

# 股指期货对现货市场微观结构影响研究<sup>\*</sup>

袁媛 周志中

(上海交通大学安泰经管学院, 上海 200030)

**摘要** 着眼于股指期货对现货市场微观结构的影响, 基于 2015-2017 年三次股指期货交易机制重大调整前后两个月的 1 分钟高频数据, 利用 ACD-EGARCH 模型对不同市场波动率背景下的股指期货是否改善现货市场微观质量进行了实证研究. 文章的主要结论为: 股指期货在不同市场波动率背景下均能降低现货市场波动率, 且新进入的投机者比信息交易者贡献更高的波动率; 而只在平稳市背景下, 股指期货能增强现货市场流动性, 在波动市背景下, 股指期货吸引的信息交易者超过现货市场增加的非信息交易者, 现货市场流动性减弱. 建议在平稳市背景下恢复股指期货的常态化交易, 但需要防范利好消息和投机者入市对市场波动率的冲击风险.

**关键词** 股指期货, ACD-EGARCH, 微观结构, 流动性, 波动性.

MR(2000) 主题分类号 91B30

## The Impact of Stock Index Futures on the Microstructure of Spot Market

YUAN Yuan ZHOU Zhizhong

(*Antai College of Economics and Management of Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030*)

**Abstract** The research focuses on the impact of stock index futures on the microstructure of the spot market. With high-frequency data during two months before and after three policy adjustments of stock index futures from 2015 to 2017, this paper analyzes whether stock index futures improve the micro-quality of the spot market in the context of different market volatility on the basis of ACD-EGARCH model. The main conclusions are: Stock index futures can reduce the volatility of the spot market no matter the spot market is volatile or stable, and new speculators contribute higher volatility than information traders. While only when spot market is stable, stock index futures can enhance the liquidity of the spot market. When spot market is volatile, stock index futures attract more traders from spot market than the increment of spot market traders brought by stock index futures. So it is better to

\* 国家自然科学基金 (71771148, 71371121, 71531010, 71421002) 资助课题.

收稿日期: 2018-07-10, 收到修改稿日期: 2018-09-05.

编委: 文风华.

liberalize stock index futures than to keep limitation, while potential risk also needs to be prevented by speculators growth and good news shock.

**Keywords** Stock index futures, ACD-EGARCH, microstructure, liquidity, volatility.

## 1 引言

金融市场的微观结构通过描述资产价格对信息反映程度来衡量交易机制的有效性. 我国证券市场采用的是基于限价委托的指令驱动市场交易机制, 按照价格优先, 时间优先的原则撮合限价指令, 只有当限价买单价格大于最低限价卖单价格才能成交. 当前 A 股市场参与者仍以散户交易为主, 散户与机构投资者比例始终超过 2:1, 而机构投资者能根据新的信息迅速反应下单, 散户由于缺乏信息只能根据限价指令簿反映的买卖盘信息跟随下单, 信息的超时传导极易造成价格超涨超跌, 卖空工具的缺乏加剧了信息过度反应效应, 因为限价指令簿中缺乏对做空信息的反映, 导致散户的操作更具单边性. 2015 年 A 股的千股涨跌停以及 2018 年初以来的暴涨暴跌都说明我国金融市场微观结构存在信息过度反应的缺陷. 作为 A 股主要做空工具, 股指期货自 2010 年 4 月推出一直存在争议, 关于其是否能改善现货市场微观质量目前仍无定论. 2015 年的 A 股市场巨幅震荡再一次将股指期货推上了风口浪尖, 以中国企业研究中心主任刘姝威<sup>1</sup>为代表的学者指控操纵势力恶意做空股指期货加速股市崩盘, 建议限制股指期货交易, 恒泰期货首席经济学家江明德<sup>2</sup>也表示股指期货的高杠杆会造成股票市场系统性风险; 而另一方面, 以瑞达期货分析师张夕阳<sup>3</sup>为首的学者则表示股指期货的套期保值功能有助于平抑现货市场波动, 尤其是在震荡市的环境下. 中金所在争议声中于 2015 年 8 月 26 日和 9 月 7 日分两次大幅上调股指期货保证金和手续费水平, 直接导致股指期货交易量急速下跌 99% 以上, 近乎停转. 随着市场逐渐恢复平稳运行, 2017 年 2 月 17 日和 9 月 18 日中金所又先后对股指期货实施政策松绑, 交易量有所回升, 但较 2015 年前的交易活跃度水平仍相距甚远. 2018 年 7 月 23 日, 证监会副主席方星海表示将抓紧恢复股指期货常态化交易, 为深入股指期货对现货市场微观结构影响的研究提出了更高的要求.

早期的市场微观结构研究主要采用基于低频日间数据的 GARCH 模型<sup>[1]</sup>, 但是忽略了日内交易信息蕴含的微观结构特征. Engle 和 Russell<sup>[2]</sup>提出的 ACD (自回归条件久期模型) 推动了基于高频日内数据的市场微观结构研究, 更贴近金融市场的实际运行状况分析. Hansen 和 Lunde<sup>[3]</sup>通过理论研究证明采样数据频率的提高会加剧微观结构噪声的干扰, 其中对于分笔交易数据, 分钟级的价格序列的噪声对波动的影响可以忽略不计. 因此综合考虑数据精度和噪声干扰, 本文选取 1 分钟高频数据作为样本, 以 2015-2017 年三次股指期货交易机制重大调整作为新的事件时间窗口, 深入研究在不同市场波动率背景下沪深 300 股指期货对现货指数市场价格久期、交易量以及波动率等微观结构变量的影响. 同时考虑到变量间的内生影响以及市场信息非对称性, 综合 ACD 模型和 EGARCH 模型建立统一的 ACD-EGARCH 模型, 从微观结构层面分析股指期货如何影响现货市场中不同类型交易者对信息的反应, 以

1. [http://finance.ifeng.com/a/20150823/13928134\\_0.shtml](http://finance.ifeng.com/a/20150823/13928134_0.shtml).

