

# 算法交易的市场影响研究<sup>①</sup>

王宇超, 李心丹, 刘海飞

(南京大学工程管理学院, 南京 210093)

摘要: 中国资本市场上较高的交易成本使得“算法交易”这一以优化执行为核心的交易技术具有广阔的发展前景. 为了研究算法交易对执行成本、市场质量以及交易系统的影响, 本文构建了“社会嵌入式多主体仿真模型”, 将真实市场的交易数据与人工市场的主体仿真相结合. 研究表明: 1) VWAP 和 IS 算法的平均执行成本均低于机构投资者的实际交易成本, 算法交易确实能够在国内市场上降低交易成本、控制交易风险; 2) 算法交易能够通过减小大额订单对市场的冲击降低证券市场的波动性, 并且算法交易所生成的实时更新的限价订单流为市场带来了更好的流动性; 3) 在算法交易发展的前中期, 其造成的订单量增长幅度应当处于上交所现有系统的处理能力范围之内.

关键词: 算法交易; 执行成本; 市场质量; 交易系统; 模拟仿真

中图分类号: F830 文献标识码: A 文章编号: 1007-9807(2014)01-0057-15

## 0 引言

技术进步带来了金融资产交易方式的革命. 如今交易过程的每一个步骤, 从订单输入到交易场所再到后台清算, 都实现了高度自动化. 交易技术创新显著减少了由交易中中介导致的成本和摩擦, 从而能够促进更加高效的风险分摊和风险对冲, 提升市场的流动性和价格的有效性, 并最终降低企业的资本成本.

算法交易(algorithmic trading)正是这场意义深远的技术革命的重要体现. 根据 Ayesha 和 Kaljuvee<sup>[1]</sup>的定义<sup>②</sup>, 算法交易是指在运用程序交易同时处理一篮子证券的基础上, 强调以各种算法拆分订单以实现最优执行价格并最小化市场影响的交易技术. 现有研究表明投资者对市场供给

或者需求的冲击表现出有限反应, 使得这些冲击不仅会造成价格的永久性偏移, 而且会对价格产生较大的暂时性影响<sup>[2]</sup>. 因此, 当投资者需要进行大量证券资产的交易时, 希望通过拆分订单以降低交易的暂时性冲击成本, 同时也要求交易不会拖延太久而导致价格向不利的方向变动. 但这是一个两难: 当交易执行速度较快时, 等待风险较小但冲击成本较大; 而交易执行速度较慢时, 则冲击成本较小但等待风险较大. 因此, 算法交易的核心问题是在冲击成本与等待风险之间进行平衡, 找出最优执行方案.

对于管理资产规模不断扩大的机构投资者而言, 交易成本对其总体收益的影响正在日益增大. 在过去的五年中, 自动化和新技术正通过金融工

① 收稿日期: 2011-07-28; 修订日期: 2012-03-27.

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(70932003); 国家自然科学基金资助项目(71171109; 71101068); 教育部科技创新工程重大项目培育资金资助项目(708044); 教育部博士点基金资助项目(20100091120050); 江苏省人文社科基金资助项目(10EYC019); 南京大学“985工程”三期改革型资助项目; 南京大学重大重点项目培育与成果奖励推进计划资助项目; 南京大学中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(1118011806; 1107011811).

通讯作者: 李心丹(1966—), 男, 湖南浏阳人, 教授, 博士生导师. Email: xldli@nju.edu.cn

② 该定义是对算法交易的狭义理解. 广义的算法交易是指所有使用电脑算法进行自动交易决策、发送订单并管理订单的交易技术, 包含了组合选择、交易策略、执行策略等内容<sup>[3]</sup>. 本文中算法交易均指其狭义概念.

程改变着经纪人与投资者追求更低交易成本的方法,推动了基于模型的算法交易技术得到越来越广泛的应用。据 Aite Group 的统计预测,美国的算法交易使用率逐年升高,到 2010 年将有超过 50% 的交易量由算法交易完成。而欧洲投资界同样也大量使用算法交易,目前的使用率已经接近三分之一。

算法交易在国内仍处于系统研究和初步试验的阶段,因此尚有许多关键问题亟待研究与解答。第一,目前国内资本市场上的交易成本较高,许多机构投资者都对降低交易成本有着迫切的需求,所以本文将首先研究算法交易在国内证券市场上是否能够有效降低交易成本,降低的幅度能达到多少。第二,如果算法交易技术被证实有效并且为机构投资者所广泛使用,那么必将改变订单执行的本质和市场的微观结构,因此本文进一步探讨了算法交易对证券市场的质量会产生怎样的影响,是否会改变市场的流动性和波动性。第三,假设以上研究支持算法交易对交易成本和市场质量具有积极的作用,则本文还需要分析算法交易带来的高负荷交易活动是否会对证券交易所和数据提供商的 IT 基础设施构成威胁。综上,本文将结合订单簿历史数据以及算法交易仿真建模,对上述三个问题进行系统性研究。

## 1 文献综述

理论界对算法设计的研究由来已久。第一阶段的算法基于时间和交易量规则设计,并以 Berkowitz 等<sup>[4]</sup>在 1988 年提出的 VWAP 策略为代表,关于该算法能够降低交易成本的较新综述可见文献[5];第二阶段的算法围绕执行差额建模,以 Almgren 和 Chriss<sup>[6]</sup>提出的 IS 算法为代表,旨在最小化等待风险及由永久和暂时性市场冲击产生的交易成本,类似的研究还包括 Dutil<sup>[7]</sup>等;第三阶段的算法具有适应市场环境的能力,并以 Almgren 和 Lorenz<sup>[8-9]</sup>设计的动态 IS 算法为代表,其最优交易策略具有随着市场条件改变而动态调整的特点,同样考虑适应性策略调整的研究

还包括 Krokmal 和 Uryasev<sup>[10]</sup>等。

此外,与本文密切相关的文献还包括三个方面:算法绩效的评价、算法交易对市场质量的影响以及算法交易对交易系统的影响。

第一,算法交易的绩效表现是交易者在使用算法交易之前最关心的问题。目前针对算法交易执行效果的研究较少,Domowitz 和 Yegerman<sup>[11-12]</sup>通过研究订单的执行情况,发现算法交易相比其他方法具有更低的执行差价,并且不同算法的绩效存在显著的差异。但上述结论在中国市场能否成立尚不确定,这是因为我国的集中交易体制使得算法交易的智能路由<sup>③</sup>作用无法发挥。虽然目前国内部分券商开展了算法绩效的回测检验<sup>[13]</sup>,但其没有考虑算法交易本身对市场的冲击,因此可能会产生误导性的结论。而本文在研究中运用了上交所提供的订单簿历史信息,从而可以更加精确地估计算法交易在中国市场的执行效果。

第二,算法交易这一交易方式变革是否会对市场质量产生有益的影响是监管者确定是否鼓励其发展的重要依据。目前相关的研究大致可以分为两类:第一类运用实际市场中算法交易的代理变量来研究其对市场的影响。如 Hasbrouck 和 Saar<sup>[14]</sup>、Hendershott 等<sup>[3]</sup>分别使用订单提交与撤销的时间差和指令信息流量作为算法交易的代理变量,发现算法交易能够提升市场的流动性和订单报价的信息含量;而 Chaboud 等<sup>[15]</sup>和 Hendershott 和 Riordan<sup>[16]</sup>使用的数据能够识别每个订单是否由算法交易自动生成,他们的研究结果表明算法交易与市场波动性相关关系不显著(或者存在负相关)。这类研究反映了历史事实但缺乏前瞻性,无法适用于我国尚未正式引入算法交易的情况;第二类建立了模拟的连续竞价人工证券市场,然后加入算法交易主体并检验其对市场质量有何影响,如 Gsell 等<sup>[17]</sup>在模拟市场中发现算法交易更低的延迟能降低市场的波动性。该类研究虽然具有启发性,但其缺点是模拟结果缺乏说服力,研究结论的可靠性和与现实接轨的

<sup>③</sup> 欧美市场存在着市场分隔(fragmentation),算法交易能够通过瞬时接入不同的 ECNs 和无显示流动性池,节约客户错过交割的机会成本并且在这过程中寻找所有黑色流动性以最小化市场影响。而在国内经纪商只是一个通道,不存在智能路由的问题。

