



系统工程理论与实践
Systems Engineering-Theory & Practice
ISSN 1000-6788,CN 11-2267/N

《系统工程理论与实践》网络首发论文

题目：股票市场时钟效应、流动性变化周期与高频股票定价异象
作者：邱志刚，代玥，申路瑶，王皓琛，曾成
收稿日期：2024-08-03
网络首发日期：2025-06-24
引用格式：邱志刚，代玥，申路瑶，王皓琛，曾成. 股票市场时钟效应、流动性变化周期与高频股票定价异象[J/OL]. 系统工程理论与实践.
<https://link.cnki.net/urlid/11.2267.N.20250623.1520.016>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

股票市场时钟效应、流动性变化周期与高频股票定价异象

邱志刚^{1,2}, 代玥³, 申路瑶¹, 王皓琛¹, 曾成¹

(1. 中国人民大学 财政金融学院, 北京 100872; 2. 中国财政金融政策研究中心, 北京 100872; 3. 中国人民银行金融研究所, 北京 100033)

摘要 既往研究表明, 日历效应是多种股票市场定价异象的重要成因, 但是少有研究将视角延伸至高频层面的时钟效应. 本文利用中国 A 股市场分时交易数据, 基于流动性时钟效应验证了两类高频横截面定价异象的存在性: 同时段动量 (cross-sectional periodicity) 和异时段反转 (periodical reversal). 同时段动量指过去同日历时段 (past same calendar period) 的平均收益率可正向预测未来高频横截面收益率; 异时段反转指过去非同日历时段 (past other calendar period) 的平均收益率可负向预测未来高频横截面收益率. 基于新异象构建的定价因子难以被经典定价模型解释. 在异象成因方面, 本文基于流动性调节的资本资产定价模型 (LCAPM) 通过仿真实验模拟了流动性时钟效应与新异象的关联, 并以实证分析验证了流动性 β 对新异象的解释作用. 此外, 我们也发现套利限制对新异象有明显影响, 揭示其错误定价本质. 本文补充了高频层面与中国股票定价异象有关的经验证据, 为市场参与者提供了新的分析视角, 也对监管层面理解高频价格规律、针对性监控市场运转具有重要参考意义.

关键词 时钟效应; 高频层面定价异象; 日内流动性分布; 同时段动量; 异时段反转; 错误定价

Stock Market Clock Effect, Liquidity Cycle, and High-Frequency Cross-Sectional Pricing Anomalies

Qiu Zhigang^{1,2}, Dai Yue³, Shen Luyao¹, Wang Haochen¹, Zeng Cheng¹

(1. School of Finance, Renmin University of China, 100872, China; 2. China Financial Policy Research Center, 100872, China; 3. Research Institute of the People's Bank of China, 100033, China)

Abstract Previous studies have shown that calendar effect in the stock market is a significant factor contributing to many pricing anomalies, but few studies have extended this view to clock effect at high frequencies. Based on the clock effect in stock market liquidity, this paper documents a new class of pricing anomaly in Chinese A-share market: cross-sectional periodicity and periodical reversal. Cross-sectional periodicity represents that past same-calendar-period return

收稿日期: 2024-08-03

作者简介: 邱志刚 (1978-), 男, 汉, 辽宁大石桥人, 教授, 博士, 研究方向: 资产定价理论, 机构投资者行为, 金融科技, E-mail: zhigang.qiu@ruc.edu.cn; 代玥 (1997-), 女, 汉, 四川成都人, 博士后研究员, 博士, 研究方向: 资产定价, 金融科技, E-mail: yuedai_ruc@163.com; 通信作者: 申路瑶 (1998-), 女, 汉, 山西长治人, 博士研究生, 博士研究生, 电话: 15611875899, 研究方向: 资产定价, 金融科技, E-mail: shenluyao@ruc.edu.cn; 王皓琛 (2000-), 男, 汉, 山东滨州人, 博士研究生, 博士研究生, 研究方向: 资产定价, E-mail: wanghaochen_2021@ruc.edu.cn; 曾成 (1998-), 女, 汉, 安徽合肥人, 博士研究生, 博士研究生, 研究方向: 资产定价, 金融科技, E-mail: zengcheng1998@ruc.edu.cn. 作者感谢中国人民大学校级公共计算云平台的支持.

基金项目: 国家自然科学基金重大项目 (72192804)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (72192804)

中文引用格式: 邱志刚, 代玥, 申路瑶, 等. 股票市场时钟效应、流动性变化周期与高频股票定价异象 [J]. 系统工程理论与实践. doi: 10.12011/SETP2024-1923.

英文引用格式: Qiu Zhigang, Dai Yue, Shen Luyao, et al. Stock Market Clock Effect, Liquidity Cycle, and High-Frequency Cross-Sectional Pricing Anomalies[J]. Systems Engineering — Theory & Practice. doi: 10.12011/SETP2024-1923.

can positively predict the future cross-sectional return at high-frequency, and periodical reversal represents that the past other-calendar-period return can negatively predict the future cross-sectional return at high-frequency. Pricing factors constructed based on these new anomalies can hardly be explained by traditional pricing models. This study combines liquidity-adjusted capital asset pricing model and conducts simulation experiments to explain how clock effect of liquidity would relate to these new anomalies. Our empirical results also explain such anomalies by liquidity beta. Furthermore, we find that arbitrage constraints can also affect these new anomalies, revealing their nature of mispricing. This study supplements empirical evidence on pricing anomalies in the Chinese stock market at the high-frequency level, providing new analytical perspectives for market participants and offering valuable insights for regulators aiming to understand high-frequency price dynamics and enhance market efficiency.

Keywords clock effect; high-frequency pricing anomaly; intraday liquidity distribution; cross-sectional periodicity; periodical reversal; mispricing

1 引言

资本市场数字化转型与高质量发展已成为未来十年的重要议题。随着计算能力不断提升和交易技术稳步发展,市场参与者逐渐具备对小时甚至分钟级股票数据的处理能力,越来越多的投资者和学者聚焦于高频层面的股票定价表现^[1,2]。然而,高频层面的股票收益率研究仍存在许多未解之谜,例如:股票高频收益率的定价因子及定价模型是否与低频经验证据相同?高频层面存在哪些定价异象?哪些因素对解释高频定价异象起到关键性作用?等等。

为了增加股票定价在高频层面的经验证据,本文将过去基于低频日历效应的定价研究拓展延伸至高频时钟效应,以期发掘新的高频定价异象。时钟效应是与日历效应相似的时序规律,日历效应表示股票市场特征常常以月历或星期为变化周期;对应地,时钟效应表示股票市场分时特征会以一个交易日为变化周期。时钟效应广泛存在,例如成交量和买卖价差等市场流动性特征存在稳定的U型分布,该时序规律可延续数年^[3-5]。现有文献对时钟效应的讨论仍集中于挖掘单个时段的股票市场特殊表现,例如近期关于股票收益率与波动性的隔夜效应和开盘效应的研究^[6,7]。但是,到目前还少有研究将时钟效应与股票横截面收益表现联系起来。

本文利用中国A股市场的高频分时收益率数据,基于时钟效应探索两类高频横截面定价异象的存在性:同时段动量(cross-sectional periodicity)和异时段反转(periodical reversal)。同时段动量指过去同日历时段(past same-calendar period)的平均收益率对未来高频横截面收益率有正向预测作用;异时段反转指过去非同日历时段(past other-calendar period)的平均收益率对未来高频横截面收益率有负向预测作用。例如:每日9:30-10:00时段的股票横截面收益率可以被过去9:30-10:00时段(同一日历时段)的股票收益率正向预测、也可以被过去非9:30-10:00时段(非同日历时段)的股票收益率负向预测。为了验证上述异象的存在性,本文以半小时为采样频率,利用中国A股市场的分时收益数据计算个股在过去不同窗口期内的同时段(异时段)收益均值,观测其作为预测因子对未来分时收益的预测能力。单变量分组检验和Fama-Macbeth回归结果显示,同时段(异时段)收益具有非常显著的正向(负向)预测能力,验证了同时段动量和异时段反转的存在性。稳健性检验显示异象在不同市场环境、不同股票类型中存在。因子检验结果进一步证明基于新异象构建的定价因子难以被其他经典定价因子解释。

进一步地,本文通过仿真模拟和实证检验阐释了市场流动性的时钟效应对新异象的解释作用。首先,我们构建了一个基于流动性调整资本资产定价模型(Liquidity-adjusted Capital Asset Pricing Model, LCAPM)的股票定价仿真系统。通过对流动性的时间序列特征和变化周期提出不同假设,探索对应的股票横截面收益表现,以此展示流动性规律与新异象的关系。我们也通过实证研究验证流动性重现与流动性逆转对同时段动量与异时段反转的驱动作用,并参照Acharya和Pedersen^[6]构建个股流动性 β 指标,验证个股对市场流动性的暴露程度在解释异象方面的重要性。最后,我们证明套利限制对异象表现具有显著影响,揭示新异象的错误定价本质。

本文对两方面文献做出贡献: 首先, 本文发现了一类新的高频横截面定价现象。近年来, 有关高频股票收益率的研究正在兴起, 例如: 日内动量与日内反转现象^[9-12]、日内累计收益因子与隔夜收益率因子对未来收益率预测作用^[13]及高频股票收益率对波动率的预测作用等等^[14,15]。本文通过发掘新的高频定价异象对这一领域进行补充。其次, 本文阐明了流动性时钟效应与横截面定价异象的潜在关联。过去研究发现国际国内资本市场均存在高开低走的日内流动性分布特征, 表明市场流动性具有稳定且持续的时钟效应^[3-5]。但是, 目前鲜有研究将此变化规律与横截面定价异象联系起来。本文结合仿真实验和实证研究, 厘清了流动性变化与高频横截面定价异象之间的关联机制, 为未来的高频定价研究开拓了关于流动性的新视角。

2 文献综述

自 1970 年代起, 大量关于日历效应的研究开始涌现。这些研究表明股票市场指数和个股收益率存在固定的涨跌月历或星期^[16-20]。早期日历效应研究集中于探索股票收益在特定日历时期的特殊表现, 例如: “一月效应”^[16], 随后类似的研究范式被应用到其他的月历效应^[21-23]、周内效应^[18,24,25]以及节日效应^[26,27]。这些研究显示, 日历效应在国际和国内股市场中普遍存在, 表明股票市场特征存在固定的变化周期, 这与有效市场假说存在显著差异。

随着计算与分析能力提升, 近年来有关高频层面时钟效应的研究也开始兴起。早期研究集中于市场流动性的分时特征, 例如: 成交量和买卖价差等市场流动性指标在单日的分布总是呈现 U 型^[3]。除流动性之外, 也有研究发现开盘和收盘附近的收益率波动程度总是高于盘中^[28,29]。近十年来, 学者们将时钟效应的视角拓展至股票收益率。在美国股票市场上, 学者们发现隔夜 (Close-to-open) 股票收益率总是显著为正, 而日内 (Open-to-close) 股票收益率长期为零甚至为负^[30,31]。在中国市场上, 刘红忠和何文忠^[6]使用 ARMA-GARCH 模型对沪深两市午间和晚间的股票收益率进行实证分析, 发现沪深两市均存在持续稳定的“隔夜效应”; 同时, 在某些年份存在显著的“午间效应”。类似地, Qiao 和 Dam^[32]证明中国股票市场存在显著的隔夜负溢价, 这与美国市场完全相反, 他们认为这可能与国内的“T+1”交易制度有关。蒋彧和龚丽^[7]则构建 ARMA-GARCH-GED 模型, 通过实证研究验证了中国沪深股市的“开盘效应”与“收盘效应”。总体来说, 当前关于时钟效应的研究还集中在挖掘单个时段的股票市场特殊表现, 而少有文章探索时钟效应与横截面定价异象的关联。

