

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2022.01.006

# 股指期货市场的高频交易与价格发现<sup>①</sup>

韦立坚<sup>1</sup>, 张大卫<sup>1,2</sup>, 骆兴国<sup>3</sup>, 张洋锋<sup>1</sup>

1. 中山大学管理学院, 广州 510275; 2. 哥伦比亚大学工业工程与运筹学系, 纽约 10027, 美国; 3. 浙江大学经济学院, 杭州 310027)

**摘要:** 根据高频交易的特点, 运用交易量和订单簿不平衡变化的极端分布构造了高频交易的代理变量, 构建高频交易对价格发现效率影响的回归模型. 通过利用 2010 年 4 月 16 日沪深 300 股指期货上市到 2015 年 9 月 2 日股指期货受限前的毫秒级别高频数据分析发现, 高频交易对股指期货的永久价格冲击的影响显著为正, 促进了价格发现; 同时对瞬时定价误差的影响也显著为正, 损害了瞬时定价效率. 考察高频交易滞后项对瞬时定价误差的影响, 发现显著为负, 表明高频交易对瞬时定价误差的纠正具有一定的时滞性. 因此建议我国股指期货应该尽快恢复正常交易, 可以允许信息驱动型和套利型的高频交易, 以提高市场流动性和竞争力; 但需要严格限制订单流驱动型的高频交易以减少高频交易的负面影响.

**关键词:** 股指期货; 高频交易; 价格发现; 交易量; 订单簿不平衡

**中图分类号:** C93; F830.91 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2022)01-0095-12

## 0 引言

高频交易已成为国际金融市场主要的交易技术手段, 但在我国大陆金融市场却存在很大的争议和监管疑虑. 这主要是由于 2015 年的我国沪深股市发生异常波动后, 股指期货和高频交易等受到各方严重质疑, 因此 2015 年 9 月 2 日监管机构对股指期货做了非常严格的限制措施并禁止了高频交易, 导致股指期货市场交易极度萎缩, 流动性很差, 因而也失去了价格发现和风险对冲功能. 然而股指期货交易的限制措施并没有让市场变得平稳, 后续的市场更加动荡, 特别是 2016 年 1 月初由于推出熔断机制而再度暴跌, 由于失去了股指期货作为避险工具, 投资者损失更加惨重, 仅 4 个交易日市值损失就达 5.6 万亿元, 随后还继续震荡走低. 学术界对 2015 年我国沪深股市异常波动

进行了机理剖析, 其中, 韦立坚等<sup>[1]</sup>通过计算实验模型发现股灾的形成机理是在投资者非理性行为和市场交易制度双重作用下, 由高杠杆融资而导致的流动性踩踏危机, 股指期货并不是造成股灾的元凶祸首. 继而, 丁逸俊和冯芸<sup>[2]</sup>通过计算实验发现, 异常波动时期股指期货的交易限制措施在中长期无法发挥股指期货的基本功能, 应该逐步解除限制措施, 恢复适当的投机和套利活动. 2019 年 3 月 25 日起我国大陆股指期货市场逐步放松了限制措施, 但对于是否恢复允许高频交易, 还没有相关说明.

与国内股指期货市场形成鲜明对比的是, 无论是成熟的美国、英国和日本等市场, 还是新兴的澳大利亚、韩国、中国香港和新加坡等市场, 都在大力发展股指期货等衍生品市场和高频交易等新型交易技术手段. 特别是在全球金融危机后, 大力

① 收稿日期: 2019-08-17; 修订日期: 2020-01-12.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71671191; U1811462; 71721001); 国家社会科学基金资助重大项目(19ZDA103); 广东省自然科学基金杰出青年资助项目(2021B1515020073); 广东省重点领域研发计划资助项目(2020B010110004).

作者简介: 韦立坚(1981—), 男, 广西岑溪人, 博士, 副教授, 博士生导师. Email: weilj5@mail.sysu.edu.cn

发展高频交易来大幅提高市场流动性,使得高频交易已经占据了这些市场的大部分交易额,如美国高频交易占比已经超过80%。随着我国资本市场不断发展和开放,是否允许高频交易面临两难:一方面,如果不允许采用高频交易,和国际主流市场不同步,有可能削弱中国衍生品市场的定价权和国际竞争力;另一方面,如果允许高频交易,有可能会引发各种质疑,也有可能影响市场稳定。因此,研究高频交易对我国大陆股指期货市场价格发现效率的影响,不仅在市场微观结构领域具有重要的理论意义,也是我国衍生品市场制度优化的迫切现实需求。

高频交易是种程序化算法交易,依靠硬件保障和算法自动交易,在ms、 $\mu$ s甚至ns的时间尺度上进行交易。高频交易可以分为两类<sup>[3]</sup>,一类是主动交易,即更快地获得信息或者从订单流中获得更多信息,可以迅速将信息扩散到价格上或者迅速捕捉价格偏差并套利;另一类是被动做市交易,即在市场上通过对于订单流的观察充当做市商的角色,为市场提供流动性。其中,我国大陆股指期货市场对高频做市没有补贴,也没有注册的高频做市商,因此主要是主动高频交易类,其又可以细分为3种:第1种是信息驱动型,即在有信息事件发生时,通过市场直通(DMA)和硬件设施极快地获取信息并极速下单,这种交易迅速释放信息,能促进价格发现效率;第2种是套利型,即根据股指期货的定价原理寻找价格偏差进行套利,例如根据基差做期现套利和跨期套利,对价格纠偏,这种交易也能促进价格发现效率;第3种是订单流驱动型,即通过侦探极短期(例如500ms内)的订单流规律,大量下单、撤单,诱导价格产生一定偏向来获利,这种行为可能不利于价格发现,甚至会加大瞬时定价偏差<sup>[4]</sup>。前两种在我国大陆股指期货市场比较常见,但第3种也存在,例如证监会披露的伊士顿贸易公司案件,该公司通过高频交易自动批量快速下单,申报价格明显偏离市场最新价格,包括实现自买自卖,以较小资金反复开仓和平仓,在短期内盈利迅速放