2. <http://guba.eastmoney.com/news,of481001,198115057.html>.

3. [http://finance.sina.com.cn/money/future/fmnews/20150927/225923362292.shtml?\\_t=t](http://finance.sina.com.cn/money/future/fmnews/20150927/225923362292.shtml?_t=t).

及信息与价格的传导机制, 为股指期货市场交易制度的进一步完善提供理论依据。

## 2 文献综述

基于 CAPM 的传统金融市场理论依赖于市场有效性和完全理性人两个重要假设, 而实际的金融市场运行机制往往复杂得多, 1987 年由于金融市场交易机制不完善造成的美国股市大崩盘为传统金融市场理论提出了挑战, 金融市场微观结构理论研究应运而生。金融市场微观结构理论打破了市场无摩擦, 无交易成本, 信息完全对称等理想假设, 旨在研究在特定交易机制下, 资产价格形成的过程及结果<sup>[4]</sup> 以及不同交易机制下交易者行为对市场微观质量的影响<sup>[5]</sup>。股指期货对现货市场微观结构的影响大多围绕后者展开研究, 其中市场交易者一般根据信息掌握程度分为信息交易者和非信息交易者; 市场微观质量主要从流动性和波动性两个方面进行衡量, 足够的流动性和平稳的价格波动是金融市场有效运行的基本保障。股指期货对现货市场微观结构的影响一直存在争议, 一部分学者认为股指期货的套期保值功能可以吸引信息交易者, 提高现货市场信息效率, 引导现货市场价格更快回归内在价值, 进而增强现货市场稳定性<sup>[6]</sup> 和流动性<sup>[7]</sup>。另一部分学者则认为股指期货的高杠杆和低成本暴露了更大的风险敞口, 吸引了大量非信息交易者进行投机性交易, 加大了现货市场波动; 同时转移了一部分非信息交易者至股指期货市场, 降低了现货市场流动性。实证研究结果同样分化严重, Gulen 和 Mayhew<sup>[8]</sup> 针对全球 25 个资本市场进行对比研究发现, 股指期货推出后, 除美国和日本指数现货市场波动率增大外, 其他市场波动率均变化不大。Chatrath 等<sup>[9]</sup> 将 S&P 500 指数期货交易量分解为信息交易量和非信息交易量, 研究结果显示股指期货推出后现货市场波动率降低, 但是信息交易量与波动率呈正相关, 其中主要是机构信息交易者增大了现货市场波动。Robbani 和 Bhuyan<sup>[10]</sup> 分别用成交量和 GARCH 模型来度量流动性和波动率, 实证结果显示, DJIA 指数期货推出后, 指数市场成交量和波动率均增大, 证明股指期货通过吸引非信息交易者加大了现货市场波动率。Yilgor 和 Mebounou<sup>[11]</sup> 在 Chatrath 等<sup>[9]</sup> 及 Robbani 和 Bhuyan<sup>[10]</sup> 的基础上采用 EGARCH 和 ARMA 模型测算波动率和流动性(成交量), 研究结果表明: 股指期货的引入降低了现货市场波动率, 但是对流动性没有显著影响, 但是信息交易者加大了现货市场波动, 而非信息交易者对现货市场波动率没有显著影响; 此外, 实验证明 EGARCH 模型是度量波动率最好的模型。国内方面, 股指期货对现货市场微观结构的研究起步较晚, 郦金梁等<sup>[12]</sup> 通过 EGARCH 模型证实, 2010 年沪深 300 指数期货推出后, 沪深 300 指数波动率下降了 40%, 流动性提升, 其中非信息交易量与现货市场波动率负相关, 信息交易量与波动率正相关。2015 年股灾后对股指期货的严格限制为研究提供了新的时间窗口, 马长峰和陈志娟<sup>[13]</sup> 检验得股指期货受限后, 指数现货市场波动率和流动性均表现为先降后升。蒋进进<sup>[14]</sup> 及 Han 和 Liang<sup>[15]</sup> 采用基于分笔交易数据的双重差分模型证实沪深 300 指数市场微观质量在股指期货受限后显著下降。通过对前述已有文献的梳理, 可以看出有关于股指期货对现货市场微观结构的研究仍存在深入研究的空间, 主要包含 3 个方面: 其一, 现有研究方法大多是采用基于低频日间数据的 GARCH 模型, 缺乏对日内交易信息的考虑; 少数采用基于分笔超高频数据的双重差分模型, 缺乏对微观结构噪音和日内模式的考虑, 而 Tian 和 Guo<sup>[16]</sup> 大量研究表明针对日内高频的建模必须考虑日内周期性, 持续期集聚效应等动态特征, 否则模型估计结果有偏。其二, 现有研究都是采用基于

