跃性波动方程 (12) 进行估计得到如表 3 所示结果. 在完整周期内跳跃性波动仅在滞后 2 期时呈现出显著性, 且为负值, 表明如果当前交易日发生了跳跃行为, 则在两个交易日后会出现方向相反的跳跃行为, 即跳跃行为本身具有使股价回归均值的倾向. 牛市与熊市中相应的最长滞后期分别为 16 和 15 期. Anderson 等人^[6] 分析美国股市得出的结论是影响当前跳跃性波动的最长滞后期仅为 5 期. 这一差异表明我国股票市场的跳跃行为受过去跳跃行为的影响更为长久.

表 2 连续性波动方程估计结果

完整周期			牛市			熊市		
系数	估计值	t 值	系数	估计值	t 值	系数	估计值	t 值
α_0	-0.6196	-2.6896*	α_0	-0.6133	-1.7070	α_0	-1.2518	-2.3393*
α_d	0.4149	8.2361*	α_d	0.4049	5.6353*	α_d	0.5064	7.0534*
α_w	0.3486	4.8441*	α_w	0.2890	2.7436*	α_w	0.3334	3.1830*
α_m	0.1783	3.2844*	α_m	0.2535	3.0799*	α_m	0.0781	0.9471
θ_1	0.0556	1.8994	θ_1	0.0953	2.4077*	θ_1	-0.0070	-0.1617
θ_2	-0.0858	-1.1673	θ_2	-0.0445	-0.3837	θ_2	-0.1640	-1.8075
θ_3	0.1224	2.7124*	θ_3	0.0290	0.3822	θ_3	0.2402	4.0520*
ω_0	0.0051	1.4142	ω_0	0.4029	15.6321*	ω_0	0.2098	3.0920*
ω_1	0.9614	54.2880*	ω_1	0.0000	0.0000	ω_1	0.0171	0.0704
ω_2	0.0240	2.3767*	ω_2	0.0000	0.0000	ω_2	0.1989	1.8978*
$R^2: 0.7234$ $L: -598.06$			$R^2: 0.6773$ $L: -368.42$			$R^2: 0.5612$ $L: -218.64$		

注: * 表示在 5% 水平上显著, L 为对数似然值.

表 3 跳跃性波动方程估计结果

完整周期			牛市			熊市		
系数	估计值	t 值	系数	估计值	t 值	系数	估计值	t 值
δ_0	-0.0421	-1.2044	δ_0	-0.0427	-1.0139	δ_0	-0.0487	-0.7553
δ_2	-0.0658	-1.9926*	δ_{16}	-0.1406	-2.8505*	δ_{11}	0.1133	2.0129*
φ_1	0.0734	3.8239*	φ_1	0.0784	3.6282*	δ_{15}	0.1500	2.6635*
φ_2	0.0377	0.7189	φ_2	0.0852	1.2563	φ_1	0.0676	1.6114
φ_3	-0.1167	-3.9113*	φ_3	-0.1479	-3.8737*	φ_2	0.0106	0.1208
						φ_3	-0.0835	-1.5374
$R^2: 0.052$ $L: -384.31$			$R^2: 0.08$ $L: -196.09$			$R^2: 0.107$ $L: 57.89$		

注: * 表示在 5% 水平上显著, L 为对数似然值.

在牛市和熊市周期内, 跳跃行为除具有较长的滞后相关性外, 前期跳跃性波动对当前跳跃行为的影响也有很大差别. 牛市行情中, 滞后 16 期的系数显著为负, 表明在牛市行情中存在使股价回归均值的倾向; 而在熊市行情中, 滞后 11 期和 15 期时系数 δ_{11} 和 δ_{15} 的取值分别为 0.11 和 0.15, 不仅相对较大而且为正数, 表明三周前的跳跃行为依然有可能促使当前交易日出现相同方向的跳跃. 这意味着当前股价的向下跳跃倾向于在今后交易日诱发更多的向下跳跃, 使股市出现“跌跌不休”的现象.

收益率对跳跃行为的影响在不同时期存在着明显的差异性. 在所有时期内度量杠杆效应的系数 φ_2 均为正, 这意味着上一交易日收益率为负值时, 可能会在当日产生正向的跳跃, 促使股价向均值回归. 由于系数并不显著, 只能说股价变动具有这种倾向性. 此外, 在熊市中三个系数 φ_1 、 φ_2 和 φ_3 均不显著, 表明熊市期间跳跃行为不受上一交易日收益率的影响, 其发生具有随机性和不可预测性; 在牛市中, 收益率影响跳跃行为的规模效应和综合效应均显著, 杠杆效应不显著, 表明如果上一交易日收益率具有较大值, 则容易引发当日产生跳跃行为. 这一结果同 Bollerslev 等人^[6] 利用 S&P500 高频数据分析美国股市的结论一致.

4.2.3 收益率方程估计结果

根据 (12) 式可以得出收益率方程的估计结果, 如表 4 所示.

在一个完整股市周期以及牛市行情中, 能够对当前收益率产生影响的最大的滞后期均为 15 期. Bollerslev 等人^[6] 的研究表明美国股市的收益率仅具有 3 期的滞后相关性. A 股市场收益率的长期滞后相关性表明运

用以往交易数据预测未来收益率具有可能性,同时也表明A股市场的有效性相对较弱.实证结果还显示熊市中的收益率不存在滞后相关性,即在此阶段收益率更具有随机性.

