

# 高成交量溢价能预测经济基本面信息吗？

## ——“学海拾珠”系列之五十七

报告日期：2021-08-23

分析师：严佳炜

执业证书号：S0010520070001

邮箱：yanjw@hazq.com

分析师：朱定豪

执业证书号：S0010520060003

邮箱：zhudh@hazq.com

联系人：吴正宇

执业证书号：S0010120080052

邮箱：wuzy@hazq.com

### 相关报告

1. 《公司盈利季节性和股票收益——“学海拾珠”系列之四十九》
2. 《投资者评价基金时会考虑哪些因素——“学海拾珠”系列之五十》
3. 《社交媒体效应、投资者认知和股票横截面收益——“学海拾珠”系列之五十一》
4. 《基金的下行风险择时能力——“学海拾珠”系列之五十二》
5. 《共同基金持仓拥挤度对股票收益的影响——“学海拾珠”系列之五十三》
6. 《基金公司内部的信息传播速度——“学海拾珠”系列之五十四》
7. 《因子动量与行业动量，殊因殊果——“学海拾珠”系列之五十五》
8. 《基金经理自购与基金风险——“学海拾珠”系列之五十六》

### 主要观点：

本篇是“学海拾珠”系列第五十七篇，本期推荐的海外文献研究**高成交量回报溢价和经济基本面的关系**。作者首先研究在预测性回归的框架内，成交量溢价是否有助于预测未来的经济活动，作者提供了样本内和样本外的证据，证明交易量溢价所包含的信息对预测九个月内的工业生产增长是有用的。由于其对实体经济的强大预测能力，作者还通过资产定价的视角评估了对成交量溢价的基于风险的解释。

回到 A 股市场，研究股票横截面收益的溢价来源和经济基本面之间的关系是一个有趣的视角，一定程度上风险因子对股票收益的预测能力与其在宏观经济因子上的敞口变化有关；应用层面上，将风险因子的择时和经济状态的识别联系在一起似乎是一个可行的途径。

#### ● 高成交量溢价能预测实体经济的信息

市值加权的成交量溢价 HVPVW 是未来工业生产增长的一个强有力的预测指标，这种关系是非常显著的。回归估计值为-0.052，意味着当月的交易量溢价（表 1 中的 1.75%）增加一个标准差与下个月的工业生产增长减少 9.2 个基点有关。此外，这一影响并非微不足道，因为它相当于样本期间工业生产平均增长率的 45%（即 0.21%）。总之，成交量溢价对工业生产增长的预测能力很强，最长可达 9 个月。

#### ● 高成交量溢价 HVP 的预测能力是否能被已知变量解释

成交量溢价的预测能力确实部分是由 FF 五因子、四个商业周期变量和系统性风险因子 CATFIN 这几个因子所解释的。除了这几个因子，交易量溢价仍然保留了预测工业生产增长的有价值的信息。交易量溢价对经济增长的预测能力在很大程度上独立于传统风险因子模型。相比之下，它与四个商业周期变量以及 Allen、Bali 和 Tang（2012）的金融系统性风险因子的预测能力更相关。

#### ● 对高成交量溢价的基于风险的解释

作者进一步对高成交量溢价 HVP 提供了基于风险的解释。一方面，具有高特质波动率的股票往往是高成交量的股票，并且具有更高的预期收益。另一方面，从宏观经济风险角度来看，工业生产增长因子包含了成交量对投资组合定价的信息，高交易量的股票风险更大，它们比低交易量的股票在工业生产、预期通货膨胀的变化和期限溢价这三个经济因子的风险敞口更大，因此要求更高的溢价。

#### ● 风险提示

本文结论基于历史数据与海外文献进行总结；不构成任何投资建议。

## 正文目录

1 简介 .....	4
2 可检验的假设及研究方法 .....	6
3 数据 .....	7
4 高交易量回报溢价对经济活动的预测能力 .....	9
4.1. 单变量回归结果 .....	9
4.2. 多变量回归结果 .....	10
4.3. 多变量回归的额外结果 .....	11
4.4. 样本外的证据 .....	12
4.5. 交易量溢价对其他经济指标的预测能力 .....	13
5 基于风险解释的检验 .....	13
5.1. 异常交易量和股票特征之间的截面关系 .....	13
5.2. 对异常交易量和股票收益预测因子的双变量投资组合层面分析 .....	15
5.3. 交易量溢价对共同风险因素和宏观经济因子的回归 .....	18
6 检验行为/错误定价的解释 .....	20
7 结语 .....	23
风险提示: .....	23