能力却有待商榷。而本文将真实市场的订单簿数据与算法交易的模拟仿真相结合,在保留计算实验前瞻性与可控性的同时,尽可能贴近真实市场,增强研究的可信度。

第三,算法交易带来订单数量激增是交易所关注的焦点。Comber 和 Groth<sup>[18]</sup>发现 1999 到 2003 年间市场成交量稳步增长的同时,每笔交易的平均规模却急剧下降,Storkenmaier<sup>[19]</sup>的最新研究结果也表明 2003 年以后这一趋势在 NYSE 和 Deutsche Börse 仍然存在。而算法交易导致的“订单一交易比”的持续升高将会进一步加重上述影响<sup>[20]</sup>。近年来这一数字在北美的证券交易所已经从 3:1 快速飙升至平均 80:1 以上。在算法交易带来订单流“海啸”的背景下,交易系统容量不足从而导致系统可用性失效已经成为交易所必须关注的重要风险,因此本文对算法交易所带来的订单数量增幅的合理估计能够为交易所开展事前系统容量管理提供有效的支持。

## 2 研究方法与设计

鉴于算法交易在我国尚未取得实质性的发展,目前无法采用实际数据研究算法交易对执行成本、市场质量以及交易系统的影响。因此,本文选择使用以计算实验金融为核心的研究方法<sup>[21-23]</sup>,通过将实证数据与仿真模型有机融合,构建出能够探索算法交易市场影响的可靠“实验平台”,这也是本文研究方法的重要特色。

基于主体的计算金融学(ACF)自 20 世纪 90 年代以来获得了快速的发展与巨大的成功,为研究人员理解经济与金融系统运行规律提供了“理想的试验田”<sup>[24-26]</sup>。但传统的 ACF 由于其过于简化和抽象而难以贴近真实市场<sup>④</sup>,为了增加研究的可信度和现实指导性,本文借鉴了人工社会建模中“增广实验”技术所使用的“虚实结合”研究思想<sup>[28]</sup>。在大型公共设施的灾难疏散情景的模拟中,研究人员为了了解人类在复杂环境下的反应与决策,组织真人在真实的场所进行疏散演习。但考虑到成本、安全以及尽可能减少对演习场所的

影响,只安排少量人员参与实验而通过计算机多主体仿真技术将实验扩展到要求的规模,实现真实场所的真人实验与虚拟空间中的主体仿真相融合。

金融市场上大量高质量的交易数据为实现“增广实验”提供了有利条件:交易记录保存了市场参与者的真实投资行为,将其融入到虚拟的仿真市场中,便可以构建出更加高保真的金融市场“社会嵌入式多主体仿真模型”。这种将真实市场的投资者交易信息与人工市场的虚拟主体仿真相结合的研究方法既保证了模型的现实性与可信性,同时也保留了计算实验的可控性与前瞻性,是研究算法交易这一“环境改变”对市场的影响的理想选择。在此基础上,本文的研究过程主要包括以下几个方面:

1) 在仿真平台方面,构建能够同时撮合算法交易主体发出的虚拟订单与来自上交所的真实订单的模拟交易平台。该平台能够按照时间顺序读取订单数据库中的历史记录,并接收仿真主体提交的订单,将其共同送入模拟撮合系统;而撮合机制则完全与真实情况相同,在集合竞价阶段一次性集中撮合,在连续竞价阶段按照价格、时间的优先顺序逐笔撮合。系统会记录所有订单的进入与成交情况,实时输出价格、成交量与五档报价等信息。

2) 在主体设计方面,根据欧美市场算法交易的发展经验,设计了两类具有代表性的算法交易主体:VWAP 和动态 IS 算法主体。VWAP 策略的基本思想是让订单提交比例与市场成交量比例尽可能的匹配,在减少对市场的冲击的同时,获得市场成交均价的交易价格。而动态 IS 算法的则通过平衡冲击成本与等待风险决定最优执行路径,能够实时地利用最新的股价信息更新模型参数,并通过捕捉股价的趋势和波动优化执行效果。两类算法交易主体的具体行为规则设计可以向作者索取。

3) 在样本数据选取方面,考虑到嵌入式仿真需要处理海量订单簿数据,因此使用的样本规模

<sup>④</sup> Leombruni 和 Richiardi<sup>[27]</sup>在“Why are economists sceptical about agent-based simulations?”一文中指出:自 1988 年 SFI 发布其开创性工作以来,在世界顶级经济学杂志上发表的 43 000 篇论文中仅有 8 篇基于 ABM(agent-based modeling)。

较小. 在 885 只上证 A 股中选取 12 只股票作为样本: 将当天正常交易的上证 A 股按市值大小分为 4 组, 在各组中以市值中位数为中心确定 20 只股票待选, 从待选股票中随机抽选 3 只作为样本, 模

拟的日期选择为 2010 年 10 月(见表 1). 该抽样方案保证了样本市值中位数与分组中位数基本吻合, 允许全面地研究算法交易对不同市值股票的影响.

表 1 算法交易计算实验的股票样本选取

Table 1 Sample selection in the computational experiment of AT

| 分组 | 流通 A 股市值范围<br>(万元)    | 组内股<br>票只数 | 样本股票代码               | 分组市值<br>中位数(万元) | 样本市值<br>中位数(万元) |
|----|-----------------------|------------|----------------------|-----------------|-----------------|
| 1  | 837 085 ~ 116 195 567 | 208        | 600085、600352、601607 | 1 733 733       | 1 722 452       |
| 2  | 450 386 ~ 835 498     | 208        | 600533、600563、600628 | 596 314         | 572 400         |
| 3  | 240 797 ~ 448 128     | 208        | 600193、600523、600657 | 330 021         | 327 987         |
| 4  | 43 192 ~ 238 850      | 208        | 600116、600165、600826 | 171 550         | 174 364         |

4) 在计算实验设计方面, 为了研究算法交易对执行成本的影响, 分别设定 VWAP 和动态 IS 算法主体的目标执行量等于机构投资者的典型交易规模, 并将模拟环境下算法交易的执行成本与机构投资者的实际成本进行比较. 算法交易主体以 9:30 开盘作为交易的起点, 以 15:00 收盘作为交易的终点. 根据算法主体的行为规则向模拟撮合平台发送订单.

为了研究算法交易对市场质量和交易系统的影响, 在订单簿的买卖双侧各选取占当日总申报量 10% 的大额订单交由算法交易主体执行, 然后对比真实市场和模拟市场中的流动性指标、波动性指标和订单数量. 每个算法交易主体对应一个被删去的真实大额订单, 其交易开始时间设定为原有订单的申报时间(若原订单在集合竞价阶段申报, 则将 9:30 开盘作为算法主体的交易起点), 结束时间为收盘时间, 而交易方向与原有订单相同.

### 3 算法交易仿真结果分析

#### 3.1 算法交易对执行成本的影响

算法交易研究的基本问题是其能否有效降低投资者的执行成本, 而目前国内对算法交易绩效表现的研究普遍存在以下两个问题: 1) 在检验算法绩效时都仅采用了历史报价数据, 忽略了算法交易自身对流动性和市场的影响. 2) 通常仅着眼于 VWAP 算法及其变形, 无法使投资者对算法交

易的绩效表现有一个完整的认识. 在这样的背景下, 本文采用“社会嵌入式仿真”方法, 结合上交所高质量的订单簿数据, 检验了 VWAP 和 IS 两种算法的执行效果. 算法交易主体所发出的订单会与真实订单一样被发送到模拟撮合系统, 根据与真实市场完全一致的规则进行交易, 并且会直接影响其他实际订单的成交情况, 因此能够相对精确地度量算法交易对执行成本的影响.

为了使仿真主体的执行目标能够尽可能贴近真实机构投资者的交易需求, 本文统计了机构投资者在模拟之前 30 日中交易样本股票的平均订单规模, 并将其设定为算法交易主体的目标执行量. 本文以市场的成交量加权平均价格作为度量算法绩效的基准<sup>[5]</sup>, 定义买入交易的执行成本为(卖出交易则取负)

$$\text{执行成本} = (\text{执行均价} - \text{市场均价}) / \text{市场均价} \quad (1)$$

其中成交均价等于该时刻及之前所有成交的总金额除以总成交量<sup>[13]</sup>, 本文中执行成本的单位为 bp (base point), 表示万分之一.