大,非法获利高达20亿元。因此在3种高频交易的博弈下,高频交易对市场价格发现的影响好坏尚需实证分析。

当前在国际证券市场上,高频交易对市场价格发现和波动性的影响也在探索之中,甚至还存在争议。Zhang<sup>[5]</sup>较早质疑高频交易并没有改进价格发现效率但是却增加了市场波动性;但Boehmer等<sup>[6]</sup>实证发现高频交易显著提高了价格发现效率,同时也提高了市场波动性。Brogaard等<sup>[7]</sup>的实证发现高频交易既改善了价格发现,同时也降低了市场波动性。Arifovic等<sup>[8]</sup>通过计算实验模型证明在所有交易者都采用智能学习条件下,知情高频交易者通过学习优化自己的下单策略,同时加剧了知情交易者的竞争,也使得非知情交易者学习到更多由交易释放的信息,从而提高市场定价效率。在流动性方面,多数文献认为高频做市交易能够提高市场流动性,如Hagstromer和Norden<sup>[3]</sup>。已有高频交易的实证研究主要集中在国际市场,目前还鲜有文献从实证角度探讨我国大陆股指期货市场高频交易对市场质量的影响。巴曙松和王一出<sup>[9]</sup>对高频交易的研究做了综述,指出高频交易的研究尚处于起步阶段,非常有必要立足于我国大陆股指期货市场的特殊情况进行充足的理论和实证研究,以使我国沪深证券市场能够适应金融科技时代的发展和在高频时代的国际竞争中抢占一席之地。本研究拟填补这一空白。

与海外市场不同,由于中国沪深证券市场具有特殊的制度设计,如在股票市场,不允许日内回转交易( $T+0$ ),只允许 $T+1$ ,即当天购买的股票,不能在当天卖出,只能在下一个交易日卖出。这样的交易制度限制使得股票市场无法采用高频交易。因此,证券市场高频交易便集中于我国衍生品市场。我国大陆股指期货市场于2010年4月16日推出,发展十分迅速,以主要的沪深300股指期货为例,从2010年的总成交量0.46亿手上升到2015年的2.77亿手,增长近6倍<sup>②</sup>。在2015年6月,股指期货日均成交量达到2.3万亿元人民币的峰

② 数据来源于中国金融期货交易所的年度统计报告 <http://www.cffex.com.cn/ndtjbg/>。

值<sup>③</sup>,其中高频交易在巨额交易量中占据一定的份额<sup>④</sup>.因此,选择沪深 300 股指期货的高频交易为研究对象.

利用 Tick 级(500 ms)高频数据,根据高频交易背景下交易量的极端分布构建了高频交易活跃度的代理变量,考察高频交易对我国股指期货价格发现的影响.实证结果表明,我国大陆股指期货的高频交易促进了价格向内在价值收敛,但同时加大了当期的瞬时定价误差.进一步分析发现高频交易对纠正瞬时定价误差具有一定的时滞性.这可能由于不同种类的高频交易相互作用引起的,即订单流驱动型的高频交易先加大了瞬时定价误差,然后信息驱动型和套利型等高频交易发现价格偏离信号之后再入场纠正瞬时定价偏差.因此建议我国股指期货应该尽快恢复正常交易,并可以允许信息驱动型和套利型的高频交易以提高流动性和竞争力,同时严格限制订单驱动型的高频交易以减少负面影响.

## 1 模型

首先提出根据交易量的极端分布来构造高频交易的代理变量,然后参考 Brogaard 等<sup>[7]</sup>,构造价格与价值变动的线性系统模型,最后构造价格发现的回归模型.

### 1.1 构造高频交易的代理变量

#### 1.1.1 已有文献对于高频交易的度量方法

由于难以获得高频交易的账户数据,因此通过构造表征高频交易的代理变量来对高频交易进行估算.Hendershott 等<sup>[10]</sup>较早提出了用单位信息流所承载的交易量作为高频交易的代理变量( $AT_t$ ),其定义如下

$$AT_t = \frac{TV_t}{MT_t} \quad (1)$$

式中  $TV_t$  表示  $t$  时刻的交易额; $MT_t$  表示  $t$  时刻的信息流量.

定义  $MT_t$  为  $t$  时间点市场的报单数、撤单数

及成交量之和,即

$$MT_t = OS_t + OC_t + OE_t \quad (2)$$

式中  $OS_t$ ,  $OC_t$  和  $OE_t$  分别表示时刻  $t$  的提交订单数、撤单数和订单成交量.这一代理变量背后的经济含义是:一般低频投资者倾向于提交一笔量比较大的单来减少操作成本;而高频交易投资者更倾向于将大单拆成小单,以此减少市场冲击成本、优化成交价格,并隐藏交易意图.Viljoen 等<sup>[11]</sup>利用这一代理变量考察了高频交易对澳大利亚期货市场的影响.除了获得和 Hendershott 等<sup>[10]</sup>一致的结果外,他们根据 Easley 等<sup>[12]</sup>所定义的知情交易概率(probability of informed trading, PIN)推知大部分高频交易者都是知情交易者,因而推动了价格发现效率.

此外,有一些交易所会对高频交易进行标记,使得高频交易的衡量方式更加直接.Hendershott 和 Riordan<sup>[13]</sup>利用德国证交所给提供流动性的高频交易者做退费补贴计划来获取高频交易产生的订单数据,研究了高频交易投资者的市场行为.Brogaard 等<sup>[7]</sup>获取了纳斯达克市场提供的部分高频交易者的详细交易数据,研究了高频交易通过何种机制来促进价格发现.他们利用状态空间模型将证券价格分解为永久价格冲击与瞬时定价误差两个部分,并将所获得的高频交易者数据(分为流动性供给与流动性需求两类高频交易者)分别对其进行回归.他们发现,高频交易者的订单总是与永久性价格冲击的方向一致,与瞬时定价误差的方向相反,从而推动证券价格收敛到基本面价值.

#### 1.1.2 以交易量的极端分布为高频交易的代理变量

由于中国金融期货交易所并没有对高频交易做出标记并进行数据披露,因此只能采用代理变量的方式进行测算.从高频交易的实证研究看,交易量是表征高频交易的有效变量,例如 Easley 等<sup>[4]</sup>就利用交易量的不平衡计算出度量高频交易条件下的知情交易概率(volume-synchronized

③ 数据来源于万德.

④ 尚未有数据披露具体的高频交易的交易量和占比.但根据报道以及伊士顿贸易公司操纵股指期货非法获利 20 亿元案件披露,可以推测市场中存在各种高频交易,而且占据一定的比重.