股票市场特征的周期性变化很可能是某些横截面定价异象的驱动因素, 过去研究以日历效应为例对这一点进行了验证。在 2008 年, Heston 和 Sadka^[33]首次发现动量和反转效应存在分别以一年和一星期为周期的轮动现象, 变化周期可持续超过 10 年。随后, Keloharju 等^[34]基于 Lo 和 MacKinlay^[35]的分解方式, 证明这种动量与反转的轮动现象与日历效应相关。近期, Keloharju 等^[36]基于上述现象挖掘出两类新的定价异象: 季节性动量 (cross-sectional seasonality) 和季节性反转 (seasonal reversal), 并证明了根据这两种新异象构建的定价因子难以被其他经典定价因子解释。随后, Guo 等^[37]采用类似的研究方法, 在中国市场上验证了季节性动量和季节性反转的存在性。在成因解释方面, Hirshleifer 等^[38]认为市场情绪的日历效应是导致动量和反转出现季节性轮动的主要原因。他们构造个股的情绪 β 指标, 证明季节性动量和反转能够被个股的情绪 β 所解释。Keloharju 等^[36]证明市场宏观风险的变化对季节性动量和季节性反转的存在性没有明显影响, 而市场情绪和套利限制对该现象有明显解释作用, 再次验证其错误定价本质。但是在高频层面, 当前基于时钟效应对横截面定价异象的探索并不充足。在这一方面, Heston 等^[39]首次发现在美国股票市场上, 高频股票收益率的动量和反转现象也存在以一个交易日为周期的轮动现象, 持续时长可达数月。但是, 后续少有研究基于这一发现挖掘新的横截面定价异象, 并从流动性日内变化的视角验证异象成因, 这也是本文旨在填补的空白。

高频横截面价格异象是近年来的新兴话题, 目前已被发现的高频价格异象有: (1) 日内动量: 开盘附近半小时的股票收益率可正向预测收盘附近半小时的横截面收益表现^[9,40,41]; (2) 日内反转: 隔夜收

益率能够负向预测未来日内的横截面收益表现^[12]; (3) 投资者角力异象: 由隔夜和日内收益率之差反映出的异质投资者多空对决程度可用于预测未来一个月的横截面股票收益表现^[11,42,43]. 本文旨在基于高频层面流动性的时钟效应发掘两类新的异象: 同时段动量和异时段反转, 对这一领域文献进行补充. 相比过去的高频价格异象, 本文提出的同时段动量和异时段反转具有以下优势和贡献: (1) 预测范围广泛. 新异象提炼了对隔夜、午间和日内各个分时收益率的共通预测方法; (2) 异象成因明确. 本文结合仿真实验与理论模型阐明了市场流动性的时钟效应与新异象的关联; (3) 本质明确. 本文发现套利限制对两类异象有明显影响, 揭示其错误定价本质. 在实践意义方面, 本文解析了高频层面股票收益率的变化规律, 为监管机构提供了股票市场的针对性预测及监控策略. 本文对深入理解高频价格异动、促进资本市场持续健康发展也具有启示意义.

3 仿真实验

在这一部分, 我们利用仿真实验解释流动性时钟效应与两类异象的联系. 具体思路如下: 首先, 我们对市场流动性变化规律进行不同假设, 基于 Acharya 和 Pedersen^[8] 的 LCAPM 理论, 参照 Keloharju 等^[36] 和 Guo 等^[37] 的研究方法, 结合仿真实验模拟对应的横截面定价表现并与现实进行比对. 进一步地, 我们在仿真系统中挖掘定价异象, 据此阐明流动性变化规律与新异象的关联.

3.1 初始设定

我们根据 LCAPM 模型基于市场流动性日内变化规律对高频横截面股票收益率进行仿真. LCAPM 是将流动性因素量化至横截面股票定价模型中的经典方法. 由于股票基本面因素在高频层面变化缓慢, 而流动性等价量因素是高频层面个股交易状态的主要变动来源. 故此处我们以 LCAPM 作为搭建流动性周期性变化与横截面股票收益率变化规律的桥梁.

假设个股 i 的股票收益率服从如下过程:

$$R_{t+1}^i = \mu_t^i + \epsilon_{t+1}^i \quad (1)$$

其中, R_{t+1}^i 是股票 i 在时间 $t+1$ 期的股票收益率, 假设高频层面无风险收益率 r_f 为 0. μ_t^i 表示 R_{t+1}^i 的条件期望, $\mu_t^i \equiv E_t(R_{t+1}^i)$, ϵ_{t+1}^i 是随机扰动项, $\epsilon_{t+1}^i \sim N(0, \sigma_\epsilon^2)$. 根据 LCAPM 模型, 股票收益率的条件期望 μ_t^i 可进行如下拆解:

$$\mu_t^i = E_t(c_{t+1}^i) + \beta_t^i \lambda_t \quad (2)$$

$$\beta_t^i = \frac{\text{cov}_t(R_{t+1}^i - c_{t+1}^i, R_{t+1}^M - c_{t+1}^M)}{\text{var}_t(R_{t+1}^M - c_{t+1}^M)}, \lambda_t = E_t(R_{t+1}^M - c_{t+1}^M) \quad (3)$$

其中, c_{t+1}^i 表示股票 i 在 $t+1$ 时期的交易成本, λ_t 是市场组合 M 的费后收益在 t 时期的条件期望. 而 β_t^i 表示个股 i 的费后期望收益与市场组合 M 的费后期望收益之间的变化共性, 即股票 i 的流动性 β .

3.2 核心假设

接下来我们对流动性的变化规律进行假设, 探索在上述设定下流动性的不同日内分布特征将驱动怎样的横截面股票收益表现.

过程 1 (无时钟效应, 无错误定价): 假设流动性不存在时钟效应, 即任何时段个股 i 的交易成本具有相同的均值 $\bar{c}$, $\bar{c}$ 与时间 t 无关, 即

$$E_t(c_{t+1}^i) = \bar{c} \geq 0 \quad (4)$$

在过程 1 中不对交易成本的具体期望值做额外假设.

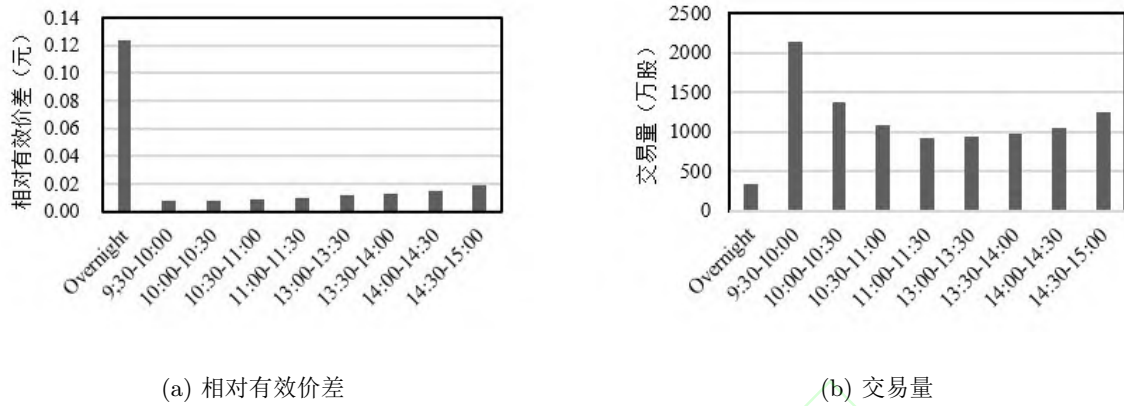


图1 市场流动性指标的时钟效应

过程 2 (有时钟效应, 无错误定价): 假设流动性存在时钟效应, 即股票交易成本的条件期望以一个交易日为变化周期.

$$E_t(c_{t+1}^i) = \bar{c}_{time(t)}^i \geq 0 \quad (5)$$

其中函数 $time(t)$ 是一个提取 t 时刻所属日历时段 (calendar period) 的函数, 对于任意 t 来说, $time(t) \in \{9:30-10:00, 10:00-10:30, 10:30-11:00, 11:00-11:30, 11:30-13:00, 13:00-13:30, 13:30-14:00, 14:00-14:30, 14:30-15:00, \text{隔夜}\}$, 即只有 10 种取值. 过程 2 的假设说明个股与市场的流动性特征以一个交易日为变化周期. 为证明该假设的合理性, 我们对中国 A 股市场在 1999 年到 2019 年间每个分时段内的平均相对有效价差和分时交易量进行统计 (参见图 1), 发现确实存在明显的变化周期, 这与假设相符. 在过程 2 中, 我们也不对交易成本的具体期望值做额外假设.

过程 3 (有时钟效应, 有错误定价): 假设市场流动性存在时钟效应, 即保留过程 2 中对 $E_t(c_{t+1}^i) = \bar{c}_{time(t)}^i \geq 0$ 的假设. 在此基础上, 我们进一步假设流动性对价格的影响具有临时性. 我们假设一个交易日为价值回归周期. 即假设交易成本期望值 $E_t(c_{t+1}^i)$ 的取值还应满足 $\sum_{t \in d_i} E_t(c_{t+1}^i) = 0$, 这表明交易成本变化造成的价格影响在一个交易日 d_i 内会相互抵消, 该假设也认为流动性造成的价格影响实质为错误定价.