图 1 给出了算法交易执行效果的示例. 可以发现在样本股票的模拟交易中, 动态 IS 算法取得了最佳的绩效表现, 其执行均价在绝大多数情况下低于市场均价以及 VWAP 算法主体的执行均价, 尤其是当市场处于上涨状态时买入交易的执行效果优势明显. 而 VWAP 算法基本能够跟随市场均价, 其执行效果视成交量分布预测质量的优劣而定.

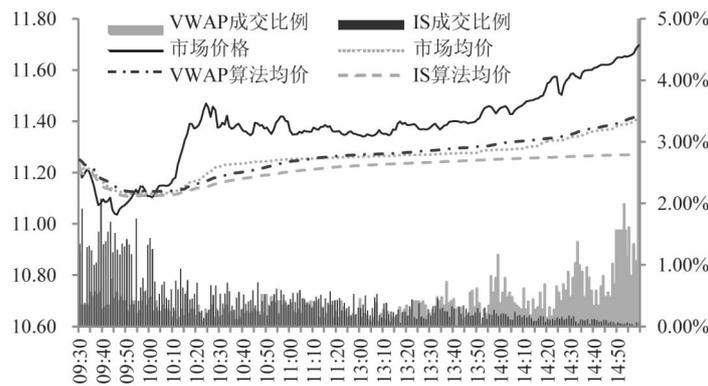


图 1 算法交易执行效果示例

Fig. 1 Sample simulation results of AT performance

注：图为股票浙江龙盛(600352)在2010年10月19日的模拟买入情况

表 2 算法交易与机构投资者的执行成本比较

Table 2 Comparison of execution cost between AT agents and institutional investors

| 股票代码                    | 算法市场参与度 <sup>⑤</sup> | 算法完成比率(%) | VWAP 算法执行均价(元) | IS 算法执行均价(元) | 市场均价(模拟)(元) | VWAP 算法执行成本(BP) | IS 算法执行成本(BP) | 机构投资者平均执行成本(BP) |
|-------------------------|----------------------|-----------|----------------|--------------|-------------|-----------------|---------------|-----------------|
| 分组 1(市值均值 1 684 083 万元) |                      |           |                |              |             |                 |               |                 |
| 600085                  | 2.69                 | ≥99.5%    | 30.978         | 30.690       | 30.910      | 22.164          | -71.090       | 24.370          |
| 600352                  | 0.92                 | ≥99.5%    | 11.433         | 11.310       | 11.409      | 21.500          | -86.774       | 16.072          |
| 601607                  | 2.55                 | ≥99.9%    | 20.562         | 20.498       | 20.523      | 19.184          | -12.094       | -0.331          |
| 分组 2(市值均值 604 624 万元)   |                      |           |                |              |             |                 |               |                 |
| 600533                  | 1.31                 | ≥99.5%    | 6.047          | 6.029        | 6.035       | 19.665          | -9.745        | 41.891          |
| 600563                  | 6.04                 | ≥99.5%    | 25.255         | 25.100       | 25.228      | 10.540          | -50.744       | 0.978           |
| 600628                  | 5.65                 | ≥99.5%    | 13.273         | 13.232       | 13.258      | 11.192          | -20.104       | 10.113          |
| 分组 3(市值均值 342 176 万元)   |                      |           |                |              |             |                 |               |                 |
| 600193                  | 6.61                 | ≥99.5%    | 15.746         | 15.759       | 15.750      | -2.514          | 5.755         | 50.213          |
| 600523                  | 6.03                 | ≥99.5%    | 21.539         | 21.379       | 21.539      | -0.044          | -74.160       | 4.379           |
| 600657                  | 3.09                 | ≥99.5%    | 7.110          | 7.091        | 7.112       | -1.754          | -29.323       | 34.503          |
| 分组 4(市值均值 173 265 万元)   |                      |           |                |              |             |                 |               |                 |
| 600116                  | 2.26                 | ≥99.5%    | 9.639          | 9.587        | 9.632       | 7.530           | -47.216       | -15.459         |
| 600165                  | 0.86                 | ≥99.5%    | 8.800          | 8.724        | 8.811       | -13.071         | -99.194       | 77.601          |
| 600862                  | 0.70                 | ≥99.5%    | 12.727         | 12.606       | 12.720      | 6.162           | -89.520       | 32.347          |

从表 2 中可以看到两种算法所采用的高频订单提交策略保证了交易目标的完成,在全部 12 只样本股票的计算实验中算法交易主体的任务完成

率均超过 99.5%。VWAP 算法主体的执行成本相对市场基准在 -13 bp ~ 22 bp,并且执行效果相对稳定;IS 算法主体的绩效表现更加出色,其执

⑤对于每一笔交易,只要买卖双方中有一方的订单由算法生成(另一方为真实订单或同为算法生产),便将这笔交易的成交量记为算法交易成交量。算法市场参与度等于当日算法交易的成交量之和除以总成交量。

行成本相对市场基准在  $-99 \text{ bp} \sim 6 \text{ bp}$ , 仅有 1 只样本股票的模拟执行均价跑输市场. 而机构投资者的实际执行成本则相对市场在  $-15 \text{ bp} \sim 78 \text{ bp}$ , 且绩效表现的波动较大.

本文认为算法交易确实能在国内市场上为投资者降低交易成本、控制交易风险. VWAP 算法在平均执行成本低于机构投资者的情况下, 保证了更加稳定的执行效果(其执行成本标准差较小); 而动态 IS 算法在适合的市场环境下能够为投资者大幅节约交易成本(执行均价相对市场最多降低了近 1%), 帮助投资者获取更高的投资收益率.

### 3.2 算法交易对市场质量的影响

鉴于上一节的研究表明算法交易能够有效降低投资者的交易成本, 由此产生的问题是如果机构投资者大规模使用算法交易, 会对市场的质量产生怎样的影响. 目前国际上尚缺乏关于市场质量的统一衡量指标. 2006 年上交所发布的国内首份《市场质量报告》从流动性、稳定性、透明性、有效性、公平性和可靠性六个方面评价市场质量. 由于本文关注交易模式的改变对市场质量的影响, 因此在仿真中没有涉及信息获取以及市场准入等问题, 也不就市场的透明性和公平性展开研究. 而算法交易对交易系统可靠性的影响则将在下一节中讨论. 事实上, 多数学者对市场质量的度量主要考虑流动性、波动性(稳定性)和有效性三个方面<sup>[29]</sup>. 由于本文所设计的仿真主体并不在市场上收集额外的基本面信息, 因此研究的焦点落在算法交易对流动性和波动性这两个关键质量指标的影响之上.

实验中, 在样本股票订单簿的买卖双侧各选取占当日总申报量 10% 的大额订单交由算法交易主体执行, 每个算法交易主体对应一个被删去的大额订单, 其交易开始时间设定为原有订单的申报时间(若原订单在集合竞价阶段申报, 则将 9:30 开盘作为算法主体的交易起点), 结束时间为收盘时间, 而交易方向与原有订单相同. 这样的实验设计保证所观察到的流动性和波动性变化完全来自交易模式的改变, 即从一次性的大额订单申报改为实时的小额订单提交, 真实市场的其他环境得到了最大程度的保存.

#### 3.2.1 算法交易对流动性的影响

按照 O' Hara<sup>[30]</sup> 的定义, 流动性是指交易者立即完成交易所付出的代价. 如果交易者能在较小的代价下迅速完成交易, 那么市场的流动性就比较高; 反之亦然. 由于在证券市场中, 交易者需要经常买入或卖出证券, 而流动性在很大程度上决定了这些交易的成本大小, 所以流动性就成为一个非常关键的市场质量指标.