probability of informed trading ,VPIN) . 同时 ,由于我国沪深股票市场的  $T + 1$  交易机制约束以及定价偏差较大 ,市场经常存在短期套利机会(如信息不对称或者行为偏差造成的) ,这种信号会最先被高频交易捕捉到而触发交易. 因此高频交易的一大特点是事件触发性和反应的迅速性 ,即一旦某一时间发生了交易信号 ,所有市场上的高频交易程序会几乎同时在高频时点(如  $s$ 、 $ms$ ) 被触发进行交易 ,从而迅速消灭套利机会. 高频交易这种特性会反映在交易量上. 同时 ,如果是低频交易 ,在个人投资者众多以及人工交易主导的中国大陆股票市场 ,低频交易对信息的反应速度和信息处理都难以一致 ,更难以在同一高频时点(如  $s$ 、 $ms$ ) 集中反应在交易量上. 因此 ,如果选取较短时间 ,例如  $10\text{ s}$  的时间区间 ,再观察这个时间区间交易量在高频时点(每  $500\text{ ms}$ ) 的分布 ,这种高频交易的冲击就会凸显 ,存在高频交易的时候 ,容易出现极端分布 ,即形成交易量尖峰;不存在高频交易的时候 ,交易量尖峰就会很少. 按照上述理论分析 ,先设计取定  $\theta$  分位数 ,与某一时间段  $t$  ,取该时间段的交易量分位数右侧累积分布的交易量占总交易量的比例来度量交易量尖峰 ,以此作为高频交易的代理变量( $HFT_t$ ) 如下

$$HFT_t = Spike_t^V = \frac{vol_t^{(\theta^+)}}{vol_t^{total}} \quad (3)$$

式中  $Spike_t^V$  是交易量尖峰;  $vol_t^{(\theta^+)}$  是  $t$  时刻分位数为  $\theta$  的右侧累积分布交易量;  $vol_t^{total}$  是  $t$  时刻的全部交易量. 由于某时间点  $t$  的交易量  $\{vol_t, t \in T\}$  是随机变量族 ,故将该时刻的高频交易活跃度定义为  $\frac{vol_t^{(\theta^+)}}{vol_t^{total}}$  .

### 1.1.3 以订单簿不平衡变化的极端分布为高频交易的代理变量

由于交易量只反映了高频交易的订单成交信息 ,并不能反映对高频交易未成交的信息 ,尤其是高频交易具有大量提交限价订单和频繁撤单等重要特征. 为了检验交易量的尖峰量作为高频交易代理变量的稳健性 ,考虑撤单数量与限价单的变化情况 ,将计算  $HFT_t$  所使用的交易量替换为衡量订单簿不平衡(即订单簿上买卖双方累积订单量的差值)的变化量  $DI_t$  . 由于订单簿不平衡  $IOD_t$

等于买方深度减去卖方深度 ,它在  $t$  期的变化量  $DI_t$  反映了未成交的订单信息(包括限价订单和撤单) ,故有下面式(4)和式(5)

$$IOD_t = BD_t - SD_t \quad (4)$$

$$DI_t = |IOD_t - IOD_{t-1}| \quad (5)$$

式中  $BD_t, SD_t$  分别为买方深度与卖方深度;  $IOD_t$  衡量的是买卖两方的不平衡程度.  $DI_t$  等于当期  $IOD_t$  减去上一期  $IOD_{t-1}$  的绝对值 ,该变量可以捕捉撤单与限价单的变化情况 ,例如  $t - 1$  期买方深度如果比卖方深度多  $50$  手 ,在  $t$  期如果发生了利空消息 ,高频交易会大量撤单并改为提交更多的限价卖单 ,则在  $t$  期的买方深度比卖方深度少  $30$  手 ,订单簿不平衡的变化量  $DI_t$  为  $80$  手 ,即使在  $t$  期成交量为零 ,订单簿不平衡的变化量  $DI_t$  也能很好地反映高频交易的频繁撤单和大量提交新的限价订单的行为.

同理 ,计算出分位数  $\theta$  作为阈值. 将在该分位数之后的订单簿不平衡变化量的右侧累积分布  $DI_t^{(\theta^+)}$  占总交易量  $DI_t^{total}$  的比例作为该时间区间高频交易活跃程度的代理变量  $Spike_t^{(DI)}$  如下

$$HFT_t = Spike_t^{(DI)} = \frac{DI_t^{(\theta^+)}}{DI_t^{total}} \quad (6)$$

因此由订单簿不平衡变化量构造的高频交易代理变量  $Spike_t^{(DI)}$  与能够与交易量构造的高频交易代理变量  $Spike_t^V$  形成互补 ,能够交叉验证实证结果.

### 1.2 度量价格发现效率的价格冲击状态空间模型

研究股指期货的价格发现效率首先要对价格序列做出分析 ,从方法论的角度看 ,研究高频交易与市场效率关系的学者大体都借鉴了 Hasbrouck<sup>[14]</sup> 提出的微观结构价格体系的状态空间模型 ,即把价格序列的变化分为两部分 ,即资产内在价值变化导致的永久性价格冲击  $w_t$  和噪音交易导致的瞬时定价误差  $s_t$  . Hasbrouck<sup>[15]</sup> 进一步利用脉冲响应函数给出了价格冲击的数学表达:一般地 ,可以假设资产的价格  $p_t$ 、内在价值  $m_t$  ,永久性价格冲击  $w_t$  和存在市场噪音导致的瞬时定价误差存在如下关系

$$\begin{cases} p_t = m_t + s_t \\ m_t = m_{t-1} + w_t \end{cases} \quad (7)$$

式(7)给出的价格冲击状态空间模型可以通过卡尔曼滤波的方式进行估计. 首先, 将股指期货价格取对数收益率, 并以基点为单位衡量收益率<sup>⑤</sup>. 其次, 利用极大似然估计法和卡尔曼滤波对每日较高频度的采样时间区间, 例如 10 s 的价格对数收益率做估计. 假设  $s_t, w_t$  的方差均未知, 利用极大似然估计法的 Newton-Raphson 高频方法对其进行估计, 从而得到  $s_t(i), w_t(i)$  序列, 其中  $i$  表示第  $i$  个交易日  $t$  是每日第  $t$  个值 ( $i = 1, \dots, 244$ ), 以 10 s 的采样时间区间为例, 由于 1 个交易日共计 16 200 s, 共计 1 620 个 10 s, 故  $t = 1, \dots, 1 620$ .

### 1.3 高频交易对价格发现效率影响的回归模型

在式(7)给出的价格发现效率度量模型基础上, 构建回归模型以探究高频交易对价格发现效率的影响. 假设价格序列  $\{p_t\}$  是个鞅过程, 永久性价格冲击序列  $\{w_t\}$  独立同分布, 稳健的回归模型需要确保自变量  $HFT_t$  无序列相关性. 为此, 先构建自回归模型

$$HFT_t = \beta_0^{(HFT)} + \sum_{i=1}^k \beta_i^{(HFT)} HFT_{t-i} + \widehat{HFT}_t \quad (8)$$

利用残差序列  $\widehat{HFT}_t$  来剔除自相关性, 即用残差序列作为回归项, 见式(9)

$$w_t = \alpha_w + \beta_w \widehat{HFT}_t + \varepsilon_t^{(w)} \quad (9)$$

同时, 在这个模型中, 假设瞬时价格冲击  $\{s_t\}$  是平稳序列, 为了得到更加稳健的回归结果, 将瞬时定价误差的 1 阶滞后项加入回归模型, 得到

$$s_t = \alpha_s + \varphi s_{t-1} + \beta_s HFT_t + \varepsilon_t^{(s)} \quad (10)$$

回归的结果解读为: 若系数  $\beta_w$  显著为正, 说明高频交易的存在促进了资产价值向内在价值运动, 提高了价格发现效率, 否则说明高频交易的活跃程度和永久性价格冲击是反向的关系, 降低了价格发现效率; 若系数  $\beta_s$  显著为负, 这说明高频交易减小了瞬时定价偏差, 提高了价格效率, 否则是降低了价格发现效率.