接下来我们探索上述三种过程对应的横截面股票收益表现. 我们参照 Heston 等^[34], 通过如下公式研究定价系统内股票收益率的动量和反转效应:

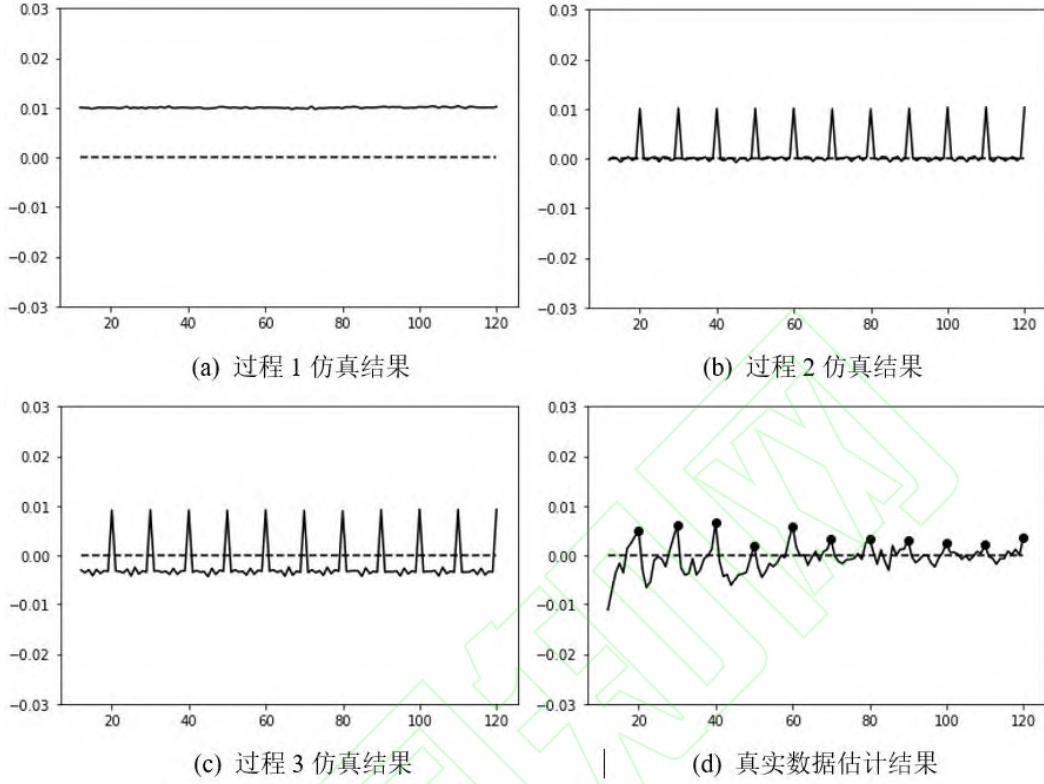
$$R_t^i = \alpha + \sum_{k=1}^n b_k R_{t-k}^i + \epsilon_t^i \quad (6)$$

其中 R_t^i 为个股 i 在时刻 t 的分时收益率, R_{t-k}^i 为股票 i 在时刻 $t-k$ 的分时收益率, k 为滞后项阶数. 如果 b_k 显著为正, 则表明存在高频动量现象; 如果 b_k 显著为负, 则表明存在高频反转现象.

我们对上述三种市场流动性过程进行仿真, 模拟系统中的股票收益率, 并按照公式 (1) 对 b_k 进行估计. 在图 2 中, 我们汇报了不同仿真系统中估计的回归系数 b_k 与滞后项 k 的关系. 在图 2 (a) 中, 我们发现在过程 1 的假设下, 回归系数 b_k 与滞后项 k 没有明显关系. 而在图 2 (b) 中, 我们发现在过程 2 的假设下, 回归系数 b_k 与滞集合竞价和连续竞价的样本后项 k 的关系存在明显变化周期, 且周期长度恰为一个交易日, 但是系统中只存在高频动量不存在高频反转. 在图 2 (c) 中, 对过程 3 的模拟结果表明回归系数 b_k 与滞后项 k 的关系也存在长度为一个交易日的变化周期, 高频动量与高频反转同时存在. 此外, 我们利用中国 A 股市场在 1999 年至 2019 年的实际高频收益率数据¹对 b_k 进行估计, 得到结果如图 2 (d). 可见中国股票市场也存在高频动量与高频反转的周期性轮动现象, 周期长度恰为一个交

¹ 此处高频收益率的构建方式见第 4 节的指标构建部分. 以半小时为日内高频收益采样区间, 一个交易日共有八个分时段, 在此基础上我们还单独计算了午休时段和隔夜时段收益, 即一个交易日内共有 10 个收益分时.

易日. 在周期初, 系数 b_k 为负, 表现为高频反转; 在周期末, 系数 b_k 为正, 表现为高频动量. 这与过程 3 的仿真估计结果相似, 表明对流动性时钟效应及错误定价的假设具有合理性.



注: 图 2 表示不同仿真过程下公式 (1) 中系数 b_k 的估计值与滞后阶数 k 的关系. 此处图 (a) 使用过程 1 的仿真数据, 图 (b) 使用过程 2 的仿真数据, 图 (c) 使用过程 3 的仿真数据, 图 (d) 使用中国 A 股市场分时数据. 在仿真系统中, 我们假设经济体存在 300 只股票, 共 150 期, 流动性时钟效应的周期长度为 $T = 10$, 市场组合收益 $R_t^M = 0$, 个股各期的交易成本 $c_t^i \sim N(\bar{c}_t^i, 0.1)$, 其中 $\bar{c}_{n*T+1}^i = 0.001$, $\bar{c}_{n*T+2}^i = 0.016$, $\bar{c}_{n*T+3}^i = 0.003$, $\bar{c}_{n*T+4}^i = 0$, $\bar{c}_{n*T+5}^i = 0.001$, $\bar{c}_{n*T+6}^i = 0$, $\bar{c}_{n*T+7}^i = 0$, $\bar{c}_{n*T+8}^i = 0$, $\bar{c}_{n*T+9}^i = 0$, $\bar{c}_{n*T+10}^i = 0$, n 为正整数. 个股收益率的随机项 $\epsilon_t^i \sim N(0, 0.1)$, 流动性 β 服从 $\beta^i \sim N(0, 0.1)$, 图中滞后项 k 取 10 到 120 期.

图 2 不同数据生成过程下的高频动量反转轮动现象

3.3 仿真系统中的定价异象

进一步地, 我们参考 Keloharju 等^[36]的研究方法, 在过程 3 的仿真系统中挖掘定价异象. 我们将过去所有时段分为与当前同时段和与当前异时段两类, 并利用这两种信息分别对未来收益进行预测. 我们构造如下两种收益预测模型:

模型 1:

$$R_t^i = \alpha + b_{same} R_{same,t-1}^i + \epsilon_t^i \quad (7)$$

模型 2:

$$R_t^i = \alpha + b_{other} R_{other,t-1}^i + \epsilon_t^i \quad (8)$$

其中模型 1 代表利用过去所有同时段收益作为预测变量, 即 $R_{same,t-1}^i = \frac{1}{N_t} \sum_{t' \leq t-1, time(t')=time(t)} R_{t'}^i$, 这代表过去同属于日历时段 $time(t)$ 的收益均值, 为了简化表达, 后文使用 R_{same} 表示. 模型 2 代表利用过去所有异时段收益作为预测变量, $R_{other,t-1}^i = \frac{1}{N_t} \sum_{t' \leq t-1, time(t') \neq time(t)} R_{t'}^i$, 这代表过去不属于 $time(t)$ 时段的收益均值, 为了简化表达, 后文使用 R_{other} 表示. 通过对仿真数据参照回归 (2) 进行估计, 我们发现系数 b_{same} 的估计值为 0.93, t 值为 8.66, 表明过去同期收益有显著预测能力; 在回归 (3) 中, 系数 b_{other} 的估计值为 -5.84, t 值为 -5.57, 表明过去异期收益有显著预测能力. 此外, 我们根据仿真

系统中的股票收益率构建模拟投资组合, 对每一期的 R_{same} (R_{other}) 从高到低排序分为 10 分组, 买高卖低 (买低卖高), 统计下一期的投资组合表现. 表 1 呈现了投资组合的模拟表现, 从结果来看, 两种投资组合都有显著为正的收益率和夏普比率. 这也从投资组合层面在仿真系统中验证了两类异象的存在性.

表 1 仿真系统中异象投资组合的收益率分布

	均值	中位数	标准差	最小值	最大值	偏度	峰度	夏普比率
R_{same}	3.91%	3.28%	2.14%	1.91%	11.23%	2.448	4.514	1.823
R_{other}	2.96%	2.33%	2.30%	0.73%	10.54%	2.389	4.340	1.289

接下来我们通过详细的实证研究, 对中国 A 股数据中同时段收益 R_{same} 和异时段收益 R_{other} 的预测效力进行分析. 具体而言, 我们针对预测变量开展单变量分组检验、Fama-Macbeth 回归检验、异质性检验和因子检验. 进一步地, 我们从流动性与错误定价的视角分析异象成因.

4 样本选择和指标构建

4.1 样本选择

本文的研究对象涵盖上交所和深交所的所有 A 股股票. 个股高频交易数据来自于锐思 (RESSET) 数据库, 上市公司财务数据来自国泰安 (CSMAR) 数据库. 本文的研究区间为 1999 年 1 月到 2019 年 12 月. 我们区分了集合竞价和连续竞价的样本². 此外, 我们排除了: (1) 上市时间不足 6 个月的股票; (2) 上月交易日不足 15 天的股票; (3) 近 12 个月内交易日少于 120 天的股票.

4.2 指标构建

在高频收益率计算方面, 本文以 30 分钟为日内收益抽样频率, 涵盖上午 9:30-11:30 和下午 13:00-15:00 两个日内交易时段. 并在此基础上考虑隔夜和午间两个非交易时段的个股收益率. 与 Gao 等^[9]、王若昕和马锋^[10] 等一致, 日内收益率的具体计算公式为:

$$r_{i,t} = \frac{p_{i,t}}{p_{i,t-1}} - 1 \quad (9)$$

其中, $p_{i,t}$ 是股票 i 在第 t 个半小时区间的末尾成交价, $p_{i,t-1}$ 是股票 i 在上一个半小时区间的末尾成交价. 对于隔夜和午间两个非交易时段, 我们参照上式利用休市前的收盘价和休市后的开盘价计算区间收益.

针对同时段动量和异时段反转, 本文在个股层面根据不同观测窗口内的高频收益率构建两个关键变量: $R_{same,t}^i$ 和 $R_{other,t}^i$. $R_{same,t}^i$ 是指股票 i 在观测窗口期内相对时段 t 的所有历史同时段收益均值, $R_{other,t}^i$ 指股票 i 在观测窗口期内相对时段 t 的所有历史异时段收益率均值. 为了排除其他相关因素的影响, 本文额外考虑市值、账面市值比、过去收益率等其他可能影响股票横截面收益表现的变量, 我们使用的变量定义如表 2 所示.

²集中交易的时间段在上交所为 9:30-11:30 和 13:00-15:00, 在深交所为 9:30-11:30 和 13:00-14:57.