单一事件背景的事件分析法, 绝大部分的样本数据均为股指期货推出前后, 没有考虑不同的市场波动率背景对研究结论的影响. 其三, 流动性包括交易时间和交易成本两个方面<sup>[17]</sup>, 但是现有的研究都只考虑了交易成本, 采用交易量或者买卖价差来度量, 而忽略了交易时间的影响. 交易时间建模主要采用 ACD 模型, ACD 模型可以很好的刻画交易持续期的集聚特征, 即不知情交易者只有在存在知情交易后才会集中交易, 因此长持续期会伴随长持续期<sup>[18]</sup>. 但是当前利用 ACD 模型进行市场微观结构研究均是针对单一股票或期货市场, 而没有针对期限跨市场微观结构运行特征的研究. Engle<sup>[19]</sup> 将 ACD 模型和 GARCH 模型结合起来, 提出了 UHF-GARCH 模型, 并利用 IBM 高频数据证明持续期与价格收益率和波动率均为负相关. Racicot 等<sup>[20]</sup> 将 UHF-GARCH 模型用于预测市场波动率, 但是发现效果不如已实现波动率. 杨靖阳和张艳慧<sup>[18]</sup> 根据 ACD 模型建立了适用于中国股市的流动性分析模型. 刘向丽等人<sup>[21]</sup> 构造了 ACD-GARCH-M 模型研究中国期货市场的波动性, 发现久期和交易量是产生波动聚集的原因. 基于此, 本文的主要贡献包括以下 3 个方面: 其一, Nelson<sup>[22]</sup> 提出 EGARCH (指数 GARCH) 模型以解决了 GARCH 模型不能描述市场信息非对称性的问题, 即利好消息和利空消息对波动率的影响程度不同. 我国股票市场仍处于初级发展阶段, 市场上存在大量的噪声交易者, 信息非对称性效应严重<sup>[23]</sup>. 本研究在 Engle<sup>[19]</sup> 的 UHF-GARCH 基础上考虑市场信息非对称性, 同时加入事件虚拟变量, 设计出针对期现跨市场微观结构研究的 ACD-EGARCH 模型, 从量价时 3 个维度综合衡量价格久期、波动率和流动性等微观结构变量. 其二, 选用此前未被研究的新的时间窗口作为实证背景, 即 2017 年 2 月 17 日和 2017 年 9 月 18 日两次股指期货监管政策松绑, 结合 2015 年 9 月 7 日的股指期货严格受限, 讨论不同的市场波动率背景下 (2015 年 9 月、2017 年 2 月和 2017 年 9 月的沪深 300 指数波动率分别为 2.22%、0.55% 和 0.27%) 股指期货对现货市场微观结构的影响. 其三, Easley 和 O'Hara<sup>[24]</sup> 通过理论模型证明信息交易者只有在新信息到来时才会集中交易, 表现为持续期聚集, 而非信息交易者假设以常数强度交易, 基于此, 本研究将交易者分为信息交易者和非信息交易者, 分别用价格持续期和持续期内的交易量度量, 从微观层面剖析不同类型交易者的期现跨市场交易行为如何影响现货市场稳定程度.

### 3 指标体系和模型构建

#### 3.1 市场微观结构指标体系

##### 3.1.1 价格久期的定义

为了更好地还原实际市场运行情况, 本文选取日内 1 分钟高频数据来描述证券市场微观结构特征, 并引入刻画交易频率的高频数据指标——价格久期, 表示成交价格累计变化达到一定阈值所需要的时间间隔. 假设  $t_{i-1}$ 、 $t_i$  时刻的成交价格分别为  $p_{i-1}$ 、 $p_i$ , 如果  $|p_i - p_{i-1}| \geq d_p$ , 则记  $t_i$  为第  $i$  次交易发生的时刻, 因此根据原始时间序列就能得到点过程  $\{t_0, t_1, \dots, t_i, \dots\}$ , 进而根据  $x_i = t_i - t_{i-1}$  可以得到价格久期序列  $\{x_i\}_{(i \in 1, 2, \dots)}$ .

##### 3.1.2 波动性的计量

由于股票价格时间序列往往是非平稳的, 对不平稳的时间序列进行计量分析容易导致“伪回归”现象, 因此金融学术研究中普遍通过对价格序列取自然对数差分得到对数收益率

$r_t$  以达到数据平稳化的效果, 定义价格久期内的对数收益率如下

$$r_i = 100 [\ln(p_i) - \ln(p_{i-1})]. \quad (3.1)$$

上式中  $p_i$  表示第  $i$  个久期对应的收盘价, 乘以系数 100 是为了放大对数收益率的数量级, 与对数成交量的单位相匹配. 定义第  $i$  个久期内的收益率  $r_i$  的条件方差如下

$$\text{Var}(r_i|x_i) = h_i, \quad (3.2)$$

$r_i$  条件方差的条件为已知当前持续时间  $x_i$ , 过去时刻的收益率  $r_{i-1}$  和持续时间  $x_{i-1}$ . 单位时间间隔的波动率定义为

$$\sigma_i^2 = \frac{h_i}{x_i}. \quad (3.3)$$

显然

$$\text{Var}\left(\frac{r_i}{\sqrt{(x_i)}} \middle| x_i\right) = h_i, \quad (3.4)$$

即  $\frac{r_i}{\sqrt{(x_i)}}$  的条件方差表示固定时间间隔的波动率, 适用于 GARCH 族模型, 因此本文选用  $\frac{r_i}{\sqrt{(x_i)}}$  序列衡量指数现货市场的波动性.