$HFT_t$  的计算频率考虑 3 个不同的时间区间, 即计算在 10 s、12 s 与 15 s 内交易量极端分布情况, 并为了结果的稳健性, 对 3 个采样时间区间分别取极端阈值  $\theta$  为 85%、90% 与 95% 分位数.

其中, 以交易量来计算  $HFT_t$  的代理变量  $Spike_t^V$  需要进一步考虑市场的主买成交和主卖成交的差异, 因为  $Spike_t^V$  的交易方向也会对价格的变化发生很大的影响. 需要采用 Lee 和 Ready<sup>[16]</sup> 提出的交易方向判别法对取出在阈值以上的交易量尖峰进行买盘与卖盘的判定. 报价判别法通过对比当前的报价中点与成交价, 成交价高于报价的交易视为买入, 低于报价的视为卖出, 成交价判别法对比上一笔交易的成交价, 如果大于上一笔成交价则视为买入, 小于则视为卖出, 若与上一笔成交价持平, 则延续上一笔交易的交易方向. Lee-Ready 判别法优先采用报价判别法, 对于报价与成交价格相等的情况, 则使用成交价判别法进行判别. Lee-Ready 判别法结合了报价判别法与成交价判别法的优点, 弥补了成交价判别法过度依赖前一笔交易方向的问题, 提高了判别准确率.

令

$$Vol'_k = \begin{cases} Vol_k & \text{若为买盘} \\ -Vol_k & \text{若为卖盘} \end{cases} \quad (11)$$

接着作

$$HFT_t = Spike_t^V = \begin{cases} \frac{vol_t^{(\theta^+)}}{vol_t^{total}}, \sum_k Vol'_k > 0 \\ -\frac{vol_t^{(\alpha\theta^+)}}{vol_t^{total}}, \sum_k Vol'_k < 0 \end{cases} \quad (12)$$

带交易方向的  $Spike_t^V$  有如下好处: 第一, 其绝对值仍然衡量了尖峰交易量的大小, 反映了高频交易在该时点的活跃程度; 第二, 正负号使得对高频交易主卖和主买的方向有直观的了解, 说明了高频交易调整价格变动的方向.

对于式(8)的自回归模型, 为简便考虑, 取  $k=1$  即仅对其做一阶自回归, 也以上述 10 s、12 s 和 15 s 三种采样时间区间作为模型数据点的分布间隔, 以交易日为单位估计单个模型. 由于模型估计以交易日为单位, 故得到了一组回归系数. 由于对于同一标的资产进行不同时间点的回归, 不存在公司效应而只存在时间效应, 可以利用 Fama

⑤ 此处考虑在于若不将收益率适度放大, 容易导致二阶矩的数值过小, 卡尔曼滤波的迭代算法无法收敛.

和 MacBeth<sup>[17]</sup>的方法对系数进行假设检验,即

$$\hat{\beta} = \frac{1}{n} \sum_i \hat{\beta}_i = \frac{\hat{\beta}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_i (\hat{\beta} - \hat{\beta}_i)^2}} \sim T(-2) \quad (13)$$

式中  $\hat{\beta}_i$  为某一方程某一日的回归系数估计值。

## 2 数据样本选取与统计特征分析

### 2.1 数据样本选取

数据取自汤森路透和天软科技的高频数据库。原始数据为中国大陆股指期货主力合约的 tick 级高频数据,即每 500 ms 进行 1 次采样<sup>⑥</sup>,每日交易时间为 9:15:00 到 15:15:00,其中 11:30:00 至 13:00:00 不进行交易。每日共计 270 min 的交易时间,故理论上每日共有  $270 \times 60 \times 2 = 32400$  个数据点。选取 2010 年 4 月 16 日股指期货上市到 2015 年 12 月 31 日的交易数据。从披露的信息发现,2015 年是高频交易最活跃的时期

(在 9 月 2 日股指期货受限前),所以选取 2015-01-05 ~ 2015-09-02 这一段数据进行重点分析。同时,采用 2010-04-16 ~ 2014-12-31 各年的数据作稳健性检验,并选取 2015-09-07 ~ 2015-12-31 股指期货受限后的数据作对比分析。数据维度包含了:每 500 ms 的价格、5 档行情(各档买卖价格与订单簿深度)、交易量、交易额、交易量加权平均价格(VWAP)等数据。

### 2.2 股指期货受限前后市场质量指标对比

股指期货受限后,高频交易消失,当然其他非高频交易行为也被严格限制,因此可以通过 2015 年股指期货受限前后的市场各基本指标的变化,对高频交易对市场可能的影响做个初步的统计特征分析。

表 1 说明,2015 年 9 月 2 日股指期货受限后,我国股指期货交易量极度萎缩,买卖价差增大近 3 倍,说明股指期货交易市场的流动性已接近枯竭。因此股指期货的限制措施和禁止高频交易,对于股指期货市场质量影响巨大,股指期货已经失去了正常的市场功能,需要对恢复正常交易做出科学论证。

表 1 股指期货受限前后交易量数据描述性统计量

Table 1 Descriptive statistics of trading volume data before the restriction of stock index futures

统计量 <sup>①</sup>	期限 <sup>②</sup>	均值	标准差	最小值	25%	50%	75%	最大值
收盘价/元	受限前	4 094.28	615.93	2 749.60	3 587.20	3 985.60	4 604.40	5 361.60
	受限后	3 495.71	217.78	3 082.80	3 319.80	3 524.80	3 681.90	3 819.00
交易量/万手	受限前	144	43	24	121	144	167	288
	受限后	0.14	0.05	0.03	0.13	0.15	0.16	0.38
交易额/亿元	受限前	17 915.8	0.0	2 488.4	13 147.0	17 738.0	22 078.4	35 988.8
	受限后	151.2	0.0	31.30	137.8	154.3	167.4	363.1
有效买卖价差 (基点)	受限前	135.94	51.74	79.79	98.39	116.06	159.14	344.46
	受限后	391.53	143.16	214.91	297.24	343.88	430.50	930.76
日内波动/% <sup>③</sup>	受限前	0.51	0.30	0.19	0.32	0.40	0.57	1.97
	受限后	0.34	0.12	0.20	0.27	0.31	0.36	1.09
振幅/% <sup>④</sup>	受限前	-0.04	2.80	-8.08	-1.22	0.03	1.31	7.71
	受限后	0.26	2.14	-6.55	-0.82	-0.02	1.07	6.99