## 图表目录

图表 1 高成交量回报溢价的汇总统计和 10 个按交易量排序的投资组合的回报 .....	8
图表 2 组合构建后的累积收益 .....	9
图表 3 高交易量回报溢价的单变量回归作为经济活动的指标 .....	9
图表 4 高交易量回报溢价的多变量回归作为工业生产的指标 .....	11
图表 5 交易量溢价对美国工业生产的样本外预测表现 .....	12
图表 6 交易量排序的投资组合的平均股票特征 .....	14
图表 7 按异常交易量结合规模、非流动性冲击排序的股票回报 .....	15
图表 8 按交易量和不控制其他股票指标排序的投资组合的 FAMA-FRENCH 五因子的 $\alpha$ .....	17
图表 9 高交易量回报溢价在基于风险和错误定价因子上的时间序列回归 .....	18
图表 10 在交易量上构建的投资组合的宏观经济暴露 .....	20
图表 11 在异常交易量上构建的投资组合的预测回报收益差 .....	20
图表 12 在异常交易量和错误定价得分上排序的股票收益 .....	21
图表 13 在异常交易量和机构持股比例上排序的股票收益 .....	22

# 1 简介

人们早已认识到，近期受到大量正向交易量冲击的股票会获得超额回报（Gervais, Kaniel, and Mingelgrin, 2001; Kaniel, Ozoguz, and Starks, 2012）。基于1963年7月至2016年12月的美国数据，作者发现**做多近期异常高交易量的股票和做空异常低交易量的股票**的投资策略，在市值加权的基础上获得规模调整后的平均每月溢价0.53%，等权能获得0.68%。如Kaniel, Ozoguz, and Starks (2012)构建的那样，交易量排序组合的最高和最低十分位数之间的收益差产生了类似的回报率。

对高交易量溢价（HVP）的主要解释是默顿（1987）的投资者认知假说（Gervais, Kaniel, and Mingelgrin, 2001; Lerman, Livnat, and Mendhall, 2008; Kaniel, Ozoguz, and Starks, 2012; Israeli, Kaniel, and Sridharan, 2018）。根据这一假说，在一个信息不完全的**市场中，对股票交易活动的正向冲击会增加股票的曝光度，从而引起对该股票的后续需求和价格**。同样地，Bali 等人（2014）通过投资者的不关注和非流动性来解释与流动性冲击有关的溢价。微观结构文献中的许多研究在考察交易量和收益关系时都引用了**错误定价**的解释。例如 Gervais 和 Odean (2001) 以及 Statman, Thorley 和 Vorkink (2006) 认为，交易量描述了导致投资者过度自信的学习曲线，并进一步影响到未来的股票收益。Barber 和 Odean (2008) 以及 Hou, Xiong 和 Peng (2009) 认为，交易量与投资者的**注意力有关，反映了投资者对公司消息如何反应**。

在前述论文的基础上，本文研究了异常交易量与未来股票横截面收益之间的显著正相关性是否与经济基本面风险有关。扩展来看，作者对交易量溢价是否能被现有的因子资产定价模型所解释感兴趣。特别是作为对普遍存在的错误定价解释的替代/补充，研究基于风险的解释是否可能至少是部分解释交易量溢价。受 Fama (1991) 关于横截面和时间序列股票收益预测性之间存在明确联系的猜想的启发，作者假设**如果从股票横截面构建的交易量溢价确实与经济基本面有关，那么它有助于预测未来真实经济活动的时间变化**。同时，代表经济风险的因子有助于解释按异常交易量排序的股票收益的横截面变化。