### 3.1.3 流动性的计量

市场流动性指短时间内以合理价格顺利吸收大额资产交易的能力, 通常从市场宽度、深度、即时性和弹性 4 个维度度量, 本文选取市场深度作为流动性度量指标. 市场深度的概念最早由 Kyle<sup>[25]</sup> 提出, 表示价格保持平稳状态下的最大交易量, 用于衡量市场价格吸收大额交易的能力. Amihud<sup>[26]</sup> 在 Kyle<sup>[25]</sup> 的基础上提出了修正非流动性溢价指标, 表达式如下

$$Illiq_t = \frac{|\ln(p_t) - \ln(p_{t-1})|}{\ln(p_t) \ln(v_t)}.$$

本文借鉴 Amihud<sup>[26]</sup> 的修正非流动性溢价指标构建 (3.6) 式中的  $|\lambda|$  作为流动性指标,  $|\lambda|$  越小, 表示市场吸收同等规模的交易量引起的价格波动越小, 市场流动性越好.

$$\ln(p_i) = E(\ln(p_i)|\varphi_{i-1}) + \lambda \ln(q_i), \quad (3.5)$$

$$r_i = \ln(p_i) - \ln(p_{i-1}) = [E(\ln(p_i)|\varphi_{i-1}) - E(\ln(p_{i-1})|\varphi_{i-2})] + \lambda(\ln(q_i) - \ln(q_{i-1})). \quad (3.6)$$

上式中,  $p_i$  表示第  $i$  个久期对应的收盘价, 进而  $r_i$  表示第  $i$  个久期内的对数收益率,  $\varphi_{i-1}$  表示第  $i-1$  个久期的信息集合,  $q_i$  表示第  $i$  个久期内的交易量.

## 3.2 实证模型设计

由于日内高频数据往往存在周期模式, 即每个交易日在开票和收盘附近交易比较频繁, 中午时段是交易的低谷期, 导致价格久期呈现倒 U 型, 因此在建模前首先利用三次样条函数剔除价格久期的日内周期模式, 如下所示

$$\theta(t_i) = \sum_{j=1}^T I_j c_j + d_1(t_i - T_j) + d_{1,j}(t_i - T_j)^2 + d_{2,j}(t_i - T_j)^3. \quad (3.7)$$

上式中,  $T_j$  为自定义的时刻分段点, 间隔半小时, 共计 8 个时刻,  $I_j$  为虚拟变量, 当时刻  $t_i > T_j$  时,  $I_j=1$ , 否则  $I_j=0$ ,  $\theta(t_i)$  即为日内模式, 调整后的价格久期为  $\frac{r_i}{\theta(t_i)}$ . 对剔除日内模式的价格

久期建模, 本文选择最基础的 ACD(1,1) 模型

$$\begin{cases} x_i = \varphi_i \varepsilon_i, \\ \varphi_i = \omega_0 + \alpha x_{i-1} + \beta \varphi_{i-1}. \end{cases} \quad (3.8)$$

假设扰动项  $\varepsilon_i$  服从指数分布,  $\{\varphi_i\}_{(i \in 1, 2, \dots)}$  即为条件期望久期序列. 通过上文关于波动率计量指标的选取, 本文考虑采用最基础的 ACD-EGARCH(1,1) 模型对  $\frac{r_i}{\sqrt{(x_i)}}$  序列建模.

$$\begin{cases} \frac{r_i}{\sqrt{(x_i)}} = c + \alpha_1 \frac{r_i}{\sqrt{(x_i)}} + \alpha_2 x_i^{-1} + \alpha_3 v_i + \alpha_4 F v_i + \delta_i, \\ \log(\sigma_i^2) = \beta_0 + \beta_1 \left| \frac{\delta_{i-1}}{\sigma_{i-1}} \right| + \beta_2 \frac{\delta_{i-1}}{\sigma_{i-1}} + \beta_3 \log(\sigma_{i-1}^2) + \beta_4 x_i^{-1} \\ \quad + \beta_5 \varphi_i^{-1} + \beta_6 v_i + \beta_7 F v_i + \beta_8 F. \end{cases} \quad (3.9)$$

假设扰动项  $\delta_i$  服从 GED 分布 (广义误差分布),  $\beta_1$  用于衡量非对称性, 若  $\beta_1$  显著小于 0, 则利空消息对波动率的影响程度大于利好消息. 由于第  $i$  久期内的收益率变动的条件包括当前的久期以及之前久期内的收益率和之前期的久期, 因此将久期  $x_i$  的倒数加入条件均值方程<sup>[21]</sup>; Engle<sup>[19]</sup> 证实久期与收益率波动率存在格兰杰因果关系, 因此将久期  $x_i$  的倒数和条件期望久期  $\varphi_i$  的倒数共同加入条件方差方程中以减轻 GARCH 效应, 同时可以刻画信息交易者对波动率的影响程度. 此外, 考虑将流动性度量指标市场深度加入模型中, 因此交易量  $v_i$  需要加入条件均值方程中, 同时尝试将交易量  $v_i$  放入条件方差模型中以研究交易量对波动率的影响<sup>[12]</sup>. 进而为了考虑股指期货交易机制调整对指数现货市场微观结构的影响, 引入事件虚拟变量  $F$ , 其中  $F=0$  表示股指期货交易机制调整前,  $F=1$  表示股指期货交易机制调整后. 通过在均值回归方程中加入  $Fv_i$  度量事件发生后的市场流动性, 在条件方差模型中加入  $Fv_i$  和  $F$  分别度量事件发生后非信息交易者对波动率的影响和事件发生对市场波动率的影响. 综上 (3.8) 和 (3.9) 共同构成研究股指期货监管政策变化对指数现货市场微观结构影响的 ACD-EGARCH 模型.