注:①均以日线为单位进行统计;②受限前是 2015 年 1 月 5 日,受限后是 2015 年 9 月 7 日~2015 年 12 月 31 日;③日内波动为日内 1 s 级价格序列的标准差;④振幅计算方式为  $100\% \times (\text{当日收盘价} - \text{当日开盘价}) / \text{当日开盘价}$ 。

需要指出的是,采用交易量和订单簿不平衡的变化,在一定时间区间内的极端分布作为代理变量,对于分布的采样时间区间存在约束条件。因为如果采样时间区间太长,例如 5 min,在这个时间区间内,低频交易者也能够对信息事件和套利

事件等做出反应,也会出现集中交易而导致出现交易量和订单簿不平衡变化的尖峰,则难以显著表征高频交易的特征;数据采样的时间区间太短也不行,例如 5 s 内(10 个 500 ms)只有 1 个数据点有成交,则其 90% 分位数的极端交易量就是该

⑥ 中国证券市场交易系统均采用每 500 ms 的快照采样,这是最细时间粒度的数据。

唯一数据点的交易量,高频交易的活跃度是 100% 这显然不符合实际. 为了克服这样的偏差,需要采用适度的采样时间区间. 本文所用数据的最小数据间隔是 500 ms, 经过对交易量和订单簿不平衡变化的分布进行观察, 即 10 s 的交易量分布最合适. 这样适度的时间区间内, 低频交易也具有足够的反应时间进行交易而生成多个数据点, 其交易分布比较均匀. 如果出现高频交易, 就会在某一个时间点出现交易量尖峰. 同时, 为了提高代理变量的稳健性, 增加了 12 s 和 15 s 的采样时间区间. 10 s、12 s 和 15 s 的总数据点在 20 个到 30 个之间, 也满足统计性显著的样本量要求.

### 3 实证结果分析

2015 年股指期货受限之前是股指期货高频交易的高峰期, 因此实证检验主要对 2015 - 01 - 05 ~ 2015 - 09 - 02 的数据按天做回归分析. 在高频交易  $HFT_t$  的代理变量方面, 采用交易量尖峰  $Spike_t^V$  和订单簿不平衡变化量尖峰  $Spike_t^{(DI)}$  两个变量分别做回归, 进行结果交叉验证. 在模型的稳

健性分析方面, 一方面对 2010 年 ~ 2015 年各年分别按天做回归分析检验是否与实际市场表现一致. 另一方面检验市场在高波动和低波动两个不同条件下高频交易的变化, 因为在高波动市场中, 价格偏差大, 高频交易获利机会大, 应该更加活跃, 其回归系数与低波动市场对比会有显著差异.

#### 3.1 2015 年股指期货受限前高频交易对价格发现的影响

首先对 2015 - 01 - 05 ~ 2015 - 09 - 02 的 Tick 数据, 采用卡尔曼滤波分析, 把股指期货的高频价格序列按照式 (8) 按天做分析, 得出永久性价格冲击和瞬时定价误差两个序列然后分别采用交易量尖峰  $Spike_t^V$  和订单簿不平衡变化量尖峰  $Spike_t^{(DI)}$  作为高频交易  $HFT_t$  的代理变量, 按天做回归分析<sup>⑦</sup>. 代理变量的计算方面, 以分位数  $\theta$  为 90% 作为基准, 并选取分位数为 80% 和 0% (全部交易量) 作为对比的稳健检验, 时间区间以 10 s 为基准, 同时选取 12 s 和 15 s 的时间区间作为对比的稳健检验. 表 2 列出以交易量尖峰  $Spike_t^V$  作为代理变量的结果, 表 3 列出以订单簿不平衡变化量尖峰  $Spike_t^{(DI)}$  作为代理变量的结果.

表 2 用交易量尖峰  $Spike_t^V$  作为高频交易代理变量的回归结果

Table 2 Regression results of  $Spike_t^V$  as the proxy variable for HFT

系数	分位数 $\theta/\%$	时间区间/s		
		10	12	15
$\beta_w$	90	0.52 *** (127.73)	0.60 *** (114.63)	0.58 *** (104.73)
	80	0.32 *** (133.59)	0.38 *** (120.69)	0.37 *** (110.21)
	0	$-1.27 \times 10^{-5}$ *** (-7.12)	$-9.97 \times 10^{-6}$ *** (-5.73)	$-8.42 \times 10^{-6}$ *** (-4.99)
$\beta_s$	90	0.41 *** (131.03)	0.50 *** (117.65)	0.51 *** (107.21)
	80	0.26 *** (137.01)	0.32 *** (123.74)	0.32 *** (112.59)
	0	$-1.08 \times 10^{-6}$ (-1.00)	$-8.34 \times 10^{-7}$ (-0.74)	$-6.72 \times 10^{-7}$ (-0.56)

注: \*\*\* 表示 1% 的置信水平显著; 括号内的数据是  $t$  值.

⑦ 在回归过程中, 做卡尔曼滤波时对于每个交易日最大似然估计最终都收敛了, 并求出最优标准差参数. 在回归计算中剔除了极少数异常的数据, 包括: 1 个单位间隔中无交易的数据点 (低频和高频交易活跃程度都为 0); 整个单位交易间隔中仅有 1 个交易数据 (此时若做统计则全部为高频交易, 其活跃程度变为 100% 不符合实际).

表3 用订单簿不平衡变化量尖峰  $Spike_i^{(DN)}$  作为高频交易代理变量的回归结果

Table 3 Regression results of  $Spike_i^{(DN)}$  as the proxy variable for HFT

系数	分位数 $\theta$ /%	时间区间/s		
		10	12	15
$\beta_w$	90	0.40 *** (114.33)	0.48 *** (128.99)	0.46 *** (117.01)
	80	0.25 *** (143.60)	0.30 *** (130.99)	0.29 *** (118.45)
	0	$-1.01 \times 10^{-5}$ *** (-2.93)	$-6.47 \times 10^{-6}$ ** (-1.81)	$-4.92 \times 10^{-6}$ (-1.34)
$\beta_s$	90	0.32 *** (144.71)	0.40 *** (131.94)	0.40 *** (119.20)
	80	0.20 *** (147.12)	0.24 *** (134.04)	0.25 *** (120.69)
	0	$-9.17 \times 10^{-6}$ *** (-3.35)	$-9.367 \times 10^{-6}$ *** (-3.16)	$-1.017 \times 10^{-5}$ *** (-3.13)