为了检验这些假设，作者采用了两种互为补充的实证策略，每一种策略都被不同的作者用来研究包括规模溢价、价值溢价、动量、与投资有关的回报异常和流动性等回报因子的经济内容。作者首先研究在预测性回归的框架内，交易量溢价是否有助于预测未来的实际经济活动。作者提供了样本内和样本外的证据，证明**交易量溢价所包含的信息对预测九个月内的工业生产增长是有用的**。定量角度来看，交易量溢价每增加一个标准差，预测未来一个月的工业生产增长会减少 9.2 个基点，这大约是样本期间平均经济增长率的一半。交易量溢价 HVP 对其他三个宏观经济指标也表现出类似的预测能力：**芝加哥联储全国活动指数（CFNAI），企业总收入，和非农就业率**。

然后在资产定价框架内，作者研究了股票收益和宏观经济因子中的共同风险因子能在多大程度上解释交易量溢价。由于股票收益的风险因子不能完全解释 HVP，作者研究经济风险因子是否具有额外的解释力。在一个包括 Fama 和 French (2015) 的五因子、流动性因子和跟踪未来工业生产增长消息的模拟组合回报的七因子模型中，发现经济风险因子确实是有一定解释力的。然而，这些因子只占交易量溢价的三分之一左右。

此外，作者还研究了低交易量和**高交易量投资组合之间的平均收益差中，有多少可以通过其对系统性风险的暴露来解释，即通过在 Chen, Roll, and Ross (1986) 的五个宏观经济因子上的载荷来衡量**。结果表明，**在与工业生产和期限利差有关的**



经济风险方面，高交易量股票比低交易量股票的风险敞口更大。直观地说，一些股票经历了交易量的飙升，部分原因是这类股票的增长前景比其他股票对未来经济的信息更加敏感且基本面的消息必须通过交易来定价。尽管如此，因子载荷的价差很小，五个经济因子总共只能预测交易量溢价的一小部分。

总的来说，作者发现了高交易量回报溢价和经济基本面之间联系的时间序列证据。然而，在股票和投资组合层面上的双变量横截面分析的证据则稍显薄弱。特别是，虽然风险在驱动交易量溢价方面发挥了作用，但预测的数额太小。交易量溢价的很大一部分不能被共同回报因子和对经济风险的指标所解释。作者还发现，Stambaugh 和 Yuan (2017) 以及 Daniel、Hirshleifer 和 Sun (2020) 这两个基于错误定价的因子模型，未能解释观察到的交易量溢价。因此，从资产定价的角度来看，回报异常的来源仍有待讨论。

据作者所知，这是第一篇将交易量溢价与宏观经济基本面联系起来并在资产定价框架内研究交易量效应的文章。Akbas (2016) 发现，在盈利公告前一周，交易量异常低的股票往往有更多不利的盈余惊喜。Israeli, Kaniel 和 Sridharan (2018) 非常详细地证明，股票交易量的意外增加与未来一年企业投资和融资现金流的增加有关。Han 和 Huang (2018) 发现，负面的流动性冲击在短期内会导致股票价格下降，但在长期内会导致价格上升。他们通过公司层面的基本面和信息不确定性的变化来解释这种影响。上述研究是在公司层面上研究交易量/流动性的影响，而本文的重点关注月度市场总量和宏观经济数据。作者的研究集中于评估交易量溢价和经济基本面之间的联系。

作者的论文与其他一些将与交易量有关的回报溢价解释为对风险的补偿的论文有关。然而，他们对风险的定义与本文研究的不一样。例如，Garfinkel 和 Sokobin(2006)将盈利公告前后的异常交易量作为投资者意见分歧的指标，并将意见分歧视为一种风险。同样 Schneider (2009) 认为高交易量意味着低信息质量，因此也意味着更大的不确定性。Gallmeyer, Hollifield, and Seppi (2009) 认为大交易量意味着投资者对股票需求的不确定性程度不一般。相比之下，作者研究的是交易量溢价和普通风险因子之间是否存在直接联系。