根据 Chordia 等<sup>[31]</sup>, 本文采用相对买卖价差和最优市场深度度量市场的流动性

$$\text{相对买卖价差} = (P_{Ait} - P_{Bit}) / P_{Mit} \times 100\% \quad (2)$$

其中  $P_{Ait}$  为股票  $i$  在  $t$  时刻的最佳卖出价格,  $P_{Bit}$  为股票  $i$  在  $t$  时刻的最佳买入价格,  $P_{Mit}$  为股票  $i$  在  $t$  时刻最佳买价和最佳卖价的均值(中点), 即  $P_{Mit} = (P_{Ait} + P_{Bit}) / 2$ .

$$\text{最优深度} = (Q_{Ait} + Q_{Bit}) / 2 \quad (3)$$

其中  $Q_{Ait}$  为股票  $i$  在  $t$  时刻的最佳卖出价格对应的申报量,  $Q_{Bit}$  为股票  $i$  在  $t$  时刻的最佳买入价格对应的申报量. 本文试图研究交易模式的变革对市场的微观结构的影响, 因此采用最优深度而非五档或者十档深度, 这是基于仿真过程中算法交易不会显著改变市场的总体深度.

图 2 给出了算法交易模拟中流动性指标的示例. 可以发现样本股票的相对买卖价差在日内大体呈现出 L 型分布, 说明开盘时市场流动性供给不足, 而随后逐渐恢复. 算法交易的存在使得所有样本股票的相对买卖价差相比真实市场均出现了下降, 而最优市场深度则相比真实市场出现了增长, 表明算法交易能够增加样本股票的流动性.

表 3 的结果显示在算法交易占当日订单申报量 10% 的情况下, 样本股票在模拟市场中的平均相对买卖价差低于真实市场, 各市值分组的平均降幅范围在 21.65% 至 22.34%, 并且算法交易对相对买卖价差的影响具有统计显著性, 所有样本股票的相等性  $t$  检验值均至少在 5% 置信水平下显著. 鉴于真实市场和模拟市场的价差分布可能存在异方差性, 本文还进行了 Welch  $F$  检验, 结果仍然支持算法交易能够使样本股票的相对买卖价差出现显著下降.

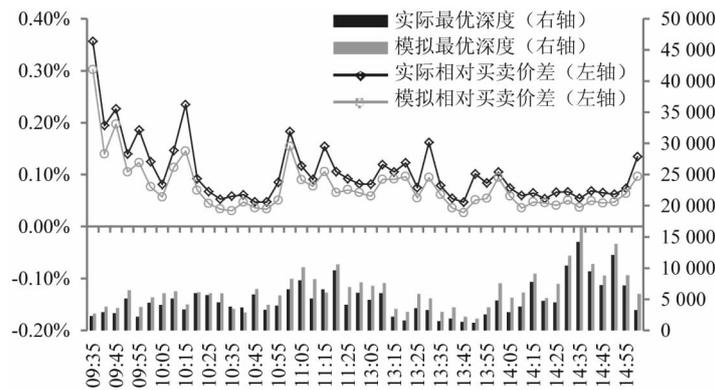


图 2 算法交易对流动性指标的影响示例

Fig. 2 Sample simulation results of the impact of AT on market liquidity

注: 图为股票贵航股份(600523)在2010年10月19日的算法交易仿真结果

表 3 真实和模拟市场的相对买卖价差比较

Table 3 Comparison of relative bid-ask spreads between actual and simulated markets

| 股票代码                      | 真实市场相对价差 |            |            | 模拟市场相对价差 |            |            | 相等性检验      |              |
|---------------------------|----------|------------|------------|----------|------------|------------|------------|--------------|
|                           | 均值       | 标准差        | 均值标准误      | 均值       | 标准差        | 均值标准误      | t-test     | Welch F-test |
| 分组 1( 相对买卖价差平均降幅 22.04% ) |          |            |            |          |            |            |            |              |
| 600085                    | 0.107%   | 6.96E - 04 | 1.00E - 04 | 0.080%   | 5.11E - 04 | 7.37E - 05 | 2.157 **   | 4.653 **     |
| 600352                    | 0.104%   | 1.91E - 04 | 2.76E - 05 | 0.082%   | 1.64E - 04 | 2.37E - 05 | 6.012 ***  | 36.142 ***   |
| 601607                    | 0.071%   | 2.71E - 04 | 3.91E - 05 | 0.057%   | 2.25E - 04 | 3.25E - 05 | 2.910 ***  | 8.466 ***    |
| 分组 2( 相对买卖价差平均降幅 21.65% ) |          |            |            |          |            |            |            |              |
| 600533                    | 0.174%   | 1.35E - 04 | 1.95E - 05 | 0.137%   | 9.60E - 05 | 1.39E - 05 | 15.315 *** | 234.563 ***  |
| 600563                    | 0.080%   | 3.68E - 04 | 5.31E - 05 | 0.062%   | 2.68E - 04 | 3.86E - 05 | 2.711 ***  | 7.351 ***    |
| 600628                    | 0.085%   | 1.32E - 04 | 1.90E - 05 | 0.067%   | 1.33E - 04 | 1.91E - 05 | 6.384 ***  | 40.752 ***   |
| 分组 3( 相对买卖价差平均降幅 22.34% ) |          |            |            |          |            |            |            |              |
| 600193                    | 0.161%   | 6.52E - 04 | 9.41E - 05 | 0.125%   | 5.87E - 04 | 8.47E - 05 | 2.876 ***  | 8.274 ***    |
| 600523                    | 0.105%   | 6.39E - 04 | 9.22E - 05 | 0.081%   | 4.78E - 04 | 6.89E - 05 | 2.105 **   | 4.432 **     |
| 600657                    | 0.156%   | 2.24E - 04 | 3.23E - 05 | 0.122%   | 1.62E - 04 | 2.33E - 05 | 8.728 ***  | 76.177 ***   |
| 分组 4( 相对买卖价差平均降幅 21.89% ) |          |            |            |          |            |            |            |              |
| 600116                    | 0.131%   | 3.78E - 04 | 5.45E - 05 | 0.104%   | 3.52E - 04 | 5.08E - 05 | 3.727 ***  | 13.893 ***   |
| 600165                    | 0.167%   | 5.78E - 04 | 8.34E - 05 | 0.130%   | 4.62E - 04 | 6.67E - 05 | 3.434 ***  | 11.795 ***   |
| 600862                    | 0.096%   | 1.79E - 04 | 2.59E - 05 | 0.074%   | 1.67E - 04 | 2.42E - 05 | 5.991 ***  | 35.888 ***   |

注: \*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1% 置信性水平下显著。

算法交易能够缩小平均买卖价差可能是基于以下原因: 人工大额限价订单发出之后不会针对市场的价格信息实时调整申报价格。因此如果市场价格向不利于成交的方向移动, 订单就会“沉入”订单簿深处, 从而不对价差产生影响; 而如果市场价格向有利于成交的方向移动, 则大额订单会迅速消耗大量市场流动性, 仅在较短的时间内影响价差。而算法交易则能够充分发挥大额

订单的流动性供给作用, 在使自身获取较好的成交价格的同时减小市场的买卖价差。算法会根据市场中价格和订单流等信息的变动实时调整限价订单的申报价格, 快速对市场条件的改变做出反应, 既防止价格向不利方向移动时原有订单“沉没”, 也能阻止价格向有利方向移动时原有订单被逆向选择而快速成交。正如 Foucault 等<sup>[32]</sup> 的研究表明, 算法交易试图通过提供流动性而获利,

由算法所发出的订单报价通常比人工订单更加经常地处于最优报价。

上述的分析同样适用于算法交易对市场的最优深度的影响。一方面,通过将原有“沉没”的订单或被逆向选择交易的订单拆分,并以最优报价限价订单的形式向市场提供流动性,算法交易能

够增加市场的最优深度;另一方面,算法交易在发出的限价订单得不到执行时快速撤单,并以新的申报价格重新发送也使得订单簿中的申报总量变大,造成了市场深度增加的表象。表4中综合比较了真实和模拟市场的最优深度,并进行了相等性检验。