表 2 变量定义

变量	定义
R	分时股票收益, 计算方式见本文 4.2 节
$R_{all}(-t_1, -t_2)$	过去 t_2 月到 t_1 月内的股票平均收益
$R_{same}(-t_1, -t_2)$	过去 t_2 月到 t_1 月内的同时段平均收益
$R_{other}(-t_1, -t_2)$	过去 t_2 月到 t_1 月内的异时段平均收益
$R_{dif}(-t_1, -t_2)$	过去 t_2 月到 t_1 月内的 R_{same} 与 R_{other} 之差
$LnME$	市值自然对数
BtM	股权账面价值与市值之比
$R(-t_1, -t_2)$	过去 t_2 月到 t_1 月内的股票平均收益
β_{liq}	流动性 β
LOA	套利限制综合指标, 构建方式见本文 6.3 节
$Industry$	行业哑变量 (基于中国证监会定义的 80 个行业分类)

表 3 描述性统计

变量	频率	均值	中位数	标准差	10%	25%	75%	90%
R	日内	-0.002	0.000	0.095	-0.009	-0.004	0.003	0.009
$R_{same}(-1, -12)$	日内	0.003	-0.002	0.020	-0.095	-0.041	0.039	0.104
$R_{other}(-1, -12)$	日内	-0.003	0.000	0.011	-0.048	-0.015	0.025	0.381
$LnME$	月度	22.366	22.261	1.129	21.010	21.588	23.038	23.847
BtM	月度	0.497	0.411	0.352	0.152	0.249	0.652	0.957
$R(0, -1)$	月度	0.011	0.000	0.168	-0.152	-0.073	0.082	0.184
$R(-2, -12)$	月度	0.128	-0.050	0.709	-0.456	-0.286	0.310	0.914
$R(-13, -60)$	月度	0.319	-0.019	1.230	-0.654	-0.437	0.667	1.629
β_{liq}	日度	0.973	0.988	5.079	0.519	0.762	1.185	1.398
LOA	月度	0.600	0.600	0.212	0.333	0.429	0.750	0.857

表 4 描述性统计

	R	$R_{same}(-1, -12)$	$R_{other}(-1, -12)$	β_{liq}	$LnME$	BtM	$R(0, -1)$	$R(-2, -12)$	$R(-13, -60)$	LOA
R	1.000									
$R_{same}(-1, -12)$	0.028***	1.000								
$R_{other}(-1, -12)$	-0.005***	-0.026***	1.000							
β_{liq}	0.005***	0.013***	0.012***	1.000						
$LnME$	-0.003***	-0.031***	0.098***	-0.212***	1.000					
BtM	0.001***	-0.059***	-0.096***	-0.047***	0.147***	1.000				
$R(0, -1)$	-0.003***	0.046***	0.163***	-0.056***	-0.033***	-0.087***	1.000			
$R(-2, -12)$	-0.002***	0.108***	0.304***	-0.030***	0.023***	-0.235***	-0.057***	1.000		
$R(-13, -60)$	-0.002***	-0.017***	-0.048***	-0.012***	0.186***	-0.219***	-0.025***	-0.110***	1.000	
LOA	-0.002***	0.022***	-0.005***	0.008***	-0.223***	-0.159***	0.104***	0.050***	-0.017***	1.000

注: *, **, *** 分别代表在 10%, 5% 和 1% 的水平上显著。

4.3 描述性统计

表 3 报告了本文主要变量的描述性统计值。从表 3 可以看出, 高频收益率 R 的标准差远大于均值, 证明高频收益率的分布具有尖峰厚尾的特征。这表明我国市场的股票收益率在高频层面不符合有效市场假说所预期的高斯分布^[44], 即在高频视角下, 我国股票市场仍然可能存在错误定价。表 4 报告了主要变量的相关系数。高频收益率 R 与过去同时段收益率 R_{same} 显著正相关, 与过去异时段收益率 R_{other} 显著负相关, 说明中国市场很可能存在同时段动量和异时段反转。过去同时段收益率 R_{same} 和过去异时段收益率 R_{other} 负相关, 这也符合预期。此外, 控制变量和高频股票收益率之间的关系与过去低频研究一致: 高频收益率 R 与市值 $LnME$ 呈显著负相关, 与账面市值比 BtM 呈显著正相关。过去 1 个月的累计收益 $R(0, -1)$ 、过去 2-12 个月的累计收益 $R(-2, -12)$ 、过去 13-60 个月的累计收益 $R(-13, -60)$ 与高频

收益率 R 的相关系数均为负, 说明低频层面的研究经验也具有用于预测高频股票收益的潜力。

5 实证研究

5.1 单变量分组检验

我们首先对两类异象进行单变量分组检验。我们选取过去 12 个月作为观测窗口计算 R_{same} 和 R_{other} , 分别以此作为依据对股票进行排序、分成 10 组, 每一组内部按照等权平均和市值加权平均两种方式计算投资组合收益, 并汇报在表 6 中。此外, 为了探究同时段动量和异时段反转的协同作用, 我们构建 $R_{dif} = R_{same} - R_{other}$, 也对其进行类似的单变量分组检验。可以看出, 随着 R_{same} 、 R_{other} 和 R_{dif} 增加, 股票收益分别呈现出单调上升、单调下降和单调上升的趋势。在等权算法下, 针对 R_{same} 、 R_{other} 和 R_{dif} 的多空投资组合能够获得的收益分别是 0.781 个基点、0.197 个基点、0.737 个基点。在市值加权法下, 多空投资组合也同样具有显著收益。单变量分组检验的结果表明中国 A 股市场很可能存在同时段动量和异时段反转两种异象。

表 5 单变量分组检验

分组变量	等权重组合			市值加权组合		
	R_{same} (bp)	R_{other} (bp)	R_{dif} (bp)	R_{same} (bp)	R_{other} (bp)	R_{dif} (bp)
小	-0.817***	-0.178***	-0.779***	-0.605***	-0.122***	-0.604***
2	-0.484***	-0.171***	-0.474***	-0.385***	-0.147***	-0.421***
3	-0.359***	-0.209***	-0.356***	-0.323***	-0.173***	-0.340***
4	-0.256***	-0.222***	-0.265***	-0.245***	-0.184***	-0.242***
6	-0.173***	-0.263***	-0.230***	-0.196***	-0.163***	-0.194***
7	-0.132***	-0.294***	-0.112***	-0.123***	-0.233***	-0.135***
8	-0.066***	-0.302***	-0.077***	-0.092***	-0.062***	-0.106***
9	-0.036***	-0.367***	-0.043***	-0.033***	-0.256***	-0.043***
大	-0.036***	-0.367***	-0.043***	-0.033***	-0.256***	-0.043***
大-小	0.781***	-0.197***	0.737***	0.572***	-0.134***	0.566***

注: *, **, *** 分别代表在 10%, 5% 和 1% 的水平上显著。

5.2 Fama-Macbeth 回归检验

为了控制其他个股特征的影响, 本小节利用 Fama-Macbeth 回归探究 R_{same} 、 R_{other} 的预测能力, 并控制个股财务特征和交易特征的影响。在回归 (4) 中, 被解释变量为当期的高频收益率 R , 解释变量为过去 12 个月的同时段收益率 R_{same} 和过去 12 个月的异时段收益率 R_{other} , 控制变量 X_t^i 包括过去的股票市值 $LnME$ 、账面市值比 BtM 、过去不同窗口期的累计收益率 $R(0,-1)$, $R(-2,-12)$, $R(-13,-60)$ 和代表股票所属行业的虚拟变量 $Industry$ 。

$$R_t^i = \beta_0 + \beta_1 R_{same,t-1}^i + \beta_2 R_{other,t-1}^i + \gamma^T X_{t-1}^i + \epsilon_t^i \quad (10)$$

回归结果如表 6 所示, 表 6 第 (1) 列至第 (6) 列依次加入不同的控制变量。在第 (1) 列中, 我们只考虑 R_{same} 的预测能力, R_{same} 的估计系数为 0.213, t 值为 62.71, 表明同时段收益率 R_{same} 对未来高频横截面收益有具显著的正向预测效果。在第 (2) 列中, R_{other} 的回归系数为 -0.252, t 值为 -17.28, 说明异时段收益率 R_{other} 对未来高频横截面收益率具有显著的负向预测效果。在第 (3) 列到第 (6) 列中, 本文逐步加入了不同的控制变量。在第 (6) 列中, 同时控制了市值、账面市值比、过去不同窗口期的累计收益率以及股票所属行业之后, R_{same} 的系数依然显著为正, R_{other} 的系数依然显著为负。上述结果表明, 同时段动量和异时段反转的存在性不受其他典型股票特征影响。

表 6 Fama-Macbeth 回归

响应变量	<i>R</i>					
预测变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
R_{same}	0.213*** (62.71)	0.198*** (56.14)	0.201*** (65.68)	0.191*** (66.29)	0.187*** (57.47)	0.177*** (57.78)
R_{other}		-0.252*** (-17.28)		-0.208*** (-15.84)		-0.207*** (-15.87)
$LnME$			0.024 (0.67)	0.031 (0.88)	-0.004 (-0.11)	0.012 (0.12)
BtM			0.006*** (6.15)	0.008*** (3.99)	0.004*** (3.99)	0.006*** (5.82)
$R(0, -1)$	-0.038*** (-12.59)	-0.039*** (-14.09)	-0.038*** (-14.09)	-0.039*** (-14.09)	-0.029*** (-9.73)	-0.031*** (-11.16)
$R(-2, -12)$	-0.009*** (-9.48)	-0.009*** (-10.04)	-0.009*** (-10.04)	-0.009*** (-10.04)	-0.002** (-1.98)	-0.002** (-2.49)
$R(-13, -60)$			-0.004 (-1.23)	-0.003 (-1.88)		-0.004 (-1.66)
<i>Industry</i>	NO	NO	NO	YES	NO	YES

注: 1. *, **, *** 分别代表在 10%, 5% 和 1% 的水平上显著.

2. 由于因变量与自变量的数量级差异, 为了便于汇报, 此处对控制变量的系数均进行了数量级上的调整: 我们将 $LnME$ 的估计系数乘以了 1000, BtM , $R(0, -1)$, $R(-2, -12)$, $R(-13, -60)$ 的估计系数均乘以了 100.

5.3 同时段动量和异时段反转

进一步地, 我们观察 R_{same} , R_{other} 在不同的窗口期的预测能力, 以此探讨同时段动量和异时段反转的持续性. 参照 Keloharju 等^[31] 和 Hirshleifer 等^[33], 本文分别考察以下四个不同的时间窗口期: 过去 1 年 (短期)、过去 2-3 年和 4-5 年 (中期) 和过去 6-10 年 (长期). 此外, 我们也统计 R_{same} 和 R_{other} 在过去 1-10 年的整体表现. 为了降低不同窗口期之间股票收益率自相关性的影响, 我们参照 Keloharju 等^[31] 对不同窗口期的预测变量进行单变量 Fama-Macbeth 回归, 其中响应变量为个股在当期的分时收益率, 预测变量则分别考察同时段收益率 R_{same} 、异时段收益率 R_{other} 以及两者之差 $R_{dif} = R_{same} - R_{other}$.

表 7 汇报了不同窗口期的回归结果. 可以发现, 同时段动量和异时段反转具有很强的持续性. 在五个不同的窗口期下, R_{same} , R_{other} 和 R_{dif} 的回归系数均在 1% 的显著性水平下为正, 这表明同时段动量和异时段反转在短期、中期、长期都存在. 这种预测能力的持续性可能与长期存在的流动性固定日内分布有关, 这导致了流动性时钟效应的长期稳定性, 并进一步通过流动性与横截面异象的关联导致了异象的长期持续性. 此外, 从收益构建的角度来看, R_{dif} 的估计系数在各个观测窗口下也大致与 R_{same} 和 R_{other} 的系数之差方向一致, 这也与我们预期相符.