作者的论文也与大量关于公司和市场范围内（非）流动性对未来股票收益的预测能力的文献密切相关。本文与流动性文献的关键区别在于，作者对交易量信息的使用有所不同。之前许多研究都是以数值大小形式研究交易量（成交量，或订单流量）的影响（Brennan, Chordia, and Subrahmanyam, 1998; Chordia and Swaminathan, 2000; Statman, Thorley, and Vorkink, 2006, Lo and Wang, 2010）。另一类文献基于数值大小形式的交易量来衡量流动性（或交易成本），并研究其对同期和未来价格变化或经济活动的影响（Amihud, 2002; Pastor 和 Stambaugh, 2003; Næs, Skjeltorp 和 Ødegaard, 2011; Lou 和 Shu, 2017; Chen, Eaton 和 Paye, 2018）。最近的一些研究侧重于流动性的冲击（Bali 等人, 2014; Han 和 Huang, 2018）。

相比之下，本文仅通过对交易量的冲击来研究经济内容和交易的预测能力。我们对一只股票的高/低交易量的分类是相对于它自身最近的交易情况而言的。交易量和流动性的测量并非易事。Amihud (2002) 和 Acharya 和 Pedersen (2005) 认为，较低的流动性水平应该导致较高的预测未来收益。另外，Bali 等人 (2014) 和 Han 和 Huang (2018) 的经验表明，经历负流动性冲击的股票带有负溢价。

在最近的一篇论文中，Lou 和 Shu (2017) 证明了 Amihud (2002) 的非流动性指标的定价并不归因于旨在捕捉价格影响（或交易成本）的回报与交易量比率的

构建，而完全是由于交易量成分。作者后来证明，虽然相关，但交易量的冲击捕捉了传统流动性指标或流动性冲击中不常见的信息。此外，交易量溢价对实体经济的预测比与流动性相关的指标更好。在解释为什么流动性是比股票收益更好的经济指标时，Næs, Skjeltorp 和 Ødegaard (2011) 认为，股票收益包含了更复杂的信息组合，这种组合使得信号更加模糊。作者猜测相对于流动性溢价，交易量溢价的表现也可以有类似的论据。

作者的论文与流动性文献的另一个区别是，在构建异常高/低交易量股票的投资组合时，遵循 Gervais, Kaniel 和 Mingelgrin (2001) 以及 Kaniel, Ozoguz 和 Starks (2012)，明确排除那些盈利公告在投资组合构建日或前后的股票。如果股票的高交易量是由其他公司事件的新闻引起的，如合并、收购和退市，也被排除在外。这类交易量变化可能更多的与公司的基本面有关，而与宏观经济的基本面没有直接关系。相反，由于价格和交易量的变化往往集中在这类事件的公告前后，其他许多研究要么关注这些事件的交易量/价格影响，要么不区分不同原因的交易量 (Næs, Skjeltorp, and Ødegaard, 2011; Akbas, 2016)。

本文的其余部分如下。在下一节中，作者提出了可检验的假设并描述了检验这些假设的实证模型。第 3 节讨论了数据。第 4 节介绍了预测性回归的主要结果。在第 5 节探讨基于风险的交易量溢价的解释，在第 6 节考察基于错误定价的解释。第 7 节总结了主要结论，并讨论了本文的一些局限性。

## 2 可检验的假设及研究方法

市场微观结构理论认为，交易量和价格变化都与信息到达市场有关。Cochrane (2013, p. 41) 说的更直白：“多的交易量显然是为了给市场带来信息”。交易量表明了投资者如何对单个股票进行交易，以**分担风险或基于非公开信息的投机**，进而诱发不同的后续反转或延续性的规律 (Llorente 等人, 2002)。Wang (1994) 建立了一个股票交易的均衡模型，其中投资者有理性预期，但在信息获取和投资机会方面是有差异的。Lo 和 Wang (2010) 建立了一个资产市场的均衡模型，其中交易过程是由**流动性需求和风险分担**这两个动机内生决定的。