表4 真实和模拟市场的最优市场深度比较

Table 4 Comparison of best market depth between actual and simulated markets

| 股票代码                  | 真实市场最优深度 |          |         | 模拟市场最优深度 |          |         | 相等性检验     |              |
|-----------------------|----------|----------|---------|----------|----------|---------|-----------|--------------|
|                       | 均值       | 标准差      | 均值标准误   | 均值       | 标准差      | 均值标准误   | t-test    | Welch F-test |
| 分组1(最优市场深度平均增幅29.66%) |          |          |         |          |          |         |           |              |
| 600085                | 5 680.5  | 3 331.3  | 480.8   | 7 398.4  | 4 037.8  | 582.8   | 2.274 **  | 5.170 **     |
| 600352                | 32 729.4 | 16 900.5 | 2 439.4 | 42 267.6 | 23 361.9 | 3 372.0 | 2.292 **  | 5.253 **     |
| 601607                | 13 924.2 | 8 197.9  | 1 183.3 | 18 044.1 | 10 723.0 | 1 547.7 | 2.115 **  | 4.472 **     |
| 分组2(最优市场深度平均增幅42.90%) |          |          |         |          |          |         |           |              |
| 600533                | 60 372.5 | 33 584.5 | 4 847.5 | 81 145.2 | 47 010.9 | 6 785.4 | 2.491 **  | 6.205 **     |
| 600563                | 8 763.0  | 7 857.9  | 1 134.2 | 12 891.9 | 11 720.5 | 1 691.7 | 2.027 **  | 4.109 **     |
| 600628                | 18 760.8 | 11 616.7 | 1 676.7 | 27 609.4 | 17 198.0 | 2 482.3 | 2.954 *** | 8.726 ***    |
| 分组3(最优市场深度平均增幅62.66%) |          |          |         |          |          |         |           |              |
| 600193                | 8 693.5  | 5 348.1  | 771.9   | 14 358.3 | 9 173.1  | 1 324.0 | 3.696 *** | 13.662 ***   |
| 600523                | 4 939.3  | 2 791.4  | 402.9   | 7 991.0  | 4 681.1  | 675.7   | 3.879 *** | 15.049 ***   |
| 600657                | 24 533.6 | 12 429.4 | 1 794.0 | 39 508.4 | 22 600.0 | 3 262.0 | 4.022 *** | 16.180 ***   |
| 分组4(最优市场深度平均增幅87.29%) |          |          |         |          |          |         |           |              |
| 600116                | 12 253.9 | 9 816.9  | 1 416.9 | 22 839.8 | 17 839.7 | 2 574.9 | 3.602 *** | 12.973 ***   |
| 600165                | 9 976.1  | 6 876.6  | 992.5   | 18 866.8 | 15 489.6 | 2 235.7 | 3.635 *** | 13.210 ***   |
| 600862                | 14 836.2 | 7 919.8  | 1 143.1 | 27 650.6 | 15 599.5 | 2 251.6 | 5.075 *** | 25.753 ***   |

注: \*、\*\*、\*\*\* 分别表示在10%、5%、1% 置信性水平下显著。

表4的结果显示在算法交易占当日订单申报量10%的情况下,样本股票在模拟市场中的平均最优深度大于真实市场,并且这种差异具有统计显著性,所有样本股票的相等性t检验值均至少在5%置信水平下显著,而考虑了最优深度分布异方差性的Welch F检验同样表明算法交易能够使样本股票的最优市场深度出现显著增加。此外,对于市值越小的分组,算法交易带来的最优深度的平均增长幅度越大。这是由于投资者对不同市值的股票使用不同的订单提交策略所造成。当股票市值较小时,投资者倾向于发出更加积极的订

单以减少等待风险<sup>[33]</sup>或者发出更加保守的订单以避免逆向选择<sup>[32]</sup>。第一种倾向会导致订单的申报价格与最优报价之间存在较大重叠,使得订单迅速成交而无法对市场最优深度产生持续影响;而第二种倾向则容易导致订单沉入订单簿深处,只会影响市场的总体深度而非增大最优深度。因此,人工订单在市值越小的股票上对最优深度的改善作用越弱<sup>⑥</sup>,而算法交易能够大幅改善小市值股票的最优市场深度。

为了保证研究结论的可靠性,本文还以5 min

⑥ Goldstein 和 Kavajecz<sup>[36]</sup> 的实证研究表明:市值越小的股票,最优深度占总深度的比例越小,说明投资者所提交的许多订单都沉于订单簿的下方,其申报价格与最优报价距离较远,使得这些订单不能有效改善小市值股票的最优深度。

区间数据估计了 Kyle<sup>[34]</sup> 提出的市场深度模型,并以逐笔成交数据估计了 Glosten 和 Harris<sup>[35]</sup> 提出的交易成本模型,所有样本股票在这两种方法下的回归结果基本一致,显示在仿真市场中价格对交易量的敏感度小于真实市场,支持了算法交易提高市场流动性的论断.事实上,仿真市场的成交量基本等于或略大于真实市场,而正如下一节的结果所示,其价格波动由于算法交易的存在而显著低于真实市场.

### 3.2.2 算法交易对波动性的影响

波动性一个非常重要的市场质量指标,其高低程度决定交易者持有证券的风险程度:如果市场波动性较高,那么价格将可能出现较大程度的变化,交易者也将面临较大的风险.根据 Jones

等<sup>[37]</sup> 本文采用日内收益波动率和日内相对波动率度量市场的波动性

$$\text{日内收益波动率} = \text{StdDev}(\ln P_i - \ln P_{i-1}) \quad (4)$$

其中  $P_i$  表示 5 min 内某证券各笔交易的成交价格.对于每一只样本股票,将计算其 5 min 内所有成交价的对数收益率的标准差作为日内收益波动率,得到每个交易日由 48 个日内收益波动率观测构成的时间序列.

$$\text{日内相对波动率} = 2 \times (H - L) / (H + L) \quad (5)$$

其中  $H$  为 5 min 内某证券的最高成交价格,  $L$  为 5 min 内某证券的最低成交价格.对于每一只样本股票,可以得到每个交易日由 48 个日内相对波动率观测构成的时间序列.

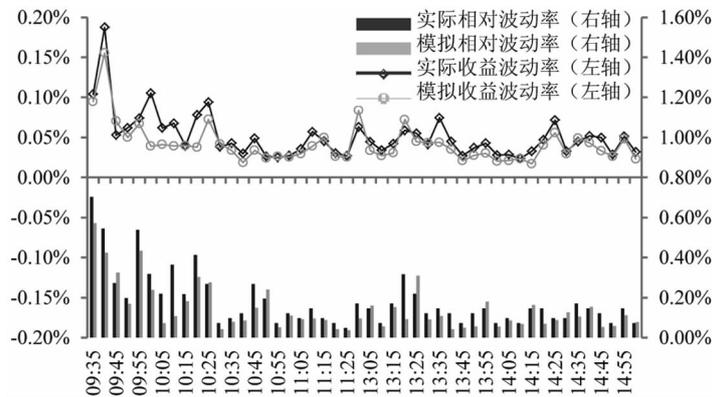


图 3 算法交易对波动性指标的影响示例

Fig. 3 Sample simulation results of the impact of AT on market volatility

注: 图为股票上海医药(601607) 在 2010 年 10 月 19 日的算法交易仿真结果

图 3 是算法交易模拟中波动性指标的示例.可以发现收益波动率和相对波动率这两种指标对日内市场波动性的度量基本一致,两者之间具有较大的正相关性.算法交易的存在使得样本股票的日内收益波动率相比真实市场出现了下降,而模拟市场上的日内相对波动率也明显低于真实市场,说明算法交易确实能够降低证券市场的波动性.

表 5 综合比较了真实和模拟市场的收益波动率,并进行了相等性检验.表中的结果显示在算法交易占当日订单申报量 10% 的情况下,样本股票在模拟市场中的平均收益波动率小于真实市场,

并且算法交易对收益波动率的影响具有统计显著性,所有样本股票的相等性  $t$  检验值均至少在 10% 置信水平下显著,并且 75% 的样本股票显著程度都超过了 1%.而为了考虑真实市场和模拟市场的收益波动率分布可能存在异方差性,本文进行了 Welch  $F$  检验,其结果仍然支持算法交易能够使样本股票的收益波动率出现显著下降.在表 5 中还可以发现算法交易对不同市值股票收益波动率的影响程度不同.在给定的算法交易使用率下,样本股票的市值越小,算法交易带来的收益波动率的平均降幅越大.