表 7 同时段动量和异时段反转在不同窗口期下的估计结果

滞后窗口 (年)	R_{same}	R_{other}	R_{dif}
1	0.198*** (42.12)	-1.540*** (-24.77)	0.102*** (37.98)
2-3	0.151*** (32.01)	-1.187*** (-17.29)	0.083*** (21.77)
4-5	0.211*** (26.72)	-0.523*** (-11.49)	0.117*** (20.32)
6-10	0.085*** (13.03)	-0.133*** (-4.59)	0.037*** (7.80)
1-10	0.225*** (40.85)	-0.015** (-2.25)	0.007*** (19.65)

注: *, **, *** 分别代表在 10%, 5% 和 1% 的水平上显著。

5.4 稳健性检验

为了进一步证明同时段动量和异时段反转的出现并非偶然, 本文进行了一系列稳健性检验, 并将结果整理汇报在表 8 中。首先, 为了排除中国股市高开低走异象的影响^[11], 面板 A 中去掉了所有隔夜收益率数据, 再重复进行表 7 中单变量的 Fama-Macbeth 回归检验, 我们发现同时段动量和异时段反转仍然存在。第二, 为了排除低频日历效应的影响, 我们以中国的农历新年对股市的影响^[45] 为例, 在面板 B 中展示了去掉所有 2 月样本的回归结果。结果证明农历新年并不会影响本文的基准结果。第三, 由于本文的样本期跨度较长, 面板 C 中去掉了 2008 至 2009 年的金融危机以及 2015 年的股灾时期, 回归结果表明同时段动量和异时段反转依然稳健。第四, 在面板 D 中整个样本被分为两个时期: 2005 至 2012 年和 2013 至 2019 年, 结果显示在最近 7 年, 同时段动量和异时段反转更强, 说明新异象至今仍然存在。第五, 面板 E 的回归中控制了盈余公告的影响, 即在 Fama-Macbeth 回归中加入表征样本当日是否为盈余公告日的哑变量。从回归结果可以看出, 这也并不会影响两类异象的存在性。第六, 本文根据上市公司的所有权性质将样本分为国企和非国企, 分样本回归结果如面板 F 和面板 G 所示, 两类异象在国企和非国企中都显著存在³。

5.5 资产定价模型

前文证明了不同观测窗口期内 R_{same} 和 R_{other} 都具有稳定的预测作用, 表明两者可能蕴含与随机贴现因子有关的信息。在这一部分, 我们根据同时段动量和异时段反转构建定价因子, 检验新因子在经典定价因子基础上为资产定价模型带来的增量信息。

首先, 我们仿照 Keloharju 等^[31] 的做法, 按照市值中位数将所有股票分为 2 组, 同时分别按照同时段收益 R_{same} 、异时段收益 R_{other} 以及两者之差 R_{dif} 对股票进行排序, 依据排序变量的 30% 和 70% 分位数将横截面股票分为 3 组, 将这 3 组与市值 2 分类交叉, 得到 $2 \times 3 = 6$ 个投资组合。根据这些投资组合我们构造了三个类 HML 因子: 同时段动量因子 PRD 、异时段反转因子 $NPRD$ 和综合因子 PMN , 因子收益按照 $1/2 * (\text{多头小市值} + \text{多头大市值}) - 1/2 * (\text{空头小市值} + \text{空头大市值})$ 计算。由于在上一部分我们已经验证了 R_{same} 、 R_{other} 和 R_{dif} 在预测能力上的持续性, 在此处及后文我们均选择过去 120 个月作为构建 R_{same} 和 R_{other} 的观测窗口, 以此在因子检验和成因解释中最大程度涵盖两者所蕴含的预测性信息。表 9 展示了上述三个新因子的月度平均收益等描述性统计信息。可以看出, PRD 、 $NPRD$ 、 PMN 都有显著为正的收益。与市场因子 MKT 、规模因子 SMB 、价值因子 HML 、动量因子

³感谢匿名审稿人建议, 我们增加了一系列稳健性检验, (1) 考虑涨跌停板的影响: 剔除触及涨跌停板的样本重新进行基准回归; (2) 考虑 T+1 制度的影响: 将预测变量延后一个交易日重新进行基准回归; (3) 去除极端值的影响: 将所有连续变量进行 1% 和 99% 的缩尾处理之后重新进行基准回归; (4) 剔除小市值股票的影响: 去掉了样本中市值最小的 50% 的股票之后, 重新进行基准回归; 在以上检验中基准结果均稳健存在。

表 8 稳健性检验

滞后窗口 (年)	面板 A: 排除隔夜时段的样本			面板 B: 排除二月的样本		
	R_{same}	R_{other}	R_{dif}	R_{same}	R_{other}	R_{dif}
1	0.196*** (38.51)	-0.084*** (-5.92)	0.086*** (30.88)	0.200*** (40.28)	-1.516*** (-24.09)	0.104*** (36.88)
2-3	0.102*** (30.1)	-0.031*** (-5.98)	0.026*** (15.87)	0.151*** (30.60)	-1.163*** (-16.54)	0.080*** (20.80)
4-5	0.074*** (21.67)	-0.023*** (-7.04)	0.018*** (14.12)	0.216*** (25.80)	-0.551*** (-11.32)	0.121*** (19.66)
6-10	0.062*** (12.09)	-0.006*** (-2.89)	0.007*** (5.58)	0.087*** (12.61)	-0.136*** (-4.42)	0.037*** (7.30)
1-10	0.202*** (35.74)	-0.007*** (-2.74)	0.013*** (14.29)	0.227*** (39.43)	-0.018** (-2.41)	0.067*** (19.26)
面板 C: 异象跨期表现						
时期	时期 1 (2005-2012)			时期 2 (2013-2020)		
	R_{same}	R_{other}	R_{dif}	R_{same}	R_{other}	R_{dif}
1	0.224*** (28.06)	-2.791*** (-24.03)	0.115*** (27.88)	0.169*** (38.57)	-0.133*** (-10.22)	0.086*** (26.45)
2-3	0.206*** (25.61)	-2.268*** (-16.52)	0.123*** (17.93)	0.098*** (19.53)	-0.120*** (-11.32)	0.038*** (13.88)
4-5	0.403*** (22.68)	-1.136*** (-10.39)	0.254*** (18.57)	0.077*** (16.03)	-0.091*** (-11.86)	0.021*** (12.37)
6-10	0.117*** (7.08)	-0.271*** (-2.80)	0.119*** (7.43)	0.072*** (11.61)	-0.075*** (-11.84)	0.003*** (4.40)
1-10	0.274*** (31.06)	0.007 (0.55)	0.133*** (18.85)	0.169*** (27.55)	-0.038*** (-12.00)	0.007*** (10.85)

注: *, **, *** 分别代表在 10%, 5% 和 1% 的水平上显著。

UMD、长期反转因子 $LTREV$ 相比, 同时包含两种异象信息的综合因子 PMN 具有更高的溢价 (1.3%, $t=2.57$)。表 10 汇报了各因子之间的相关性, 可见三种新因子与其他因子的相关系数均较低且不显著, 表明新因子可能具有独特的风险溢价来源。

接下来我们进行了张成检验 (spanning test), 证明新的定价因子不能被其他因子所解释。表 11 第 (1) - (3) 列检验了同时段动量因子 PRD 的增量信息。在第 (1) 列中, 我们的结果表明 PRD 不能被 Fama-French 三因子模型解释, 张成检验估计的 α 显著为正; 在第 (2) 列中, 我们在 (1) 的基础上增加了动量因子和长期反转因子, 发现 PRD 仍包含无法被现有因子解释的独特信息; 在第 (3) 列中, 我们在 (2) 的基础上加入考虑 $NPRD$ 因子作为解释变量, 发现仍然无法完全解释 PRD 的收益来源。这说明同时段动量和异时段反转包含的信息并不完全一致。类似地, 在第 (4) - (6) 列, 我们对 $NPRD$ 因子做类似的检验, 结果同样表明 $NPRD$ 因子包含独特的定价信息。在第 (7) - (8) 列, 检验结果表明 PMN 因子也包含经典定价因子无法解释的信息。

在另一方面, 我们从投资组合层面检验前述张成检验的稳健性: 如果新因子相对于现有因子来说具有显著的 α , 那么新因子将拓宽基于现有因子构建的有效前沿。这意味着对于只投资于现有定价因子的投资者来说, 可以通过同时交易新因子来提升投资组合的最大夏普比率。从表 12 的结果来看, 仅投资于市场因子 MKT 时, 组合的最大夏普比率仅为 0.14, 相比之下, Fama-French 三因子模型的最大夏普比率为 0.25, Carhart 四因子模型则可以使投资组合的最大夏普比率由 0.25 上升至 0.33。在 Carhart 模型基础上单独添加 PRD 、 $NPRD$ 、 PMN 再次能够使最大夏普比率分别上升至 0.36、0.38、0.33。这进一步证明了新的定价因子相对现有因子来说具有明显的 α , 即从投资组合的角度证明了新因子并非现有因子的冗余组合 (redundant factor)。

表 8 (续)

滞后窗口 (年)	面板 D: 排除股灾年份 (2008, 2009, 2015)			面板 E: 控制盈余公告的影响		
	R_{same}	R_{other}	R_{dif}	R_{same}	R_{other}	R_{dif}
1	0.195*** (35.06)	-0.909*** (-16.01)	0.106*** (33.50)	0.265*** (27.60)	-0.102*** (-6.51)	0.233*** (27.68)
2-3	0.101*** (27.25)	-1.123*** (-13.94)	0.033*** (14.49)	0.246*** (22.42)	-0.022** (-2.45)	0.21*** (21.36)
4-5	0.107*** (24.19)	-0.052*** (-6.63)	0.054*** (17.43)	0.17*** (11.92)	-0.308*** (-8.96)	0.163*** (12.09)
6-10	0.082*** (12.02)	-0.147*** (-4.58)	0.04*** (7.65)	0.030* (1.80)	-0.016 (-0.69)	0.035** (2.39)
1-10	0.202*** (32.58)	-0.032*** (-4.46)	0.027*** (13.82)	0.400*** (24.50)	0.020** (2.44)	0.431*** (20.31)
面板 F: 国有企业			面板 G: 非国有企业			
1	0.216*** (48.78)	-1.638*** (-23.98)	0.125*** (36.85)	0.191*** (23.01)	-1.989*** (-12.76)	0.101*** (24.95)
2-3	0.165*** (29.01)	-0.993*** (-15.30)	0.092*** (21.14)	0.162*** (27.26)	-1.236*** (-10.68)	0.102*** (20.33)
4-5	0.246*** (25.50)	-0.588*** (-11.73)	0.134*** (19.33)	0.203*** (21.98)	-0.032 (-0.46)	0.153*** (18.70)
6-10	0.076*** (9.93)	-0.115*** (-3.67)	0.022*** (4.54)	0.114*** (10.48)	-0.135*** (-3.45)	0.06*** (7.48)
1-10	0.255*** (42.26)	-0.057*** (-6.45)	0.066*** (19.78)	0.218*** (24.34)	-0.546*** (-4.30)	0.081*** (18.70)

注: *, **, *** 分别代表在 10%, 5% 和 1% 的水平上显著。

6 异象成因解释

6.1 市场流动性重现与流动性逆转

承接本文第 3 部分对流动性和新异象关联的分析, 本节从实证角度验证流动性变化对两种异象的解释能力。我们首先关注以一个交易日为变化周期的流动性重现 (liquidity recurrence) 和流动性逆转 (liquidity reversal) 对动量和反转现象的驱动作用。在此基础上, 构建流动性 β (liquidity beta) 衡量个股对市场流动性变化的暴露程度, 并观察流动性 β 对异象的解释作用。