## 4 实证研究

### 4.1 研究标的和时间窗口的选取

沪深 300 股指期货作为国内最早推出的股指期货产品, 跨过了早期的投机市的混乱秩序时代, 经历了长达 5 年的平稳运行, 对于研究股指期货对现货市场质量的影响最具代表性, 因此本文选择沪深 300 指数作为研究对象, 数据来源为 WIND 数据库. 样本期为三次中金所对于股指期货交易机制调整的生效日前后两个月左右的 1 分钟高频数据, 具体包括 2015 年 7 月 15 日至 2015 年 10 月 15 日, 2016 年 12 月 19 日至 2017 年 4 月 14 日, 2017 年 7 月 3 日至 2017 年 11 月 30 日 3 个时间段, 对应的政策生效日分别为 2015 年 9 月 7 日, 2017 年 2 月 17 日和 2017 年 9 月 18 日 (见表 1). 需要特别说明的是 2015 年股指期货全面受限实际上是分 8 月 26 日和 9 月 7 日前后两次进行的, 但是考虑到 9 月 7 日对于手续费和保证金的调整力度大于 8 月 26 日, 且增加了日内开仓量限制, 股指期货交易量降至不足原先的百分之一, 因此选择 9 月 7 日作为政策生效日 (见图 1). 此外, 为了统一 3 个时间段的交易时间范围, 日内时间只保留股市开市的时间范围, 即 9:30–11:30 和 13:00–15:00 两个时间段, 同时将隔夜和午间期间的持续期剔除, 保持交易时间段的连续性.

表 1 2015 年股灾后关于沪深 300 股指期货的三次交易机制调整  
(Table 1 Three policy adjustments of IF300 after stock market crash in 2015)

时间	手续费调整	保证金调整	日内开仓量限制
2015.8.26	平仓手续费由成交金额的 0.23‰ 提高至 1.15‰	非套期保值持仓保证金由 10% 提高至 12%, 随后又逐渐提高至 30%	
2015.9.7	平仓手续费由成交金额的 1.15‰ 提高至 23‰	非套期保值持仓保证金由 30% 提高至 40%; 套期保值持仓保证金由 10% 提高至 20%	单个产品、单日开仓交易量超过 10 手的构成异常交易
2017.2.17	平仓手续费由成交金额的 23‰ 下调至 9.2‰	非套期保值持仓保证金由 40% 提高至 30%	日内过度交易行为的监管标准由 10 手调整为 20 手
2017.9.18	平仓手续费由成交金额的 9.25‰ 下调至 6.9‰	持仓保证金统一下调至 15%	

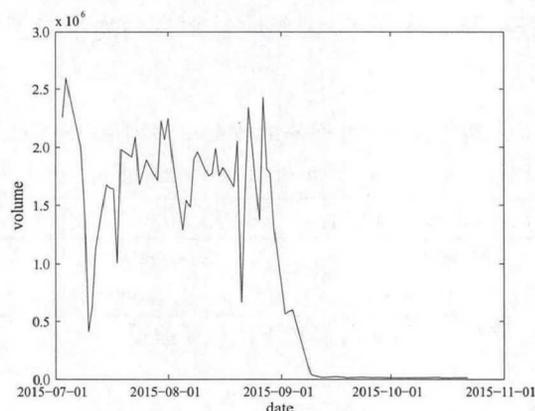


图 1 2015 年 9 月 7 日前后沪深 300 股指期货交易量走势图  
(Figure 1 Trading volume of IF300 around September 7th, 2015)

#### 4.1.1 描述性统计

为了检验实证数据是否适用于 ACD-EGARCH 模型, 应用 Eview9.0 对 3 个时间段的沪深 300 指数的单位时间间隔的收益率  $\frac{r_i}{\sqrt{x_i}}$  序列进行初步描述性统计和相关检验. 统计结果显示三组数据均为左偏, 峰度均大于正态分布峰度 3, 表现出金融数据典型的尖峰厚尾的统计特征, 即反映了金融市场的正反馈效应. 同时通过 J-B 统计量分析, 三组序列均再次拒绝了正态分布的假设 (见表 2).

表 2 沪深 300 指数单位时间间隔的收益率序列描述性统计  
(Table 2 Descriptive statistics of IF300 rate of return per unit time interval)

数据特征	2015 年 9 月 7 日前后	2017 年 2 月 17 日前后	2017 年 9 月 18 日前后
均值	0.001478	0.001333	0.002145
中位数	0.048063	0.011944	0.017303
最大值	0.843771	0.217104	0.514453
最小值	-1.794052	-0.293366	-0.453003
标准差	0.220968	0.044206	0.061111
偏度	-0.557914	-0.132973	-0.459748
峰度	6.155634	5.483534	7.816443
J-B 统计量	1086.701***	606.1904***	3777.849***

注: \*\*\* 表示该统计量在 1% 的显著水平下拒绝原假设.

#### 4.1.2 平稳性检验

EGARCH 模型要求序列满足平稳性条件, 因此采用 ADF 单位根检验以判断序列的平稳化程度, 结果显示, 在任何显著水平下, 三组收益率序列均拒绝了随机游走的假设, 表现为平稳序列 (见表 3).