表 5 真实和模拟市场的收益波动率比较

Table 5 Comparison of the return volatility between actual and simulated markets

| 股票代码                    | 真实市场收益波动率  |            |            | 模拟市场收益波动率  |            |            | 相等性检验          |                      |
|-------------------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|----------------|----------------------|
|                         | 均值         | 标准差        | 均值标准误      | 均值         | 标准差        | 均值标准误      | <i>t</i> -test | Welch <i>F</i> -test |
| 分组 1( 收益波动率平均降幅 18.25%) |            |            |            |            |            |            |                |                      |
| 600085                  | 7.22E - 04 | 4.09E - 04 | 5.91E - 05 | 5.91E - 04 | 3.17E - 04 | 4.57E - 05 | 1.765*         | 3.117*               |
| 600352                  | 7.11E - 04 | 2.49E - 04 | 3.59E - 05 | 5.79E - 04 | 2.03E - 04 | 2.93E - 05 | 2.855***       | 8.149***             |
| 601607                  | 5.10E - 04 | 2.84E - 04 | 4.10E - 05 | 4.18E - 04 | 2.41E - 04 | 3.48E - 05 | 1.722*         | 2.966*               |
| 分组 2( 收益波动率平均降幅 23.06%) |            |            |            |            |            |            |                |                      |
| 600533                  | 9.11E - 04 | 2.32E - 04 | 3.35E - 05 | 7.03E - 04 | 2.02E - 04 | 2.92E - 05 | 4.674***       | 21.848***            |
| 600563                  | 5.10E - 04 | 2.39E - 04 | 3.45E - 05 | 3.90E - 04 | 1.87E - 04 | 2.70E - 05 | 2.743***       | 7.524***             |
| 600628                  | 4.56E - 04 | 1.76E - 04 | 2.54E - 05 | 3.52E - 04 | 1.49E - 04 | 2.15E - 05 | 3.144***       | 9.884***             |
| 分组 3( 收益波动率平均降幅 27.51%) |            |            |            |            |            |            |                |                      |
| 600193                  | 8.02E - 04 | 3.76E - 04 | 5.43E - 05 | 5.83E - 04 | 2.92E - 04 | 4.22E - 05 | 3.186***       | 10.151***            |
| 600523                  | 5.89E - 04 | 3.79E - 04 | 5.47E - 05 | 4.26E - 04 | 3.03E - 04 | 4.38E - 05 | 2.330**        | 5.431**              |
| 600657                  | 7.55E - 04 | 2.32E - 04 | 3.35E - 05 | 5.47E - 04 | 1.75E - 04 | 2.52E - 05 | 4.974***       | 24.744***            |
| 分组 4( 收益波动率平均降幅 30.28%) |            |            |            |            |            |            |                |                      |
| 600116                  | 5.97E - 04 | 3.62E - 04 | 5.22E - 05 | 4.15E - 04 | 3.01E - 04 | 4.34E - 05 | 2.675***       | 7.155***             |
| 600165                  | 8.18E - 04 | 4.30E - 04 | 6.21E - 05 | 5.72E - 04 | 3.41E - 04 | 4.92E - 05 | 3.109***       | 9.667***             |
| 600862                  | 5.68E - 04 | 2.12E - 04 | 3.06E - 05 | 3.96E - 04 | 1.72E - 04 | 2.48E - 05 | 4.356***       | 18.972***            |

注: \*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1% 置信性水平下显著。

算法交易对市场波动性的影响备受争议,在欧美市场许多普通观察者都将最近市场波动性的加剧归咎于算法交易。但正如 Hendershott 和 Riordan<sup>[16]</sup> 的研究所表明,算法交易试图降低冲击成本的目标使其仅在市场流动性充分时加大流动性需求(例如 VWAP 算法),而算法交易试图赚取价差获得更好执行价格的努力则会令其市场需要流动性时提供流动性。

与之前算法交易对小市值股票的最优深度具有更大的影响相似,不同市值股票的订单分布结构同样是算法对其波动性影响幅度不同的原因。现有的研究表明,投资者在市值较小的股票上所提交订单的申报价格与当前均衡价格差距较大,这将造成股票价格的大幅波动。算法交易能够有效减弱这种效应,将大额订单拆分,并使其申报价格接近或者成为最优报价,这就解释了算法交易在小市值股票上对其波动性的降低幅度更大。

由于算法交易具有平滑市场价格变化的特点,本文认为其对样本股票的相对波动率会有明

显的减弱作用,并且其影响幅度应当大于收益波动率。表 6 综合比较了真实市场和模拟市场中的相对波动率。结果显示样本股票在模拟市场中的平均相对波动率小于真实市场,并且这种差异具有统计显著性,所有样本股票的相等性 *t* 检验值均至少在 10% 置信水平下显著,而考虑了最优深度分布异方差性的 Welch *F* 检验同样表明算法交易能够使样本股票的日内相对波动率出现显著下降。

### 3.3 算法交易对交易系统的影响

前文的仿真结果支持算法交易对交易成本和市场质量存在积极的影响,但其对交易系统可能产生的威胁同样不可忽视。根据 WFE (World Federation of Exchanges) 的统计,2008 年各国交易所发生的系统故障中,系统容量与性能不足是造成交易系统故障的最主要原因,占到当年故障总数的 27%。上海证券交易所的交易系统涉及的用户数多、影响面广,对系统可用性的要求尤为突出。因此本文的一个重要目标是预计算法交易导

致的订单数量增长幅度,并分析其对上交所交易系统所造成的影响.本节使用与上一节相同的主体设计与实验方案,在样本股票订单簿的买卖双侧各选取占当日总申报量 10% 的大额订单交由

算法交易主体执行,即模拟市场上的算法交易市场参与度约为 19%.据欧美市场算法交易的发展经验,可以认为未来二至三年内算法交易在我国的使用率不会大幅超过 20%<sup>⑦</sup>.

表 6 真实和模拟市场的相对波动率比较

Table 6 Comparison of the relative volatility between actual and simulated markets

| 股票代码                   | 真实市场相对波动率 |          |          | 模拟市场相对波动率 |          |          | 相等性检验    |              |
|------------------------|-----------|----------|----------|-----------|----------|----------|----------|--------------|
|                        | 均值        | 标准差      | 均值标准误    | 均值        | 标准差      | 均值标准误    | t-test   | Welch F-test |
| 分组 1(相对波动率平均降幅 25.31%) |           |          |          |           |          |          |          |              |
| 600085                 | 2.70E-03  | 1.78E-03 | 2.56E-04 | 2.02E-03  | 1.05E-03 | 1.52E-04 | 2.278**  | 5.190**      |
| 600352                 | 2.89E-03  | 1.48E-03 | 2.14E-04 | 2.15E-03  | 1.09E-03 | 1.57E-04 | 2.758*** | 7.606***     |
| 601607                 | 1.91E-03  | 1.67E-03 | 2.41E-04 | 1.43E-03  | 1.15E-03 | 1.67E-04 | 1.670*   | 2.790*       |
| 分组 2(相对波动率平均降幅 30.52%) |           |          |          |           |          |          |          |              |
| 600533                 | 2.50E-03  | 1.35E-03 | 1.95E-04 | 1.73E-03  | 8.47E-04 | 1.22E-04 | 3.341*** | 11.164***    |
| 600563                 | 1.84E-03  | 9.34E-04 | 1.35E-04 | 1.29E-03  | 6.60E-04 | 9.52E-05 | 3.374*** | 11.386***    |
| 600628                 | 1.62E-03  | 7.99E-04 | 1.15E-04 | 1.12E-03  | 5.78E-04 | 8.34E-05 | 3.547*** | 12.585***    |
| 分组 3(相对波动率平均降幅 35.51%) |           |          |          |           |          |          |          |              |
| 600193                 | 2.90E-03  | 1.79E-03 | 2.58E-04 | 1.88E-03  | 1.22E-03 | 1.75E-04 | 3.267*** | 10.676***    |
| 600523                 | 2.60E-03  | 2.05E-03 | 2.97E-04 | 1.69E-03  | 1.35E-03 | 1.95E-04 | 2.564**  | 6.576**      |
| 600657                 | 2.24E-03  | 1.27E-03 | 1.83E-04 | 1.45E-03  | 8.50E-04 | 1.23E-04 | 3.599*** | 12.953***    |
| 分组 4(相对波动率平均降幅 37.89%) |           |          |          |           |          |          |          |              |
| 600116                 | 1.81E-03  | 1.09E-03 | 1.57E-04 | 1.12E-03  | 6.32E-04 | 9.12E-05 | 3.814*** | 14.549***    |
| 600165                 | 2.56E-03  | 1.56E-03 | 2.25E-04 | 1.59E-03  | 1.06E-03 | 1.52E-04 | 3.589*** | 12.881***    |
| 600862                 | 2.47E-03  | 1.48E-03 | 2.13E-04 | 1.54E-03  | 9.84E-04 | 1.42E-04 | 3.644*** | 13.276***    |

注: \*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1% 置信性水平下显著.