参考 Hirshleifer 等^[33] 和 Guo 等^[32] 的研究思路, 我们首先筛选出每个交易日内流动性最充足和流动性最枯竭的两个时段, 分别采用交易量和相对有效价差作为流动性参考指标。在采用交易量作为划分依据时, 将每个交易日内交易量最多和最少的时段定义为高流动性和低流动性时期; 在采用相对有效价差作为划分依据时, 将每个交易日内相对有效价差最小和最大的时段定义为高流动性和低流动性时期。进一步地, 我们只保留样本中流动性最充足和最枯竭的两类样本, 检验这些时段的分时收益是否能被过去相同流动性状态的历史收益正向预测。如有, 则说明流动性状态的周期性重现能够驱动同时段动量出现; 类似地, 如果未来分时收益能被历史上不同流动性状态的分时收益负向预测, 则说明流动性逆转可能驱动异时段反转出现。我们使用 Fama-MacBeth 回归基于 (5) (6) 式检验滞后 1-10 天、11-20 天、21-30 天的流动性重现和流动性逆转效应:

$$R_{high(low),d}^i = \eta_{k,d} + \gamma_{k,d} R_{high(low),d-k}^i + \epsilon_d^i \quad (11)$$

$$R_{high(low),d}^i = \eta_{k,d} + \gamma_{k,d} R_{low(high),d-k}^i + \epsilon_d^i \quad (12)$$

其中, $k = 1 \sim 10, 11 \sim 20, 21 \sim 30$, $R_{high(low),d}^i$ 表示股票 i 在 d 日高流动性 (低流动性) 时段的收益率, $R_{high(low),d-k}^i$ 表示股票 i 在 $d-k$ 窗口内的高 (低) 流动性时段收益均值, $R_{low(high),d-k}^i$ 表示股票 i 在

表 9 因子描述性统计

	均值	中位数	标准差	10% 分位数	25% 分位数	75% 分位数	90% 分位数	t 值
<i>PRD</i>	0.009	0.002	0.041	-0.002	0.000	0.004	0.008	2.79
<i>NPRD</i>	0.007	0.001	0.027	-0.005	-0.001	0.005	0.026	3.12
<i>PMN</i>	0.013	0.000	0.066	-0.005	-0.002	0.003	0.008	2.57
<i>MKT</i>	0.012	0.016	0.091	-0.090	-0.038	0.056	0.130	1.75
<i>SMB</i>	0.010	0.010	0.045	-0.042	-0.019	0.037	0.064	2.79
<i>HML</i>	0.001	0.000	0.038	-0.040	-0.019	0.018	0.043	0.41
<i>UMD</i>	-0.004	-0.005	0.052	-0.074	-0.037	0.031	0.063	-1.12
<i>LTREV</i>	0.008	0.006	0.034	-0.027	-0.012	0.026	0.046	3.06

表 10 因子相关系数

	<i>PRD</i>	<i>NPRD</i>	<i>PMN</i>	<i>MKT</i>	<i>SMB</i>	<i>HML</i>	<i>UMD</i>	<i>LTREV</i>
<i>PRD</i>	1							
<i>NPRD</i>	0.108	1						
<i>PMN</i>	0.288***	-0.016	1					
<i>MKT</i>	-0.263***	-0.214***	-0.072	1				
<i>SMB</i>	-0.009	0.027	0.092	0.251***	1			
<i>HML</i>	0.039	-0.029	-0.012	0.089	-0.312***	1		
<i>UMD</i>	-0.072	-0.017	-0.177	-0.068	-0.263***	-0.108	1	
<i>LTREV</i>	0.027	0.056	-0.021	0.064	0.011	0.695***	-0.033	1

$d-k$ 窗口内的低(高)流动性时段收益均值. 回归式(5)检验流动性重现效应是否能驱动同时段动量产生; 回归式(6)检验流动性逆转效应是否能驱动异时段反转产生. 表13展示了(5)(6)式的结果. 从第(1)、(3)列可见, 在不同窗口期下, 当前分时收益能够被过去相同流动性状态的分时收益正向预测. 从第(2)、(4)列可见, 在不同窗口期下, 当前分时收益能够被过去不同流动性状态的分时收益负向预测, 这初步表明流动性的周期性重现和逆转能够驱动同时段动量和异时段反转出现.

接下来, 为了检验个股对市场的流动性暴露程度对两种异象的解释作用. 本文根据 Acharya 和 Pedersen^[6]的做法计算流动性 β . 首先, 计算个股 i 在 d 日的非流动性指标 $Amihud$ 作为交易成本 c_d^i 的代理变量, 并通过市值加权计算全市场的平均交易成本 c_d^M .

第二步, 分别对全市场交易成本 c_d^M 、市值加权平均的市场收益率 r_d^M 及个股交易成本 c_d^i 分别进行 $AR(2)$ 自回归得到残差项, 即未预期到的市场非流动性 uc_d^M 、未预期到的市场收益 ur_d^M 和未预期到的个股非流动性 uc_d^i .

$$c_d^M = a_0 + a_1 c_{d-1}^M + a_2 c_{d-2}^M + uc_d^M \quad (13)$$

$$r_d^M = a_0 + a_1 r_{d-1}^M + a_2 r_{d-2}^M + ur_d^M \quad (14)$$

$$c_d^i = a_0 + a_1 c_{d-1}^i + a_2 c_{d-2}^i + uc_d^i \quad (15)$$

第三步, 根据 Acharya 和 Pedersen^[6]提出的计算方法, 用过去 60 天的滚动窗口分别计算以下 4 个系数:

$$\beta_d^{1,i} = \frac{cov(r_d^i, ur_d^M)}{var(ur_d^M - uc_d^M)} \quad (16)$$

$$\beta_d^{2,i} = \frac{cov(uc_d^i, uc_d^M)}{var(ur_d^M - uc_d^M)} \quad (17)$$

$$\beta_d^{3,i} = \frac{cov(r_d^i, uc_d^M)}{var(ur_d^M - uc_d^M)} \quad (18)$$

$$\beta_d^{4,i} = \frac{cov(uc_d^i, ur_d^M)}{var(ur_d^M - uc_d^M)} \quad (19)$$

表 11 张成检验 (Spanning Test)

	PRD			NPRD			PMN	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Alpha</i>	0.010*** (2.94)	0.010*** (2.87)	0.009*** (2.64)	0.007*** (3.22)	0.006*** (2.84)	0.006*** (2.59)	0.012** (2.31)	0.013** (2.33)
<i>MKT</i>	-0.133*** (-3.72)	-0.133*** (-3.65)	-0.128*** (-3.41)	-0.071*** (-2.99)	-0.068*** (-2.80)	-0.063** (-2.47)	-0.078 (-1.32)	-0.076 (-1.28)
<i>SMB</i>	0.090 (1.17)	0.080 (0.90)	0.078 (0.87)	0.057 (1.12)	0.031 (0.53)	0.026 (0.44)	0.192 (1.52)	0.134 (0.94)
<i>HML</i>	0.107 (1.19)	0.120 (0.87)	0.125 (0.89)	0.016 (0.26)	-0.061 (-0.66)	-0.068 (-0.72)	0.068 (0.46)	0.080 (0.35)
<i>UMD</i>	-0.048 (-0.73)	-0.047 (-0.71)		-0.012 (-0.28)	-0.011 (-0.25)		-0.201* (-1.86)	
<i>LTREV</i>	-0.039 (-0.28)	-0.047 (-0.33)		0.103 (1.10)	0.106 (1.12)		-0.101 (-0.44)	
<i>PRD</i>						0.034 (0.62)		
<i>NPRD</i>		0.075 (0.62)						
<i>R</i> ²	0.081	0.085	0.087	0.053	0.060	0.060	0.019	0.044

注: *, **, *** 分别代表在 10%, 5% 和 1% 的水平上显著。

表 12 基于不同因子构建投资组合

	<i>MKT</i>	<i>SMB</i>	<i>HML</i>	<i>UMD</i>	<i>LTREV</i>	<i>PRD</i>	<i>NPRD</i>	<i>PMN</i>	最大夏普比率
(1)	100.00								0.14
(2)	9.02	60.23	30.75						0.25
(3)	9.02	60.23	30.75	0.00					0.25
(4)	6.03	36.36	0.00	0.00	57.61				0.33
(5)	8.55	35.74	16.29	0.02		39.39			0.36
(6)	6.17	27.97	15.30	0.00			50.56		0.38
(7)	7.91	20.30	9.75	0.04		23.35	38.67		0.44
(8)	5.79	44.65	24.20	2.33				23.03	0.33

最后, 本文得到股票 i 在 d 日的 $\beta_d^{liq,i}$:

$$\beta_d^{liq,i} = \beta_d^{1,i} + \beta_d^{2,i} - \beta_d^{3,i} - \beta_d^{4,i} \quad (20)$$

6.2 流动性 β 的解释作用

接下来, 我们研究流动性 β 是否对两类异象具有解释作用. 如果流动性变化的时钟效应能够驱动同时段动量和异时段反转两类横截面定价异象, 那么根据我们在第 3 部分的分析, 过去同期和异期收益对未来的预测能力将与个股的流动性 β 有关. 参照 Hirshleifer 等^[33] 和 Guo 等^[32] 的分析, 这也等价于 R_{same} 和 R_{other} 与流动性 β 所包含的预测性信息有交叠. 因此, 如果在预测性回归中控制个股的流动性 β , 那么 R_{same} 和 R_{other} 系数的显著性程度将下降. 接下来, 我们使用 Fama-MacBeth 回归基于 (8) (9) 式检验流动性 β 是否能够解释 R_{same} 和 R_{other} 对未来的预测能力:

$$R_{high(low),d}^i = \eta_{k,d} \pm \lambda_{k,d} \beta_{d-k}^{liq,i} + \gamma_{k,d} R_{high(low),d-k}^{\perp} + \epsilon_d^i \quad (21)$$

$$R_{high(low),d}^i = \eta_{k,d} \pm \lambda_{k,d} \beta_{d-k}^{liq,i} + \gamma_{k,d} R_{low(high),d-k}^{\perp} + \epsilon_d^i \quad (22)$$

其中, $k = 1 \sim 10, 11 \sim 20, 21 \sim 30$, $\beta_{d-k}^{liq,i}$ 是 $d-k$ 窗口内个股 i 的流动性 β 均值, 为了排除自变量之间相关性, 我们对 $R_{high(low),d-k}^i$ 相对 $\beta_{i,d-k}^{liq}$ 做正交化, 即将 $R_{high(low),d-k}^i$ 对 $\beta_{d-k}^{liq,i}$ 回归, 并将残差项

表 13 流动性重现与流动性逆转对股票截面收益的影响

被解释变量 流动性划分依据 解释变量 滞后窗口 (日)	$R_{high(low)} \times 100$			
	交易量		相对有效价差	
	$R_{high(low)}$	$R_{low(high)}$	$RET_{high(low)}$	$RET_{low(high)}$
	(1)	(2)	(3)	(4)
1-10	0.184*** (22.62)	-0.127*** (-28.26)	0.138*** (32.75)	-0.027*** (-12.32)
11-20	0.173*** (24.35)	-0.116*** (-23.78)	0.107*** (25.79)	-0.028*** (-9.55)
21-30	0.167*** (25.85)	-0.112*** (-20.89)	0.103*** (26.49)	-0.029*** (-16.19)

注: *, **, *** 分别代表在 10%, 5% 和 1% 的水平上显著.