注: \*\*\* 表示 1% 的置信水平显著, \*\* 表示 5% 的置信水平显著; 括号内的数据是  $t$  值。

### 3.1.1 永久性价格冲击分析

表2和表3的结果表明,在10s、12s和15s的时间区间内,无论是采用以交易量尖峰  $Spike_i^V$ ,还是以订单簿不平衡变化量尖峰  $Spike_i^{(DN)}$  作为高频交易  $HFT_i$  的代理变量,当采用90%分位数的计算分布计算两个代理变量,发现高频交易对永久性价格冲击的影响系数  $\beta_w$  都显著为正,说明高频交易促进了永久性价格发现。进一步考察结果的稳健性,采用80%分位数的极端分布计算两个代理变量,影响系数  $\beta_w$  都显著为正,但影响系数  $\beta_w$  与  $\beta_s$  均大幅度下降,所以结果是稳健的,但分位数下降时作为高频交易的表征能力下降;做分位数为0%,即考察全部交易量作为高频交易的代理变量,发现系数接近于零,不具有经济显著性,因此证明采用90%分位数的极端分布作为高频交易的代理变量,是有效的。高频交易与永久性价格冲击有显著的正相关关系,这说明高频交易者(信息驱动型和套利驱动型)能够捕捉到资产内在价值变化的方向,并根据自己的信息与优势调整策略,顺着资产价值运动方向进行交易,从而高频交易的存在与活跃对资产价值的运动有明显的助推作用。这个方面的结果与 Broggard 等<sup>[7]</sup>的发现一致。

### 3.1.2 瞬时定价误差分析

表2和表3的结果表明,在表中各种条件

下,  $\beta_s$  的系数都显著为正,这说明高频交易都与瞬时定价偏差有显著的正相关关系。这个方面的结果与 Broggard 等<sup>[7]</sup>不一致,他们的研究发现高频交易对瞬时定价误差的影响系数显著为负,即高频交易者的存在纠正了瞬时定价偏差。

这一现象可能是中国大陆和美国市场的差异造成的。美国市场存在大量的高频做市策略,因此采用类似伊世顿贸易公司那种依靠提交明显偏离报价的订单流驱动型的高频交易难以生存。而在中国大陆由于没有高频做市的竞争,类似伊世顿公司的订单流驱动型高频交易反而在高频时间维度上占有优势。但是这类订单流驱动型高频交易没有引入新信息,会增加瞬时订单流的不稳定性和增大瞬时定价误差,正如 Easley 等<sup>[4]</sup>所形容的“订单流毒性”(flow toxicity)。由于市场价格是由多种高频交易策略博弈形成的,当订单流驱动型高频交易导致的瞬时定价误差进一步扩大时,其他类型的高频交易,例如基差套利策略会起作用并纠正瞬时定价误差,但这种纠偏存在一定时滞性。

为了检验这种纠正瞬时定价误差的作用是否存在,构建时滞回归模型

$$s_t = \alpha_s + \varphi s_{t-1} + \sum_{i=0}^2 \beta_s^{(i)} HFT_{t-i} + \varepsilon_t^{(s)} \quad (14)$$

式中  $\beta_s^{(i)}$  是当期  $t$  向后  $i$  期的高频交易变量的回归系数. 表 4 列出了在分位数  $\theta = 90\%$ , 采样时

间区间为 10 s、12 s 和 15 s 的高频交易变量滞后项的回归结果.

表 4 高频交易滞后项对瞬时定价误差影响的回归结果

Table 4 Regression results of the influence of HFT on lag instantaneous pricing deviation

HFT <sub>t</sub> 代理变量	回归系数	时间区间/s		
		10	12	15
Spike <sub>t</sub> <sup>V</sup>	$\beta_s^{(0)}$	0.41 *** (131.09)	0.51 *** (117.95)	0.51 *** (107.54)
	$\beta_s^{(1)}$	-0.01 *** (-3.65)	-0.02 *** (-4.82)	-0.02 *** (-5.20)
	$\beta_s^{(2)}$	-0.01 *** (-3.00)	-0.03 *** (-7.07)	-0.03 *** (-6.48)
Spike <sub>t</sub> <sup>(DN)</sup>	$\beta_s^{(0)}$	0.32 *** (144.62)	0.39 *** (131.89)	0.39 *** (119.20)
	$\beta_s^{(1)}$	0.00 (0.38)	0.00 (0.07)	-0.00 (-1.21)
	$\beta_s^{(2)}$	0.00 (0.06)	-0.01 *** (-3.72)	-0.01 *** (-2.81)

注: \*\*\* 表示 1% 的置信水平显著; 括号内的数据是  $t$  值.

表 4 的结果表明, 在以交易量作为高频交易代理变量的一阶和二阶的滞后项都跟当期的定价偏差存在显著的负相关关系, 这说明高频交易对定价偏差的纠正作用具有一定的时滞性. 同样, 用订单簿不平衡变化作为高频交易代理变量的回归中, 二阶滞后项在 12 s 和 15 s 的采样时间区间中也是显著的. 回归结果印证了前述多种高频交易相互作用的结果: 订单流驱动型高频交易先扩大瞬时定价误差, 然后高频套利等策略缩小了瞬时定价误差, 这种作用有一定的时滞性.

### 3.2 稳健性检验

#### 3.2.1 2010 年至 2015 年分年度的稳健性检验

沪深 300 股指期货从 2010 年 4 月 16 日正式推出, 至 2015 年 9 月 2 日受限前, 处于迅速发展的时期, 这期间各年度具有不同的特征, 例如 2010 年股指期货刚上市, 市场还不成熟, 因此套利机会比较多, 这个时候市场中高频套利很活跃, 例如期现货基差套利、跨期套利. 2012 年到 2014 年进入平稳发展时期. 2015 年随着股市进入牛市, 以及持仓限额的大幅度放宽<sup>⑧</sup>, 使得股指期货的交易, 尤其高频交易非常活跃. 因此, 可以将股指期货上市以来的数据分年度进行回归分析,

检验结果在别的年份是否仍然显著并与实际市场的发展相符合. 根据式(8)~式(10)分年度进行回归, 结果如表 5、表 6 所示.

表 5 和表 6 表明, 分年度数据回归中, 无论是用交易量尖峰  $Spike_t^V$  还是用订单簿不平衡变化量尖峰  $Spike_t^{(DN)}$  作为高频交易代理变量的回归结果, 均于前述用 2015 年股指期货受限前的数据回归结果一致, 即对永久价格冲击  $\beta_w$  和对瞬时定价误差  $\beta_s$  的影响系数均显著为正. 对比可以发现, 2015 年的永久价格冲击系数与定价误差系数远大于其他年份的系数, 用  $Spike_t^V$  做回归的系数由 2014 年的 0.19 上升到 2015 年的 0.52, 用  $Spike_t^{(DN)}$  做回归的系数由 2014 年的 0.15 上升到 2015 年的 0.4. 这和 2015 年的高频交易活动非常活跃的现实相符合. 同时, 2010 年的回归系数也大于 2012 年、2013 年和 2014 年各年, 这与 2010 年基差比较大的时候高频套利很活跃的现实相符合. 同样, 瞬时定价误差的回归系数也表现出类似的结果. 在用  $Spike_t^V$  做回归的分析中, 还采用分位数  $\theta$  为 0% 即全部交易量做回归, 结果发现各年度永久价格冲击

⑧ 2010 年 4 月沪深股指期货推出时持仓限额为 100 手, 以后逐步放宽, 2015 年 4 月由 1 200 手调整至 5 000 手.