表 7 综合比较了模拟和真实市场的每分钟订单数量及其增幅,可以看到所有样本股票在给定的算法交易使用率下,每分钟的订单数量均在 1% 置信水平下出现了显著的增长.各样本股票订单数量相比真实市场的日内平均增幅的均值为 23.91%,分布范围为同仁堂的 14.89% 至创兴置业的 37.67%; 而日内增幅峰值的均值为 97.33%,分布范围为新世界的 58.00% 至宁夏电力的 152.85%. 全样本混合后的每分钟平均订单

量增幅为 21.33% 基本与算法参与度相当,其最大增幅则小于所有个股的最大增幅,仅为 42.51%,说明算法交易给各样本股票带来的订单数量增幅在日内没有表现出显著的正相关性(Person 相关性检验的结果也证实了这一点,超过 60% 的相关系数不显著或者为负).

为了估算算法交易对整个市场订单数量的影响,本文在图 4 中给出了样本股票订单增幅按成交量加权平均的日内分布情况.

⑦ 根据 TABB 的报告,美国市场算法交易从 2000 年开始发展,至 2004 年达到 25% 的使用率;欧洲市场算法交易从 2004 年开始快速发展,至 2008 年达到 22%;预计到 2010 年亚洲市场的算法交易使用率为 16%.

表7 真实和模拟市场的订单数量比较

Table 7 Comparison of numbers of orders between actual and simulated markets

| 股票代码                    | 真实订单数量( min) |         | 模拟订单数量( min) |         | 订单数量增幅( min) |          |       |            |
|-------------------------|--------------|---------|--------------|---------|--------------|----------|-------|------------|
|                         | 均值           | 标准差     | 均值           | 标准差     | 均值           | 最大值      | 标准差   | t 值        |
| 分组 1( 订单数量平均增幅 17.29% ) |              |         |              |         |              |          |       |            |
| 600085                  | 67.125       | 39.435  | 76.878       | 45.211  | 14.887%      | 89.604%  | 0.099 | 25.268 *** |
| 600352                  | 129.208      | 78.915  | 151.301      | 94.999  | 16.454%      | 72.958%  | 0.117 | 25.616 *** |
| 601607                  | 93.183       | 59.117  | 110.989      | 67.841  | 20.516%      | 59.476%  | 0.113 | 30.846 *** |
| 分组 2( 订单数量平均增幅 24.31% ) |              |         |              |         |              |          |       |            |
| 600533                  | 66.658       | 37.476  | 80.240       | 45.312  | 21.242%      | 66.399%  | 0.130 | 26.910 *** |
| 600563                  | 42.163       | 21.172  | 57.470       | 29.592  | 36.756%      | 141.954% | 0.222 | 27.827 *** |
| 600628                  | 67.908       | 40.373  | 77.635       | 45.577  | 14.941%      | 57.996%  | 0.093 | 27.718 *** |
| 分组 3( 订单数量平均增幅 26.20% ) |              |         |              |         |              |          |       |            |
| 600193                  | 26.925       | 13.994  | 36.022       | 16.797  | 37.671%      | 147.940% | 0.225 | 25.884 *** |
| 600523                  | 33.954       | 26.926  | 39.571       | 31.381  | 17.848%      | 64.091%  | 0.114 | 24.272 *** |
| 600657                  | 37.083       | 22.128  | 45.441       | 27.199  | 23.089%      | 125.093% | 0.144 | 24.805 *** |
| 分组 4( 订单数量平均增幅 27.84% ) |              |         |              |         |              |          |       |            |
| 600116                  | 19.025       | 9.449   | 24.566       | 13.334  | 29.086%      | 127.268% | 0.197 | 22.889 *** |
| 600165                  | 26.950       | 21.199  | 36.872       | 31.685  | 35.515%      | 152.854% | 0.232 | 23.743 *** |
| 600862                  | 79.500       | 62.116  | 95.855       | 82.413  | 18.932%      | 62.386%  | 0.110 | 26.706 *** |
| 全样本混合                   | 689.683      | 295.988 | 832.839      | 347.899 | 21.333%      | 42.512%  | 0.066 | 50.092 *** |

注: \*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1% 置信性水平下显著。

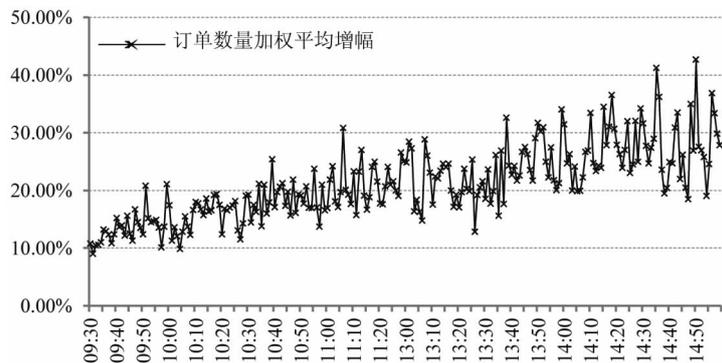


图4 日内订单数量加权平均增幅

Fig. 4 Intraday volume weighted average growth of number of orders per min

研究表明算法交易的发展会导致订单规模的变小以及撤单比例的加大,从而使得交易系统需要处理的订单数量增加.在算法交易市场参与度约为 19% 的情况下,本文估计整个市场每分钟订单数量增幅的日内峰值为 42.66%,因此算法交易带来的最大订单量增幅仍远低于上交所目前

300% 以上的系统处理能力预留空间.

#### 4 结束语

为了研究算法交易引入国内对证券市场造成的影响,本文构建了金融市场的“社会嵌入式多

主体仿真模型( SEMAS)”,将真实市场的投资者交易信息与人工市场的主体仿真相结合,能够在整个模拟过程交互地使用订单簿历史数据,保证模型尽可能贴近真实市场.通过赋予主体 VWAP 和 IS 交易策略,本文研究了在国内市场上算法交易能否有效降低交易成本,以及交易模式的改变对市场质量和交易系统有何影响,主要的研究结论与建议总结如下:

1) 研究表明相对目前国内机构投资者的高交易成本,算法交易确实能够有效减少大额订单的市场冲击,降低执行成本.动态适应市场环境的算法相比简单的 VWAP 算法有着更优的绩效表现.投资者应当根据自身需求选择合适的算法.目前国内许多经纪商已经开始引进、开发算法交易产品,投资者需要了解这些产品的绩效表现和关键特征,并根据自身的交易需求和成本预算选择合适的产品.

2) 实验证据表明算法交易能够在一定程度上提升市场的质量,包括带来更好的流动性(与

Hendershott 等<sup>[3]</sup>一致)以及更低的波动性(与 Chaboud 等<sup>[15]</sup>一致),因此监管者和交易所应当支持算法交易的发展.交易所可以为算法交易提供专用的高速数据接口,并降低交易系统的数据延迟;监管者应当促进算法交易知识普及,支持券商对算法交易产品的研究和开发,为算法交易创造良好的发展环境.

3) 预计短期内算法交易带来的订单数量提升并不对上海证券交易所的交易系统构成威胁,但其仍应当加强 IT 软硬件的建设和系统容量管理.当实际市场上每分钟订单数量峰值超过系统处理能力的一定比例时,交易系统应当能够在较短的时间内增加到预先设定的处理能力(一般要求在实际峰值的 2 倍以上).

此外,监管者还应当加强并完善对算法交易的监管,有效应对算法交易的运用所产生的“微观市场操纵”(micro-manipulation)以及“交易异常”(trading aberration)等新问题.