在这些理论结果的指导下，作者评估了高交易量溢价是否能捕捉到预测实际经济的信息，以及它是否以及如何与一般经济因子和股票风险因子相联系。如果答案是肯定的，那么我们可以将 HVP 解释为具有捕捉交易的风险分担动机的成分。那些愿意通过持有异常高成交量的股票来承担经济风险的人，会得到更高的预期收益回报。为了达到这个目的，提出了两个互补的假设。

**H1: 高成交量回报溢价有助于预测未来经济增长。**Fama (1981) 以及 Liew 和 Vassalou (2000) 发现，市场风险溢价以及价值和规模溢价都能预测 GDP 增长。Cooper 和 Priestley (2011) 提出了关于投资因子预测实际经济活动能力的类似证据。如果 HVP 也代表了经济基本面风险，就会期望交易量溢价必然包含对预测未来经济活动有用的信息。为了检验这一假设，采用了以下标准的预测性回归模型：

$$y_{t+h} = \alpha + \beta * HVP_t + \gamma' X_t + \varepsilon_{t+h}, \quad (1)$$

其中  $y_{t+h}$  是  $(t)$  和  $(t+h)$  期间的经济指标增长率，向量  $X_t$  是后面章节中详细描述的控制变量集。零假设是：  $\beta = 0$ ，意味着交易量溢价没有捕捉到预测经济的额外信息。

**H2: 按异常交易量排序的投资组合的平均横截面收益可以由共同的风险因子解释，并且可以与宏观经济因子联系起来。**假设 1 从时间序列的角度考察了交易量溢

价 HVP 和未来经济增长之间的联系，作为对该假设的补充，假设 2 从经验资产定价的角度进一步检验了 HVP 的经济内涵。为了实现这一检验，作者使用了以下时间序列回归。

$$R_{i,t} = \alpha_i + \sum_{j=1}^K \beta_{i,j} f_{j,t} + \varepsilon_{i,t}, \text{ for } i = 1, \dots, 10, t = 1, 2, \dots, T, \quad (2)$$

其中，测试资产是 10 个交易量排序的投资组合， $R_{i,t}$  是资产  $i$  在  $t$  期末的超额收益， $f_{j,t}$  是因子  $j$  ( $j = 1, \dots, K$ )， $K$  是因子的数量。模型 (2) 可以用来评估基于风险和错误定价的因子模型，正如我们在第 5.3 和第 6 节所做的那样。为了检验  $\alpha$  的联合显著性，在 10 个时间序列回归的似不相关回归 (SUR) 系统中实施 Gibbons、Ross 和 Shanken (1989) 检验 (GRS 检验)，以便在估计模型参数的协方差矩阵时调整异方差和自相关性。

### 3 数据

作者纳入了 1963 年 7 月 1 日至 2016 年 12 月 31 日期间纽约证券交易所、美国证券交易所和纳斯达克所有股票代码为 10 或 11 的非金融类普通股。它们来自 CRSP 股票证券文件和事件文件。Compustat 合并的年度和季度数据文件提供了公司的会计信息。我们构建了两种类型的交易量排序组合。与 Gervais, Kaniel, and Mingelgrin (2001) 和 Kaniel, Ozoguz, and Starks (2012) 一致，在第一组中，通过对异常交易量的排序构建 10 个投资组合。这些组合将在交叉分析中作为测试资产。如果一只股票在该月最后一个交易日的交易量在构建日之前的 50 个日交易量中属于最低 (最高) 的 10% (包括在内)，则该股票被定义为  $t$  月份的低 (高) 交易量股票。

早期的研究表明，交易量效应可能与公司规模效应交织在一起 (Blume, Easley, and O'Hara, 1994; Cooper, 1999)。为了得到一个明确控制公司规模效应的高交易量回报溢价的估计值，所有股票都根据其市值进行排序。接下来，使用仅基于纽约证券交易所交易的股票的中位数排名值作为分界点，将这些股票被划分为小市值和大市值。在一个独立的排序中，这些股票被分为三组，一组是低交易量组，有较低的三个交易量分类 (即最低到第三个分位数)，一组是中间组，有第四到第七个分位数的投资组合，还有一个高交易量组，由最高的三组组成。然后，所有股票被分配到六个投资组合中，即两个市值分组和三个交易量组的交叉组。市值加权的高交易量回报溢价 (HVPVW) 是两个高交易量组合和两个低交易量组合的之间市值加权回报的收益差。等权的高交易量回报溢价 (HVPEW) 的定义与此类似。