$\beta_w$  和瞬时定价误差  $\beta_s$  的系数均接近于零,不具有经济显著性,这也与前述结果一致.上述分年度回归的结果表明高频交易在促进永久价格冲击的同

时也加大了瞬时定价误差.这个结果在各个年份上都具有稳健性,用交易量和订单簿不平衡变化的极端分布作为高频交易代理变量也是稳健的.

表5 用交易量尖峰  $Spike_t^Y$  作为高频交易代理变量的分年度回归结果  
Table 5 Regression results of  $Spike_t^Y$  as the proxy variable for HFT per annual

系数	分位数 $\theta/\%$	年份					
		2010	2011	2012	2013	2014	2015
$\beta_w$	90	0.24*** (136.26)	0.21*** (168.48)	0.18*** (175.50)	0.23*** (164.41)	0.19*** (153.65)	0.52*** (127.73)
	0	$6.07 \times 10^{-5}$ *** (11.02)	$1.01 \times 10^{-4}$ *** (26.12)	$3.82 \times 10^{-5}$ *** (21.68)	$1.64 \times 10^{-5}$ *** (12.88)	$-6.98 \times 10^{-7}$ (-0.65)	$-1.27 \times 10^{-5}$ *** (-7.12)
$\beta_s$	90	0.15*** (141.08)	0.12*** (175.21)	0.10*** (181.41)	0.14*** (170.23)	0.11*** (157.90)	0.41*** (131.03)
	0	$4.26 \times 10^{-6}$ ** (1.70)	$1.059 \times 10^{-5}$ *** (5.70)	$5.91 \times 10^{-7}$ (0.78)	$1.70 \times 10^{-6}$ *** (2.77)	$6.10 \times 10^{-7}$ (1.33)	$-1.07 \times 10^{-6}$ (-1.00)

注:\*\*\*表示1%的置信水平显著,\*\*表示5%的置信水平显著;括号内的数据是t值.

表6 用订单簿不平衡变化量尖峰  $Spike_t^{(D)}$  作为高频交易代理变量的分年度回归结果  
Table 6 Regression results of  $Spike_t^{(D)}$  as the proxy variable for HFT per annual

系数	分位数 $\theta/\%$	年份					
		2010	2011	2012	2013	2014	2015
$\beta_w$	90	0.24*** (146.64)	0.21*** (178.17)	0.16*** (180.06)	0.20*** (168.96)	0.15*** (154.00)	0.46*** (117.01)
	0	$-1.77e-05$ *** (-4.46)	$-1.55e-05$ *** (-5.19)	$-1.26e-05$ *** (-8.58)	$-1.18e-05$ *** (-8.77)	$-6.79e-06$ *** (-6.59)	$-1.01e-05$ *** (-2.93)
$\beta_s$	90	0.15*** (151.83)	0.12*** (185.29)	0.09*** (186.03)	0.12*** (175.02)	0.09*** (158.29)	0.40*** (119.20)
	0	$-8.08e-06$ *** (-3.39)	$-7.77e-06$ *** (-4.51)	$-4.91e-06$ *** (-6.07)	$-5.31e-06$ *** (-6.35)	$-3.04e-06$ *** (-4.91)	$-9.16e-06$ *** (-3.35)

注:\*\*\*表示1%的置信水平显著;括号内的数据是t值.

### 3.2.2 高低波动市场条件下的稳健性检验

一般而言,市场高波动的时候,容易出现套利机会或者大的偏差,高频交易更容易获利,因此交易更加活跃,对价格发现效率的影响更大.为进一步验证变量构造的稳健性,选取2015-01-05~2015-09-02内,波动性最高20%与波动性最低20%的交易日(各33个交易日),采用10s的采样时间区间和分位数 $\theta$ 为90%的极端分布,选取代理变量  $Spike_t^Y$  和  $Spike_t^{(D)}$ ,考察高低波动市场中对价格发现影响系数的差异,如表7所示.

表7的结果说明,高频交易在高低波动市场条件下对永久性价格冲击和瞬时定价误差都显著为正,与一般分析结果一致.同时,在高波动市场条件下,影响系数远大于低波动市场条件,这也与

直观分析一致.这表明本文模型和结果具有稳健性.

表7 高低波动市场条件下的稳健性检验结果  
Table 7 Robustness test results under high and low volatility market conditions

代理变量	系数	交易日	
		波动性最高20%	波动性最低20%
$Spike_t^Y$	$\beta_w$	1.20*** (15.32)	0.24*** (10.13)
	$\beta_s$	1.08*** (15.67)	0.12*** (12.55)
$Spike_t^{(D)}$	$\beta_w$	0.50*** (9.15)	0.17*** (10.71)
	$\beta_s$	0.51*** (10.19)	0.09*** (10.85)

注:\*\*\*表示1%的置信水平显著;括号内的数据是t值.

## 4 结束语

### 4.1 结论

本文利用 2010 年到 2015 年的股指期货 tick 级(500 ms) 高频交易数据分析了高频交易对价格发现效率的影响。首先,从市场微观结构的理论出发,利用卡尔曼滤波将高频价格分为永久性价格冲击和瞬时定价误差两个部分。然后,根据某一个高频时点的交易信号发生后,高频交易会同一高频时间内快速下单和撤单的特点,分析出会导致交易量和订单簿不平衡在某些时刻出现一些尖峰,因此利用交易量尖峰和订单簿不平衡变化的尖峰构建两个具有互补作用的代理变量。最后建立了高频交易对价格发现效率影响的回归模型。

实证结果表明,我国大陆股指期货的高频交易对永久性价格冲击存在显著的正向作用,提高了长期价格发现效率;但同时发现高频交易加大了瞬时定价误差,降低了短期价格发现效率。通过建立高频交易的时滞回归模型发现,高频交易的滞后项对瞬时定价误差具有显著的负向作用,即高频交易对纠正瞬时定价误差具有时滞性。推测这是多种类型高频交易交互作用的结果,即市场中存在类似伊士顿贸易公司那样的订单流驱动型高频交易,这类高频交易不依赖于信息或者套利事件,而是通过提交明显偏离正常报价的订单进行诱导或者幌骗,从而加大了瞬时定价误差。当