#### 参 考 文 献:

- [1] Ayesha K A, Kaljuvee J. Complete Technology Guides For Financial Services Series [M]. Burlington: Academic Press, 2007.
- [2] Duffie D. Asset price dynamics with slow-moving capital [J]. Journal of Finance, 2010, 65(4): 1237-1267.
- [3] Hendershott T, Jones C M, Menkveld A J. Does algorithmic trading improve liquidity? [J]. Journal of Finance, 2011, 66(1): 1-33.
- [4] Berkowitz S, Logue D, Noser E. The total cost of transactions on the NYSE [J]. Journal of Finance, 1988, 43(1): 97-112.
- [5] Madhavan A. VWAP strategies [J]. Institutional Investor Journal, 2002, 2002(1): 32-39.
- [6] Almgren R, Chriss N. Optimal execution of portfolio transactions [J]. Journal of Risk, 2001, 3(2): 5-39.
- [7] Dutilleul R. How quickly should you liquidate your vested stock? [J]. Financial Services Review, 2002, 11(1): 65-84.
- [8] Almgren R, Lorenz J. Bayesian adaptive trading with a daily cycle [J]. Journal of Trading, 2006, 1(4): 38-46.
- [9] Almgren R, Lorenz J. Mean-variance optimal adaptive execution [J]. Applied Mathematical Finance, 2011, 18(5): 395-422.
- [10] Krokhmal P, Uryasev S. A sample-path approach to optimal position liquidation [J]. Annals of Operations Research, 2007, 152(1): 193-225.
- [11] Domowitz I, Yegerman H. The cost of algorithmic trading: A first look at comparative performance [J]. The Journal of Trading, 2006, 1(1): 33-42.
- [12] Domowitz I, Yegerman H. Algorithmic trading usage patterns and their costs [J]. The Journal of Trading, 2011, 6(3): 9-12.
- [13] 曹力, 曹传琪, 邵立夫. 改进型 VWAP 策略及实证 [R]. 联合证券研究报告, 2010.

- Cao Li ,Cao Chuanqi ,Shao Lifu. Improved VWAP Strategies and Empirical Analysis [R]. United Securities Research Report ,2010. ( in Chinese)
- [14]Hasbrouck J ,Saar G. Technology and liquidity provision: The blurring of traditional definitions [J]. Journal of Financial Markets ,2009 ,12( 2) : 143 – 172.
- [15]Chaboud A ,Chiquoine B ,Hjalmarsson E ,et al. Rise of the machines: Algorithmic trading in the foreign exchange market [J]. Federal Reserve Board , Working Paper ,2009.
- [16]Hendershott T , Riordan R. Algorithmic trading and information [R]. University of California , Berkeley , Working Paper ,2009.
- [17]Gsell M. Assessing the impact of algorithmic trading on markets: A simulation approach [C]. Proceedings of the 16th European Conference on Information Systems ( ECIS) ,2008 ,255: 587 – 598.
- [18]Gomber P ,Groth S. Algorithmic trading: Trends and impact on the exchange industry [C]. Focus Newsletter of the World Federation of Exchanges ,2006 ,166: 48 – 52.
- [19]Storkenmaier A , Riordan R. The effect of automated trading on market quality: Evidence from the New York stock exchange [J]. Lecture Notes in Business Information Processing ,2009 ,23: 11 – 30.
- [20]ASX Group. Algorithmic trading and market access arrangements in Australia [R]. ASX Review ,2010.
- [21]张 维 ,张永杰 ,熊 熊. 计算实验金融研究 [M]. 北京: 科学出版社 ,2010.  
Zhang Wei ,Zhang Yongjie ,Xiong Xiong. Agent-based Computational Finance: An Alternative Way to Understand the Market [M]. Beijing: Science Press ,2010. ( in Chinese)
- [22]张 维 ,赵帅特 ,熊 熊 ,等. 基于计算实验方法的行为金融理论研究综述 [J]. 管理评论 ,2010 ,22( 3) : 3 – 11.  
Zhang Wei ,Zhao Shuaite ,Xiong Xiong ,et al. A review of researches on behavioral finance theory based on computational experimental method [J]. Management Review ,2010 ,22( 3) : 3 – 11. ( in Chinese)
- [23]汪寿阳 ,张 维 ,李心丹 ,等. 复杂金融系统工程与风险管理研究的新进展 [J]. 管理科学学报 ,2010 ,13( 9) : 1 – 3.  
Wang Shouyang ,Zhang Wei ,Li Xindan ,et al . Progress on complex financial system engineering and risk management research [J]. Journal of Management Sciences in China ,2010 ,13( 9) : 1 – 3. ( in Chinese)
- [24]张永杰 ,张 维 ,熊 熊. 投资策略与投资收益: 基于计算实验金融的研究 [J]. 管理科学学报 ,2010 ,13( 9) : 107 – 118.  
Zhang Yongjie ,Zhang Wei ,Xiong Xiong. Strategies and investment returns: Agent-based computational finance perspective [J]. Journal of Management Sciences in China ,2010 ,13( 9) : 107 – 118. ( in Chinese)
- [25]陈 莹 ,袁建辉 ,李心丹 ,等. 基于计算实验的协同羊群行为与市场波动研究 [J]. 管理科学学报 ,2010 ,13( 9) : 119 – 128.  
Chen Ying ,Yuan Jianhui ,Li Xindan ,et al. Research on collaborative herding behavior and market volatility: Based on computational experiments [J]. Journal of Management Sciences in China ,2010 ,13( 9) : 119 – 128. ( in Chinese)
- [26]刘海飞 ,姚 舜 ,肖斌卿 ,等. 基于计算实验的股票市场羊群行为机理及其影响 [J]. 系统工程理论与实践 ,2011 ,31( 5) : 805 – 812.  
Liu Haifei ,Yao Shun ,Xiao Binqing ,et al. Stock market herd behavioral mechanism and its impact based on computational experiment [J]. Systems Engineering: Theory & Practice ,2011 ,31( 5) : 805 – 812. ( in Chinese)
- [27]Leombruni R ,Richiardi M. Why are economists sceptical about agent-based simulations? [J]. Physica A ,2005 ,355( 1) : 103 – 109.
- [28]Ishida T ,Nakajima Y ,Murakami Y ,et al. Augmented experiment: Participatory design with multiagent simulation [C]. International Joint Conference on Artificial Intelligence ( IJCAI) ,2007 ,1341 – 1346.
- [29]Frino A ,Lepone A. Market quality and the trend towards algorithmic trading [R]. Sydney: SIRCA Report ,2010.
- [30]O' Hara M. Optimal microstructures [J]. European Financial Management ,2007 ,13( 5) : 825 – 832.

- [31] Chordia T, Roll R, Subrahmanyam A. Commonality in liquidity [J]. *Journal of Financial Economics*, 2000, 56(1): 3–28.
- [32] Foucault T, Kadan O, Kandel E. Liquidity cycles and make/take fees in electronic markets [C]. *EFA Bergen Meetings Paper*, 2009.
- [33] Handa P, Schwartz R A. Limit order trading [J]. *Journal of Finance*, 1996, 51(5): 1835–1861.
- [34] Kyle A S. Continuous auctions and insider trading [J]. *Econometrica*, 1985, 53(6): 1315–1365.
- [35] Glosten L R, Harris L E. Estimating the components of the bid-ask spread [J]. *Journal of Financial Economics*, 1988, 21(1): 123–142.
- [36] Goldstein M A, Kavajecz K A. Eighths, sixteenths, and market depth: Changes in tick size and liquidity provision on the NYSE [J]. *Journal of Financial Economics*, 2000, 56(1): 125–149.
- [37] Jones C M, Kaul G, Lipson M L. Information, trading, and volatility [J]. *Journal of Financial Economics*, 1994, 36(1): 127–154.

## Market impact of algorithmic trading

*WANG Yu-chao, LI Xin-dan, LIU Hai-fei*

School of Management and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China

**Abstract:** The prospect of algorithmic trading in China is magnificent due to the exigent demand for reducing trading cost from institutional investors. This paper builds a Socially Embedded Multi Agent (SEMA) model to investigate the impact of algorithmic trading on execution costs, market quality, and trading system. The approach integrates the order book information of real world with a simulation of an artificial financial market to enhance the value and usefulness of the simulation. The research indicates that: (1) The average execution costs of VWAP and IS algorithm are lower than those of institutional investors; (2) Algorithmic trading can both decrease market volatility by reducing the impact of large orders and improve market liquidity by updating real-time limit orders; (3) The growing message traffic caused by algorithmic trading will not exceed the system capacity of Shanghai Stock Exchange in the prometa phase.

**Key words:** algorithmic trading; execution costs; market quality; trading system; simulation