表4 收益率方程估计结果

完整周期			牛市			熊市		
系数	估计值	t 值	系数	估计值	t 值	系数	估计值	t 值
γ_0	0.00049	0.5180	γ_0	0.0038	3.4637*	γ_0	-0.0033	-1.8294
γ_4	0.07564	2.0054*	γ_8	-0.0867	-1.7308	γ_4	0.1115	1.8610
γ_{11}	0.0793	2.0953*	γ_{13}	0.1341	2.6801*			
γ_{13}	0.10240	2.7146*	γ_{15}	0.1180	2.3495*			
γ_{15}	0.10424	2.7373*						
$R^2: 0.035$ L: 1580.25			$R^2: 0.04$ L: 973.87			$R^2: 0.107$ L: 579.26		

注: * 表示在 5% 水平上显著, L 为对数似然值.

5 简要结论

以非参数化方法为理论基础,利用沪深 300 指数 2006 年至 2008 年的一分钟高频数据,分离出已实现波动率中的连续性波动和跳跃性波动的时间序列,进而检验两种不同波动成分的统计性质,以及收益率的规模效应和杠杆效应的存在性,主要结论有:

1) 在样本期间内,我国股票市场的连续性波动与跳跃性波动均具有显著的滞后相关性,这种滞后相关性较美国股票市场更为长久.跳跃性波动同连续性波动一样具有聚集现象.

2) 不同波动成分的相关性在不同时期的表现有显著的差异性.在一个完整周期和牛市行情中,连续性波动存在着明显的日效应、周效应和月效应,熊市行情仅存在日效应和周效应.跳跃性波动整体而言滞后相关性较短,仅 2 期.但在不同行情中跳跃行为的作用有显著的差异:牛市有使股价回归均值的倾向,在熊市则会加剧股价波动.

3) 收益率对连续性波动和跳跃性波动在完整周期内均存在显著的规模效应和综合效应,但都不存在杠杆效应.这表明在我国的股票市场中收益率取值的绝对大小比取值的正负更能对日后股票价格的波动产生影响.这一特征在牛市中比在熊市中更为明显.综合而言,跳跃行为在熊市更具有不可预测性.

参考文献

- [1] Merton R. The impact on option pricing of specification error in the underlying stock price returns[J]. The Journal of Finance, 1976, 31: 333-350.
- [2] Duffie D, Pan J. Analytical value-at-risk with jumps and credit risk[J]. Finance and Stochastic, 2001, 5: 155-180.
- [3] Jarrow R A, Rosenfeld E R. Jump risks and the intertemporal capital asset pricing model[J]. Journal of Business, 1984, 57: 337-351.
- [4] Chan W H, Maheu J M. Conditional jump dynamics in stock market returns[J]. Journal of Business and Statistics, 2003, 20: 377-389.
- [5] Huang X, Tauchen G. The relative contribution of jumps to total price variance[J]. Journal of Financial Econometrics, 2005(3): 456-499.
- [6] Bollerslev T, Kretschmer U, Pigorsch C, et al. A discrete-time model for daily S & P500 returns and realized variations: Jumps and leverage effects[J]. Journal of Econometrics, 2008(2): 151-166.
- [7] 李胜歌, 张世英. “已实现”双幂次变差与多幂次变差的有效性分析[J]. 系统工程学报, 2007(6): 280-286.
Li S G, Zhang S Y. Analysis of the efficiency of realized bipower variation and realized multipower variation[J]. Journal of Systems Engineering, 2007(6): 280-286.
- [8] 王春峰, 姚宁, 房振明, 等. 中国股市已实现波动率的跳跃行为研究[J]. 系统工程, 2008(2): 1-6.
Wang C F, Yao N, Fang Z M, et al. An empirical research on jump behavior of realized volatility in Chinese stock markets[J]. Systems Engineering, 2008(2): 1-6.
- [9] Barndorff-Nielsen O E, Shephard N. Econometric analysis of realised volatility and its use in estimating stochastic volatility models[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 2002, 64: 253-280.
- [10] Barndorff-Nielsen O E, Shephard N. Realized power variation and stochastic volatility[J]. Bernoulli, 2003(9): 243-265.

- [11] Barndorff-Nielsen O E, Shephard N. Econometric analysis of realised covariation: High frequency covariance, regression and correlation in financial economics[J]. *Econometrica*, 2004, 72: 885–925.
- [12] Barndorff-Nielsen O E, Shephard N. Impact of jumps on returns and realised variances: Econometric analysis of time-deformed Levy processes[J]. *Journal of Econometrics*, 2006, 131: 217–252.
- [13] Barndorff-Nielsen O E, Shephard N. Econometrics of testing for jumps in financial economics using bipower variation[J]. *Journal of Financial Econometrics*, 2006(4): 1–30.
- [14] Andersen T G, Bollerslev T, Diebold F X, et al. The distribution of realized stock returns volatility[J]. *Journal of Financial Economics*, 2001, 61: 43–76.
- [15] Andersen T G, Bollerslev T, Diebold F X. Roughing it up: Including jump components in the measurement, modeling and forecasting of return volatility[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2007, 89: 701–720.
- [16] Hull J, White A. The pricing of options on assets with stochastic volatilities[J]. *Journal of Finance*, 1987, 42: 281–300.
- [17] Huang X, Tauchen G. The relative contribution of jumps to total price variation[J]. *Journal of Financial Econometrics*, 2005, 3(4): 456–499.
- [18] Corsi F, Mittnik S, Pigorsch C, et al. The volatility of realized volatility[J]. *Econometric Reviews*, 2008, 27: 46–78.
- [19] Forsberg L, Bollerslev T. Bridging the gap between the distribution of realized (ECU) volatility and ARCH modelling: The GARCH-NIG model[J]. *Journal of Applied Econometrics*, 2002, 17: 535–548.