表 3 沪深 300 指数单位时间间隔的收益率序列 ADF 单位根检验结果  
(Table 3 Results of ADF unit root test of IF300 rate of return per unit time interval)

ADF 检验统计量	2015 年 9 月 7 日前后	2017 年 2 月 17 日前后	2017 年 9 月 18 日前后
$t$ 值	-40.68072***	-34.01801***	-45.31678***
1% 临界值	-3.432965	-3.432960	-3.431899

注: \*\*\* 表示该统计量在 1% 的显著水平下拒绝原假设.

#### 4.1.3 ARCH 效应检验

对沪深 300 指数单位时间间隔的收益率序列进行 24 阶滞后进行自相关性分析, 三组收益率均与滞后的 24 阶表现出显著的自相关性. 在此基础上, 选择一阶滞后的 ARCH-LM 检验, 结果显示, 三组序列的 ARCH (自回归异方差) 效应均显著, 适用于 ACD-EGARCH 模型 (见表 4).

表 4 沪深 300 指数单位时间间隔的收益率序列 ARCH-LM 检验结果  
(Table 4 Results of ARCH-LM test of IF300 rate of return per unit time interval)

ARCH-LM 统计量	2015 年 9 月 7 日前后	2017 年 2 月 17 日前后	2017 年 9 月 18 日前后
$F$ 值	83.83665***	295.8893***	813.0752***
$R$ 平方	80.95976***	262.4551***	668.3628***

注: \*\*\* 表示该统计量在 1% 的显著水平下拒绝原假设.

#### 4.2 实证结果分析

由于交易时间不连续,一方面在休市阶段累计的市场信息往往会在开市之初集中反应,另一方面交易者会根据当天消化的市场信息在收盘前集中操作以为下一个交易日布局,因此标的金融资产的价格久期会表现出明显的日内模式,数据呈倒U形态,即开盘和收盘附近交易频繁,价格久期小;而午间交易情绪疲软,价格久期大.挑选数据样本内任一日期沪深300指数的价格久期关于时间的趋势图,横轴表示距离开盘的分钟数,纵轴表示价格久期(见图2).

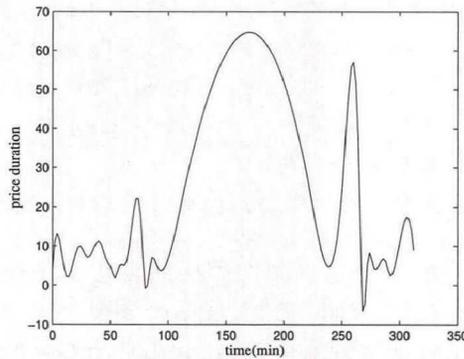


图2 价格久期的日内模式

(Figure 2 Intraday mode of price duration)

首先利用三次样条函数剔除价格久期序列  $x_i$  的日内模式,然后对剔除日内模式的价格久期建立 ACD 模型得到期望久期序列  $\varphi_i$ . 由 ACD 的拟合结果可以明显看出  $\alpha + \beta$  均显著接近 1,说明价格久期的持续性很强,ACD 模型适用于解释价格久期的集聚现象(见表5).

表5 ACD 模型的拟合结果

(Table 5 Fitting results of ACD model)

模型参数	2015年9月7日前后	2017年2月17日前后	2017年9月18日前后
$\omega_0$	0.0197***	0.0183***	0.0497***
$\alpha$	0.193**	0.1833**	0.2540**
$\beta$	0.7755**	0.787**	0.6694**

注: \*, \*\*, \*\*\* 分别表示该统计量在 10%、5%、1% 的显著水平下拒绝原假设.

ACD-EGARCH 模型估计结果如表6所示.

表6 ACD-EGARCH 模型参数估计

(Table 6 Parameter estimation of ACD-EGARCH model)

模型参数	2015年9月7日 前后	2017年2月17日 前后	2017年9月18日 前后
$\alpha_1$	-0.1183(-2.14)**	0.0036(2.21)**	0.0137(4.87)***
$\alpha_2$	0.0337(3.35)***	0.0002(0.81)	-0.0005(-1.20)
$\alpha_3$	-0.0121(-2.76)***	0.0013(2.22)**	0.0045(4.71)***
$\alpha_4$	0.0007(0.3744)	-0.0001(-1.66)*	-0.0001(-1.76)*

续表 6 ACD-EGARCH 模型参数估计  
(Table 6 Parameter estimation of ACD-EGARCH model (Continued))

模型参数	2015年9月7日	2017年2月17日	2017年9月18日
	前后	前后	前后
$\beta_1$	0.1999(2.45)**	0.8268 (12.56)***	0.5659(10.78)***
$\beta_2$	-0.0227(-0.64)	0.0563(1.77)*	0.0468(1.98)**
$\beta_3$	-0.0246(-0.42)	0.2564(5.45)***	0.2079(4.38)***
$\beta_4$	0.1548(8.86)***	0.0018(0.23)	0.1466(13.75)***
$\beta_5$	0.1792(4.97)***	-0.0184 (-0.68)	-0.2666(-7.47)***
$\beta_6$	0.1969(4.11)***	-0.7484(-18.55)***	-0.3042(-5.72)***
$\beta_7$	-0.4200(-4.63)***	0.1308(2.19)**	0.3664(6.84)***
$\beta_8$	8.3284(4.42)***	-2.43(-2.03)**	-6.8560(-6.41)***