$R_{high(low),d-k}^{\perp}$ 作为自变量. 当被解释变量为高流动性时段收益, 则解释变量使用 $\beta_{d-k}^{liq,i}$, 被解释变量为低流动性时段收益, 则解释变量使用 $-\beta_{d-k}^{liq,i}$.

表 14 中展示了流动性 β 对 R_{same} 和 R_{other} 预测能力的解释效应. 分别关注基于相对有效价差和成交量的划分结果, 可发现流动性 β 的估计系数均在 1% 显著性水平上为正, 表明个股的流动性 β 确实对未来收益具有显著的预测作用. 并且, $R_{high(low),d-k}^{\perp}$ 和 $R_{low(high),d-k}^{\perp}$ 的估计系数 t 值相比表 13 均有明显下降, 这说明流动性 β 能够解释流动性变化驱动的同时段动量和异时段反转效应.

表 14 流动性 β 对同时段收益和异时段收益效应的解释能力

被解释变量 滞后窗口 (日)	$R_{high(low)} \times 100$							
	交易量				相对有效价差			
	β_{liq}	$R_{high(low)}^{\perp}$	β_{liq}	$R_{low(high)}^{\perp}$	β_{liq}	$R_{high(low)}^{\perp}$	β_{liq}	$R_{low(high)}^{\perp}$
1-10	0.751*** (24.87)	0.433*** (8.98)	0.761*** (25.03)	-0.194*** (-9.52)	-0.725*** (-20.21)	0.663*** (16.65)	-0.737*** (-20.33)	0.009 (0.36)
11-20	0.750*** (24.72)	0.354*** (7.70)	0.759*** (24.83)	-0.129*** (-6.12)	-0.726*** (-20.19)	0.553*** (11.62)	-0.736*** (-20.30)	-0.032 (-1.19)
21-30	0.746*** (25.19)	0.319*** (8.24)	0.754*** (25.25)	-0.115*** (-3.71)	-0.725*** (-20.27)	0.497*** (10.38)	-0.735*** (-20.36)	-0.060** (-2.02)

注: *, **, *** 分别代表在 10%, 5% 和 1% 的水平上显著.

接下来我们采用相同的方法检验流动性 β 对新异象的解释能力, 我们按照回归式 (5) 和 (6) 的做法将流动性 β 作为解释变量加入预测性回归中, 并与 R_{same} 、 R_{other} 和 R_{dif} 进行正交化处理. 我们将结果报告在表 15 中, 对于不同的观测窗口期, 流动性 β 的回归系数均显著. 并且与表 7 中没有加入流动性 β 的估计结果相比, $R_{same}^{\perp}$ 、 $R_{other}^{\perp}$ 、 $R_{dif}^{\perp}$ 的系数显著性水平均有明显下降. 表 15 的结果进一步说明流动性 β 对同时段动量和异时段反转具有解释作用.

6.3 新异象的错误定价本质

在本小节我们验证同时段动量和异时段反转是否为错误定价. 由于错误定价的存在与套利限制有关^[46-49]. 当市场上的套利成本较高时, 套利者更难纠正错误定价, 此时价格异象程度更深. 基于此, 本小节探索同时段动量和异时段反转在不同套利限制的股票中是否存在差异, 如果两类异象的本质为错误定价, 那么在套利限制较高的股票中异象表现会更强.

考虑到中国股票市场在交易制度方面的特殊性, 本文参照 Gu 等^[50] 和李少育等^[51] 构建了一个衡量套利限制的综合指标 LOA . 个股在每个月的套利限制 LOA 包含 9 个部分: (1) 涨跌停限制 (Sus): 我国股市自 1996 年 12 月以来存在涨跌幅限制, 普通股的日涨跌幅限制为 10%, 部分特殊股票的日涨跌幅限制为 5%, 触及涨跌停板的股票更可能面临更高的套利限制. 因此本文定义 Sus 为股票在当月停牌的天数. (2) 融券交易限制 (Sht): 自 2010 年 3 月起, 中国股市开始允许融券交易, 不允许融券交易

表 15 流动性 β 在不同窗口期下的解释能力

被解释变量 滞后窗口 (年)	$R_{high(low)} \times 100$					
	β_{liq}	$R_{same}^\perp$	β_{liq}	$R_{other}^\perp$	β_{liq}	$R_{diff}^\perp$
1	0.116*** (15.58)	0.099 (1.46)	0.117*** (15.65)	-0.264* (-1.79)	0.115*** (15.58)	0.114*** (7.24)
2-3	0.048*** (15.50)	0.253*** (11.30)	0.047*** (15.30)	-0.638*** (-4.72)	0.047*** (15.35)	0.223*** (11.54)
4-5	0.008** (2.33)	0.102*** (3.00)	0.008** (2.25)	0.226 (1.22)	0.008** (2.30)	0.086*** (3.04)
6-10	0.001 (0.36)	-0.017 (-0.48)	0.001 (0.29)	0.455* (1.76)	0.001 (0.38)	-0.025 (-0.85)
1-10	0.062*** (16.70)	0.116*** (5.19)	0.063*** (16.75)	-0.215*** (-3.17)	0.060*** (16.58)	0.050*** (3.59)

注: *, **, *** 分别代表在 10%, 5% 和 1% 的水平上显著。

的股票面临着更高的套利限制。因此, 若股票在当月不允许融券交易, 则 Sht 等于 1; 否则等于 0. (3) 股指期货套利限制 ($CSI300$)。沪深 300 股指期货于 2010 年 4 月上市, 是中国股市唯一可交易的指数期货, 因此, 如果股票不是沪深 300 成分股, 套利者可能会面临更高的套利限制。由此, 如果股票在当月不是沪深 300 成分股, 则 $CSI300$ 定义为 1, 否则为 0. (4) 分析师覆盖度 (Nan)。分析师覆盖较低的股票可能有较高的套利限制, 所以本文定义 Nan 为当月覆盖该股票的分析师数量. (5) 相对有效价差 (Esp)。价差越高意味着流动性成本越高, Esp 为股票按每笔交易时间进行加权计算的当天有效价差指标并取月平均. (6) 相对买卖价差 (Qsp)。 Qsp 为股票按每笔交易时间进行加权计算的当日买卖价差指标并取月平均. (7) 每股均价 (Pps)。价格较高的股票通常面临较高的套利成本, 因此我们也将为股票的月末收盘价 Pps 纳入考虑. (8) 特质波动率 ($Ivff$)。 $Ivff$ 为股票在当月经过 Fama-French 三因子调整的特质波动率. (9) 特质偏度 ($Isff$)。 $Isff$ 为股票在当月经过 Fama-French 三因子调整的特质偏度. 除了 Sht 和 $CSI300$ 两个虚拟变量, 我们将其他 7 个连续变量分别在每个单日横截面上由最易套利到最难套利排序, 并分为两组. 将最难套利的样本记为 1, 其他记为 0. 最后, 将这 9 个指标进行平均得到本文的套利限制综合指标 LOA .

本文在公式 (4) 的 Fama-Macbeth 回归基础上, 加入了套利限制综合指标 LOA 与 R_{same} 及 R_{other} 的交乘项, 将回归结果报告在表 16 中. 可以发现, 在第 (3) 列中, $LOA \times R_{same}$ 的回归系数显著为正; 在第 (4) 列中, $LOA \times R_{other}$ 的回归系数显著为负, 这表明同时段动量和异时段反转在套利限制更高的股票中更强. 上述结果验证了两类异象的表现与套利限制相关, 揭示其错误定价本质⁴.

7 结论

本文基于流动性的时钟效应探索中国股票市场在高频层面的横截面收益表现. 本研究发现, 中国 A 股市场上存在显著的同时段动量和异时段反转, 两类异象在在不同市场环境以及不同类型的个股中均表现稳健. 进一步地, 我们通过仿真模拟和实证分析验证了流动性的时钟效应对两类异象的解释作用, 并揭示了异象的错误定价本质.

目前, 从现有文献来看, 关于日内或高频股票收益率的国内外研究相当匮乏. 受到数据处理技术和交易技术方面的限制, 过去研究大多仅关注月度和日度股票收益, 对中国市场高频股票收益的研究寥寥无几. 缺乏对高频价格规律的认知可能影响了实际的交易规则制订. 过去为了抑制股价在高频层面的剧烈波动, 我国资本市场推出了“T+1”结算制度、涨跌停制度和熔断机制等较为笼统的交易限制措施. 但是, 这类交易规则在限制投机者频繁换仓的同时, 也束缚了成熟投资者对错误定价的纠正能力. 而本研究有助于市场参与者对高频股票价格的变化规律产生更深层次的理解, 也将有利于监管层面制订更有

⁴感谢匿名审稿人建议, 我们以加入交叉项的方式检验了机构投资者比例 (IO) 对基准结果的解释作用, 结果发现机构投资者持股比例越大, 异时段反转越明显. 但是机构持股比例对同时段动量的影响不明显.

表 16 套利限制的影响

被解释变量	<i>R</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
R_{same}	0.237*** (44.17)	0.238*** (43.66)	0.216*** (18.13)	0.216*** (17.79)
R_{other}		-0.011 (-0.89)	-0.011 (-0.89)	0.532*** (3.91)
LOA	-0.102*** (-14.53)	-0.103*** (-14.54)	-0.114*** (-15.39)	-0.127*** (-15.58)
$LOA \times R_{same}$			0.037** (1.99)	0.034* (1.81)
$LOA \times R_{other}$				-1.150*** (-4.87)
$LnME$	0.029*** (14.88)	0.028*** (14.82)	0.031*** (15.66)	0.031*** (15.72)
BtM	0.024*** (4.95)	0.023*** (4.85)	0.026*** (5.30)	0.023*** (4.82)
$R(0, -1)$	-0.088*** (-9.34)	-0.089*** (-9.37)	-0.088*** (-9.32)	-0.090*** (-9.41)
$R(-2, -12)$	-0.029*** (-8.24)	-0.029*** (-8.25)	-0.028*** (-8.00)	-0.029*** (-8.21)
$R(-13, -60)$	-0.011*** (-6.77)	-0.012*** (-6.81)	-0.012*** (-7.02)	-0.012*** (-6.86)

注: 1. *, **, *** 分别代表在 10%, 5% 和 1% 的水平上显著。

2. 由于因变量与自变量的数量级差异, 为了便于汇报, 此处对控制变量的系数均进行了数量级上的调整: 我们将 LOA 、 $LnME$ 、 BMQ 、 $R(t-1)$ 、 $R(t-12, t-2)$ 、 $R(t-60, t-13)$ 的估计系数乘以了 100。