瞬时定价误差明显变大后,信息驱动和套利驱动等高频交易会捕捉到这样的交易机会进场,从而纠正瞬时定价误差,因而具有一定的时滞性。最后,通过分年度的分析和高低波动市场条件下的对比分析进行稳健性检验,发现本文构造的高频交易代理变量和实证结果,均具有稳健性。

### 4.2 政策建议

2019 年 12 月 23 日,沪深 300 股指期货和沪深 300ETF 期权上线,我国大陆衍生品市场进入新的发展阶段。沪深 300 股指期货市场的质量对于期权市场的发展具有重要影响。同时,高频交易已经成为国际衍生品市场的主要交易技术,在中国香港、新加坡、韩国和日本等亚洲市场也得到迅猛发展。尤其是新加坡的新华富时 A50 股指期货以及中国香港拟推出的 MSCI 中国 A 股指期货,这些以我国 A 股为标的海外衍生品市场,将可能影响我国 A 股市场的定价权。因此,在金融科技迅猛发展的时代,为了提升我国衍生品市场的竞争力,加强我国金融市场的定价权,基于本文的研究结论,建议尽快恢复股指期货市场的正常交易,以提高市场流动性和价格发现效率。对于高频交易,建议不搞“一刀切”,在限制高频交易竞赛的条件下,允许基于信息和套利驱动的高频交易,甚至允许经注册的高频做市交易来增强市场流动性。但应该严格限制类似伊士顿贸易公司那样的订单流驱动型高频交易,以消除高频交易的负面影响。

### 参考文献:

- [1] 韦立坚,张维,熊熊. 股市流动性踩踏危机的形成机理与应对机制[J]. 管理科学学报, 2017, 20(3): 1-23. Wei Lijian, Zhang Wei, Xiong Xiong. The mechanism and solution for the liquidity stampede crisis in stock markets[J]. Journal of Management Sciences in China, 2017, 20(3): 1-23. (in Chinese)
- [2] 丁逸俊,冯芸. 现货市场异常波动下股指期货交易限制对市场质量的影响分析[J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(10): 2481-2496. Ding Yijun, Feng Yun. Analyzing the impact of stock index futures' trading limits on market quality during abnormal fluctuations in the spot market[J]. Systems Engineering: Theory & Practice, 2017, 37(10): 2481-2496. (in Chinese)
- [3] Brogaard J, Hagstrmer B, Norden L L, et al. Trading fast and slow: Colocation and market quality[J]. Review of Financial Studies, 2015, 28(12): 3407-3443.
- [4] Easley D, Lopez de Prado M M, O'Hara M. Flow toxicity and liquidity in a high-frequency world[J]. Review of Financial Studies, 2012, 25(5): 1457-1493.
- [5] Zhang F. High-frequency trading, stock volatility and price discovery[J/OL]. SSRN Electronic Journal, DOI: 10.2139/ssrn.1691679, 2010.
- [6] Boehmer E, Fong Y L, Wu J. Algorithmic trading and market quality: International evidence[J/OL]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2022034> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn>.

2022034, 2020

- [7] Brogaard J, Hendershott T, Ryan R. High-frequency trading and price discovery [J]. *Review of Financial Studies*, 2014, 27(8): 2267–2306.
- [8] Arifovic J, He X Z, Wei L J. Machine learning and speed in high-frequency trading [J/OL]. SSRN: <https://ssrn.com/abstract=386637>. 2021
- [9] 巴曙松, 王一出. 高频交易对证券市场的影响: 一个综述 [J]. *证券市场导报*, 2019, (7): 42–51.  
Ba Shusong, Wang Yichu. The market consequences of high frequency trading: A review [J]. *Securities Market Herald*, 2019, (7): 42–51. (in Chinese)
- [10] Hendershott T, Jones C M, Menkveld A J. Does algorithmic trading improve liquidity? [J]. *Journal of Finance*, 2011, 66(1): 1–33.
- [11] Viljoen T, Westerholm P J, Zheng H. Algorithmic trading, liquidity, and price discovery: An intraday analysis of the SPI 200 futures [J]. *Financial Review*, 2014, 49(2): 245–270.
- [12] Easley D, Kiefer N M, O'Hara M, et al. Liquidity, information, and infrequently traded stocks [J]. *Journal of Finance*, 1996, 51(4): 1405–1436.
- [13] Hendershott T, Riordan R. Algorithmic trading and the market for liquidity [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2013, 48(4): 1001–1024.
- [14] Hasbrouck J. Measuring the information content of stock trades [J]. *Journal of Finance*, 1991, 46(1): 179–207.
- [15] Hasbrouck J. The summary informativeness of stock trades: An econometric analysis [J]. *Review of Financial Studies*, 1991, 4(3): 571–595.
- [16] Lee C M, Ready M J. Inferring trade direction from intraday data [J]. *Journal of Finance*, 1991, 46(2): 733–746.
- [17] Fama E F, MacBeth J D. Tests of the multiperiod two-parameter model [J]. *Journal of Financial Economics*, 1974, 1(1): 43–66.

## High-frequency trading and price discovery in Chinese stock index futures market

WEI Li-jian<sup>1</sup>, ZHANG Da-wei<sup>1,2</sup>, LUO Xing-guo<sup>3</sup>, ZHANG Yang-feng<sup>1</sup>

1. School of Business, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;

2. Department of Industrial Engineering and Operations Research, Columbia University, New York 10027, USA;

3. Economics School, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

**Abstract:** This paper builds up a regression model to examine the effect of HFT on price discovery efficiency in the CSI300 stock index futures market. Because the event-driven feature of high-frequency trading (HFT) would lead to concentrated order submission, transaction and cancellation, so the proxy variables of HFT are constructed by using the extreme distribution of trading volume and the imbalanced change of order book depth. High frequency data analysis is conducted from April 16, 2010 (the day of the listing of CSI300 stock index futures) to September 2, 2015 (the day before the restriction of stock index futures). Empirical results show that HFT has a significantly positive correlation with the permanent price impact of stock index futures, thus improves price discovery. But at the same time, the influence on instantaneous pricing deviation is also significantly positive, which enhances the instantaneous pricing deviation of the current period. Further study on the effect of HFT on the lag instantaneous pricing deviation shows that it is significantly negative, indicating that the correction of instantaneous pricing deviation by HFT in China stock index futures market has a time lag. Therefore, this paper suggests that the China stock index futures market, should resume normal trading as soon as possible, and allow information-driven and arbitrage-driven HFT, while strictly restricting order-flow-driven HFT.

**Key words:** stock index futures; high-frequency trading; prices discovery; trading volume; order book imbalance