注: 表中值表示相应变量的估计系数 (z 统计量);

\*, \*\*, \*\*\* 分别表示该统计量在 10%、5%、1% 的显著水平下拒绝原假设。

针对上述实证结果对股指期货交易机制调整后的现货市场微观结构分析如下

1) 波动性方面, 观察虚拟变量  $F$  的系数  $\beta_8$ , 3 个时间段的  $\beta_8$  均显著异于 0, 说明限制或松绑股指期货对指数现货市场波动率有显著影响, 其中, 2015 年严格限制股指期货后指数现货波动率上升, 2017 年两次松绑股指期货均导致指数现货波动率的下降, 说明股指期货对指数现货市场波动率的平抑有正向影响。此外, 2015 年的  $\beta_8$  明显大于 2017 年, 说明波动率的变动程度与交易机制调整幅度存在一定的正相关。

2) 流动性方面, 观察条件均值方程中, 交易量  $v_i$  的系数  $\alpha_3$  均显著异于 0, 符合 Kyle<sup>[25]</sup> 的理论假说, 验证了市场深度这一流动性指标的有效性。2017 年两次松绑股指期货后均能明显看出  $|\alpha_4| < |\alpha_3|$  显著成立, 证明在平稳市的环境下, 股指期货松绑有助于现货市场流动性的回升。2015 年限制股指期货后  $|\alpha_4| < |\alpha_3|$  成立, 且显著性不高, 说明在波动市环境下, 替代效应 (股指期货推出后, 现货市场交易者转移到股指期货市场) 强于增量效应 (股指期货推出后, 现货市场新增场外交易者), 突发性的股指期货全面受限促使大量股指期货交易者回流 A 股市场, 从而增强流动性。

3) 流动性与波动性的相互关系: 交易量的系数  $\beta_6$  均显著不为 0, 说明交易量对收益率  $\frac{r_i}{\sqrt{(x_i)}}$  的波动率存在显著影响, 与刘向丽等<sup>[21]</sup> 实证结论一致。观察限制股指期货后  $\beta_7 < \beta_6$ , 放开股指期货后  $\beta_7 > \beta_6$ , 说明股指期货的存在加大了非信息交易者对波动率的影响程度, 说明股指期货吸引了更多的非信息交易者入市, 通过投机交易加大了对现货市场的波动率扰动。3 个时间段价格久期的倒数  $x_i^{-1}$  的系数  $\beta_4$  均大于零, 验证了 Easley 和 O'Hara<sup>[24]</sup> 的假说, 即久期与波动率成负相关, 因为短的久期代表着信息的增加, 会加大交易频率, 进而放大波动率。2017 年 2 月股指期货限制最严的时候系数最小, 说明股指期货降低了信息交易者对波动率的影响程度, 主要由于股指期货具备价格发现功能。通过对比  $\beta_4$  和  $\beta_6$ , 可以看出交易量相对于久期对收益率波动性影响程度更大, 即非信息交易者相比于信息交易者贡献更大的波动率。

4) 市场非对称性: 通过 Egarch 模型特有的非对称性参数  $\beta_3$  在 2017 年的前后两个时间段均显著大于 0, 说明对于 2017 年的市场, 利好消息相比于利空消息对市场波动率影响更

大,说明2017年价值投资的回归让市场逐渐回归良性发展.此外,作为稳健性检验,一方面本文将剔除日内模式的价格久期和期望价格久期替换为价格久期和期望价格久期原值,模型估计结果与表6一致.另一方面针对沪深300指数的低频日间设计EGARCH检验模型,实验结果表明股指期货交易未受限时,现货市场的流动性增强,波动率降低,市场微观质量显著提高.

## 5 结论与建议

不同于以往采用低频日间数据研究股指期货推出后现货市场微观结构的变化,本文以2015年股灾后股指期货三次交易机制重大调整作为新的时间窗口,建立专门针对高频日内数据研究的ACD-EGARCH模型,从价格久期、波动率和流动性3个层面综合评测沪深300指数期货对现货市场微观结构的影响.实证结果证实,无论是在2015年的波动市还是2017年的平稳市背景下,股指期货均有助于平抑现货市场波动.而不同的波动率背景下股指期货对现货市场流动性的影响方向不同,对于平稳市,股指期货的放开增强了现货市场流动性;而对于波动市,股指期货限制后现货市场流动性反而提高了,说明由于股指期货对现货市场交易量的替代效应强于增量效应,股指期货损伤了现货市场流动性.基于此结论,建议监管层考虑在平稳市环境下逐步实现股指期货的全面放开,恢复常态化交易,积极发挥股指期货的价格发现功能,完善我国金融市场的卖空机制.此外,通过在条件方差方程中加入交易量和价格久期两个微观结构变量,分析得股指期货的引入一方面由于吸引投机者加大对现货市场波动的扰动,另一方面通过信息交易者发挥价格发现功能以平抑现货市场波动,且投机者相比于信息交易者贡献更大的波动率,同时2017年平稳市场背景下利好消息相较于利空消息对波动率影响程度更大,为未来股指期货的交易机制调整提供了风险预警信号,如果要进一步放开股指期货交易,需要防范这一利好消息以及投机者入市对A股现货市场波动率的冲击.