针对性、更有效率且更具中国特色的交易规则。

参考文献

- [1] Sun L, Najand M, Shen J. Stock return predictability and investor sentiment: A high-frequency perspective[J]. Journal of Banking and Finance, 2016, 73: 147-164.
- [2] 赵华, 罗攀, 王思胤. 中国股市高频配对交易研究: 基于 Lévy-OU 过程 [J]. 系统工程理论与实践, 2023, 43(08): 2251-2265.
Zhao H, Luo P, Wang S Y. High-frequency pairs trading in Chinese stock market: Based on Lévy-OU processes[J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2023, 43(8): 2251-2265.
- [3] Admati A R, Pfleiderer P. A theory of intraday patterns: Volume and price variability[J]. The Review of Financial Studies, 1988, 1(1): 3-40.
- [4] 屈文洲, 吴世农. 中国股票市场微观结构的特征分析——买卖报价价差模式及影响因素的实证研究 [J]. 经济研究, 2002, (01): 56-63+95-96.
Qiu W Z, Wu S N. An empirical study on the characteristics of microstructure of China's stock market—Bid-ask spread model and influencing factors[J]. Economic Research, 2002, (01): 56-63+95-96.
- [5] 杨之曙, 李子奈. 上海股市日内流动性——深度变化实证研究 [J]. 金融研究, 2003, (6): 25-37.
Yang Z S, Li Z N. Intraday liquidity in the Shanghai stock market—Empirical study of deep changes[J]. Financial Research, 2003, (6): 25-37.
- [6] 刘红忠, 何文忠. 中国股票市场上的“隔夜效应”和“午间效应”研究 [J]. 金融研究, 2012, (2): 155-167.
Liu H C, He W Z. Study on the overnight effect and lunch effect in China's stock market[J]. Financial Research, 2012, (2): 155-167.
- [7] 蒋戡, 龚丽. 中国沪深股市的开盘效应与收盘效应 [J]. 管理科学学报, 2020, 23(5): 76-88.
Jiang Y, Gong L. The opening and closing effects in the Shanghai and Shenzhen stock markets[J]. Journal of

- Management Science, 2020, 23(5): 76-88.
- [8] Acharya V V, Pedersen L H. Asset pricing with liquidity risk[J]. Journal of Financial Economics, 2005, 77(2): 375-410.
- [9] Gao Y, Han X, Li Y, et al. Overnight momentum, informational shocks, and late informed trading in China[J]. International Review of Financial Analysis, 2019, 66: 101394.
- [10] 王若昕, 马锋. 日内收益率预测: 基于日内跳跃和动量研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2021, (08): 2004-2014.
Wang R X, Ma F. Intraday return prediction: Based on intraday jumps and momentum research[J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2021, (08): 2004-2014.
- [11] 尹力博, 马泉. 异质投资者角力能够预测未来股价吗?——中国 A 股市场“高开低走”异象研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2021, 2239-2255.
Yin L B, Ma X. Can the battle of heterogeneous investors predict future stock prices?—A study on the high opening and low closing anomaly in China's A-share market[J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2021, 2239-2255.
- [12] Kang J, Lin S, Xiong X. What drives intraday reversal? Illiquidity or liquidity oversupply?[J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 2022, 136: 104313.
- [13] 毛杰, 陈宓舟, 许磊, 等. 基于双重选择 LASSO 模型的我国股市定价因子边际有效性研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2024, 44(09): 2993-3008.
Mao J, Chen M Z, Xu L, et al. Research on the marginal effectiveness of Chinese stock markets' pricing factors: Application of double-selection LASSO model[J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2024, 44(9): 2993-3008.
- [14] 马锋, 何晓凤, 鲁心洁. 中国金融市场波动率建模及其预测研究: 基于新的分解方法 [J]. 系统工程理论与实践, 2023, 43(10): 2827-2845.
Ma F, He X F, Lu X J. Modeling and prediction of Chinese stock market volatility: Based on a new decomposition method[J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2023, 43(10): 2827-2845.
- [15] 吴志敏, 蔡光辉. 基于高频金融数据的已实现实时乘法误差模型 [J/OL]. 系统工程理论与实践, 1-31[2025-02-21].
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2267.n.20241120.1341.002.html>.
Wu Z M, Cai G H. Realized Real-time Multiplicative Error Model Based on High-frequency Financial Data[J/OL]. Systems Engineering - Theory & Practice, 1-31 [2025-02-21].
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2267.n.20241120.1341.002.html>.
- [16] Rozeff M S, Kinney W R Jr. Capital market seasonality: The case of stock returns[J]. Journal of Financial Economics, 1976, 3(4): 379-402.
- [17] French K R. Stock returns and the weekend effect[J]. Journal of Financial Economics, 1980, 8(1): 55-69.
- [18] Roll R. A possible explanation of the small firm effect[J]. The Journal of Finance, 1981, 36(4): 879-888.
- [19] Keim D B. Size-related anomalies and stock return seasonality: Further empirical evidence[J]. Journal of Financial Economics, 1983, 12(1): 13-32.
- [20] Reinganum M R. The anomalous stock market behavior of small firms in January: Empirical tests for tax-loss selling effects[J]. Journal of Financial Economics, 1983, 12(1): 89-104.
- [21] Ariel R A. A monthly effect in stock returns[J]. Journal of Financial Economics, 1987, 18(1): 161-174.
- [22] 陈健, 何仁科. 中国股票市场“月度效应”研究 [J]. 商业研究, 2004, (5): 77-80.
Chen J, He R K. Study on the monthly effect in China's stock market[J]. Commercial Research, 2004, (5): 77-80.
- [23] 李凌波, 吴启芳, 汪寿阳. 周内效应和月度效应: 中国证券投资基金市场的实证研究 [J]. 管理学报, 2004, (1): 41-46.
Li L B, Wu Q F, Wang S Y. Weekday and monthly effects: An empirical study on China's mutual fund market[J]. Journal of Management, 2004, (1): 41-46.
- [24] 俞乔. 市场有效, 周期异常与股价波动 [J]. 经济研究, 1994, 9: 43-50.
Yu Q. Market efficiency, cyclical anomalies, and stock price volatility[J]. Economic Research, 1994, 9: 43-50.
- [25] 奉立城. 中国股票市场的“周内效应”[J]. 经济研究, 2000, (11): 50-57.
Feng L C. The weekday effect in China's stock market[J]. Economic Research, 2000, (11): 50-57.
- [26] Cadsby C B, Ratner M. Turn-of-month and pre-holiday effects on stock returns: Some international evidence[J]. Journal of Banking and Finance, 1992, 16(3): 497-509.

- [27] 陆磊, 刘思峰. 中国股票市场具有“节日效应”吗?[J]. 金融研究, 2008, (2): 127-139.
Lu L, Liu S F. Does China's stock market have a holiday effect ?[J]. Financial Research, 2008, (2): 127-139.
- [28] Foster F D, Viswanathan S. Variations in trading volume, return volatility, and trading costs: Evidence on recent price formation models[J]. The Journal of Finance, 1993, 48(1): 187-211.
- [29] Greene J T, Watts S G. Price discovery on the NYSE and the NASDAQ: The case of overnight and daytime news releases[J]. Financial Management, 1996: 19-42.
- [30] Cooper M J, Cliff M T, Gulen H. Return differences between trading and non-trading hours: Like night and day[J]. Available at SSRN 1004081, 2008.
- [31] Kelly M A, Clark S P. Returns in trading versus non-trading hours: The difference is day and night[J]. Journal of Asset Management, 2011, 12: 132-145.
- [32] Qiao K, Dam L. The overnight return puzzle and the “T+1” trading rule in Chinese stock markets[J]. Journal of Financial Markets, 2020, 50: 100534.
- [33] Heston S L, Sadka R. Seasonality in the cross-section of stock returns[J]. Journal of Financial Economics, 2008, 87(2): 418-445.
- [34] Keloharju M, Linnainmaa J T, Nyberg P. Return seasonalities[J]. The Journal of Finance, 2016, 71(4): 1557-1590.
- [35] Lo A W, MacKinlay A C. When are contrarian profits due to stock market overreaction?[J]. The Review of Financial Studies, 1990, 3(2): 175-205.
- [36] Keloharju M, Linnainmaa J T, Nyberg P. Are return seasonalities due to risk or mispricing?[J]. Journal of Financial Economics, 2021, 139(1): 138-161.
- [37] Guo S, Yuan Y, Ma F. Cross-sectional seasonalities and seasonal reversals: Evidence from China[J]. International Review of Financial Analysis, 2022, 82: 102162.
- [38] Hirshleifer D, Jiang D, DiGiovanni Y M. Mood beta and seasonalities in stock returns[J]. Journal of Financial Economics, 2020, 137(1): 272-295.
- [39] Heston S L, Korajczyk R A, Sadka R. Intraday patterns in the cross-section of stock returns[J]. The Journal of Finance, 2010, 65(4): 1369-1407.
- [40] Baltussen G, Da Z, Lammers S, et al. Hedging demand and market intraday momentum[J]. Journal of Financial Economics, 2021, 142(1): 377-403.
- [41] Li Z, Sakkas A, Urquhart A. Intraday time series momentum: Global evidence and links to market characteristics[J]. Journal of Financial Markets, 2022, 57: 100619.
- [42] Lou D, Polk C, Skouras S. A tug of war: Overnight versus intraday expected returns[J]. Journal of Financial Economics, 2019, 134(1): 192-213.
- [43] Akbas F, Boehmer E, Jiang C, et al. Overnight returns, daytime reversals, and future stock returns[J]. Journal of Financial Economics, 2022, 145(3): 850-875.
- [44] Fama E F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work[J]. The Journal of Finance, 1970, 25(2): 383-417.
- [45] Ong L. Seasonalities in China's stock markets: Cultural or structural?[J]. 2006.
- [46] Shleifer A, Vishny R W. The limits of arbitrage[J]. The Journal of Finance, 1997, 52(1): 35-55.
- [47] Mashruwala C, Rajgopal S, Shevlin T. Why is the accrual anomaly not arbitrated away? The role of idiosyncratic risk and transaction costs[J]. Journal of Accounting and Economics, 2006, 42(1-2): 3-33.
- [48] Lam F E C, Wei K J. Limits-to-arbitrage, investment frictions, and the asset growth anomaly[J]. Journal of Financial Economics, 2011, 102(1): 127-149.
- [49] 周颖刚, 唐诚蔚, 许杏柏. 中国股市涨跌停板的溢出效应研究——基于时变权重矩阵的空间杜宾模型 [J/OL]. 系统工程理论与实践, 1-19 [2025-02-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2267.N.20250122.1650.004.html>.
Zhou Y G, Tang C W, Xu X B. Spillover effects of price limits on China stock market —Based on spatial Durbin model with time-varying weight matrices[J/OL]. Systems Engineering - Theory & Practice, 1-19 [2025-02-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2267.N.20250122.1650.004.html>.
- [50] Gu M, Kang W, Xu B. Limits of arbitrage and idiosyncratic volatility: Evidence from China stock market[J]. Journal of Banking and Finance, 2018, 86: 240-258.
- [51] 李少育, 张滕, 尚玉皇, 等. 市场摩擦对特质风险溢价的影响效应——基于 A 股主板市场的实证分析 [J]. 金融研究, 2021, 49(8): 190-206.

Li S Y, Zhang T, Shang Y H, et al. The effect of market frictions on the premium of idiosyncratic risk: Empirical analysis based on the A-share main board market[J]. Financial Research, 2021, 494(8): 190-206.