## 参 考 文 献

- [1] Bollerslev T. Modeling the coherence in short-run nominal exchange rate: A multivariate generalized ARCH model. *Review of Economics and Statistics*, 1990, **72**(3): 498-505.
- [2] Engle R F, Russell J R. Autoregressive conditional duration: A new model for irregular spaced transaction data. *Econometrica*, 1998, **66**(5): 1127-1162.
- [3] Hansen P R, Lunde A. Realized variance and market microstructure noise. *Journal of Business and Economic Statistics*, 2006, **24**(2): 127-161.
- [4] O'Hara M. Market Microstructure Theory. Cambridge: Blackwell, 1995.
- [5] Madhavan A. Market microstructure: A survey. *Journal of Financial Markets*, 2000, **3**(3): 205-258.
- [6] Campbell J Y, Lettau M, Malkiel B G, et al. Have individual stocks become more volatile? An empirical exploration of idiosyncratic risk. *The Journal of Finance*, 2001, **56**(1): 1-43.
- [7] Froot K A, Perold A F. New trading practices and short-run market efficiency. *Journal of Futures Markets*, 1995, **15**(7): 731-765.

- [8] Gulen Y, Mayhew S. Stock index futures trading and volatility in international equity markets. *Journal of Futures Markets*, 2000, **20**(7): 661–685.
- [9] Chatrath A, Song F, Adrangi B. Futures trading activity and stock price volatility: Some extensions. *Applied Financial Economics*, 2003, **13**(9): 655–664.
- [10] Robbani M G, Bhuyan R. Introduction of futures and option on index and their impact on the trading volume and volatility: Empirical evidence from the DJIA components. *Derivatives: Use, Trade and Regulation*, 2005, **11**(3): 246–260.
- [11] Yilgor A, Mebounou C. The effect of futures contracts on the stock market volatility. *Journal of Business Economics and Finance*, 2016, **5**(3): 307–317.
- [12] 酃金梁, 雷曜, 李树保. 市场深度、流动性和波动率 —— 沪深 300 股票指数期货启动对现货市场的影响. *金融研究*, 2012, (6): 124–138.  
(Li J L, Lei Y, Li S J. Market depth, liquidity, price volatility — The impact of start the of HS300 index futures on the stock market. *Financial Research*, 2012, (6): 124–138.)
- [13] 马长峰, 陈志娟. 限制股指期货交易能降低股市波动率吗? —— 来自沪深 300 指数的证据. *湖南财政经济学院学报*, 2017, **33**(168): 74–81.  
(Ma C F, Chen Z J. Can restriction on index future trading reduce spot volatility? — Evidence from CSI 300 index. *Journal of Hunan Finance and Economics University*, 2017, **33**(168): 74–81.)
- [14] 蒋进进, 钱军辉. 股指期货交易限制对 A 股现货市场流动性的影响. *上海管理科学*, 2017, **39**(5): 28–33.  
(Jiang J J, Qian J H. The impact of stock index futures trading restrictions on A Share market liquidity. *Shanghai Management Science*, 2017, **39**(5): 28–33.)
- [15] Han Q, Liang J. Index futures trading restrictions and spot market quality: Evidence from the recent Chinese stock market crash. *Journal of Futures Markets*, 2017, **37**(4): 411–428.
- [16] Tian G G, Guo M. Interday and intraday volatility: Additional evidence from the Shanghai Stock Exchange. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 2007, **28**(3): 287–306.
- [17] Massim M B, Phelps B. Electronic trading, market and liquidity. *Financial Analysts Journal*, 1994, **50**(1): 39–50.
- [18] 杨靖阳, 张艳慧. 基于 ACD 模型的股指期货市场流动性研究. *数学的实践与认识*, 2016, **46**(9): 54–60.  
(Yang J Y, Zhang Y H. Research on the market liquidity of stock index futures based on ACD model. *Journal of Mathematics in Practice and Theory*, 2016, **46**(9): 54–60.)
- [19] Engle R F. The econometrics of ultra-high frequency data. *Econometrica*, 2000, **68**(1): 1–22.
- [20] Racicot F E, Théoret R, Coën A. Forecasting irregularly spaced UHF financial data: Realized volatility vs UHF-GARCH models. *International Advances in Economic Research*, 2008, **14**(1): 112–124.
- [21] 刘向丽, 成思危, 汪寿阳, 等. 基于 ACD 模型的中国期货市场波动性. *系统工程理论与实践*, 2012, **22**(2): 268–273.  
(Liu X L, Cheng S W, Wang S Y, et al. Volatility of Chinese futures market based on ACD model. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2012, **22**(2): 268–273.)
- [22] Nelson D B. Conditional heteroskedasticity in asset return: A new approach. *Econometrica*, 1991, **59**(2): 347–370.
- [23] 韩贵, 王静. 基于 EGARCH 模型的我国股市信息对称性研究. *西南交通大学学报*, 2008, **9**(4): 107–111.  
(Han G, Wang J. A research of information symmetry of Chinese stock market based on EGARCH model. *Financial Research*, 2008, **9**(4): 107–111.)
- [24] Easley D, O'Hara M. Time and the process of security price adjustment. *Journal of Finance*, 1992, **19**(2): 69–90.
- [25] Kyle A S. Continuous auctions and insider trading. *Econometrica*, 1985, **53**(6): 1315–1335.
- [26] Amihud Y. Illiquidity and stock returns: Cross-section and time-series effects. *Journal of Financial Markets*, 2002, **5**(1): 31–56.