继 Liu 和 Zhang (2008) 以及 Cooper 和 Priestley (2011) 之后，在基本面分析中，使用每月工业生产 (IP) 的增长率作为预测性回归 (1) 的因变量。美国月度工业生产总量指数来自圣路易斯联邦储备银行。作为稳健性检查，还研究了其他三个宏观经济指标的交易量溢价的预测能力。第一个是芝加哥联储全国活动指数 (CFNAI)，它决定了整体经济活动和通胀压力。该指数的起始日期是 1967 年 3 月。另外两个指标，即企业实际总收入增长率 (ERN) 和非农就业率 (PAYROLL)，更有针对性。不过，Cooper 和 Priestley (2011) 以及 Allen、Bali 和 Tang (2012) 分别对它们已经进行过研究。

在通过预测性回归 (1) 研究交易量溢价的经济内涵时，使用五个条件变量。前四个是追踪经济和营业情况的常见商业周期变量：股息价格比 (DP)、违约金 (DEF)、期限溢价 (TERM) 以及三个月国库券利率 (TB)。第五个控制变量是 Allen, Bali, and Tang (2012) 的系统性风险宏观指数 (CATFIN)。CATFIN 衡量的是金融部门承



担风险的总体水平。正如 Allen, Bali, and Tang (2012)所显示的, CATFIN 对经济衰退和金融市场波动率所衡量的不确定性有很强的预测能力。

模型(1)中使用的另一组控制变量是 Fama 和 French (2015) 的五个因子(以下简称 FF 五因子)和 Carhart (1997) 的动量因子(UMD)。FF 五因子包括超额市场回报(MKT)、规模溢价(SMB)、价值溢价(HML)、盈利性因子(RMW)和投资因子(CMA)。为了控制已知的流动性对股票收益的影响,作者根据 Amihud (2002) 的非流动性比率计算并使用三个与非流动性相关的衡量指标:总非流动性衡量指标(ILQ),基于公司层面非流动性衡量指标的流动性溢价(IML),以及基于非流动性冲击的流动性溢价(UIML)。作为稳健性检验的一部分,作者使用 Pástor 和 Stambaugh (2003) 的两个衡量股票市场范围的流动性的指标,这可以从 CRSP 获得。最后,由于文献表明投资者情绪可能与投资者的交易行为有关(Garcia, 2013),作者也考虑将 Baker 和 Wurgler (2006, 2007) 的投资者情绪作为一个控制变量。

图表 1 高成交量回报溢价的汇总统计和 10 个按交易量排序的投资组合的回报

	Mean	Std. dev.	Skew.	AR(1)	FF5 alpha	SY4 alpha	DHS3 alpha
<b>Panel A. The high volume return premium</b>							
HVPVW	0.535	1.753	1.731	0.018			
HVPEW	0.683	1.548	2.445	-0.030			
<b>Panel B. Portfolios sorted on abnormal trading volume</b>							
Lo 10	0.309	5.200	-0.332	0.078**	-0.173*	-0.165	-0.144
2-Dec	0.272	4.954	-0.685	0.070*	-0.179**	-0.155*	-0.159
3-Dec	0.380**	4.819	-0.581	0.113***	-0.084	-0.079	-0.084
4-Dec	0.462**	4.862	-0.685	0.074*	0.009	0.004	0.013
5-Dec	0.545***	4.622	-0.322	0.052	0.049	0.059	0.021
6-Dec	0.598***	4.699	-0.468	0.065	0.164**	0.182*	0.185*
7-Dec	0.509***	4.718	-0.465	0.054	0.073	0.061	0.012
8-Dec	0.579***	4.781	-0.501	0.047	0.064	0.082	0.097
9-Dec	0.755***	4.923	-0.070	-0.003	0.176*	0.208**	0.287*
Hi 10	0.787***	4.764	-0.092	0.028	0.269***	0.307**	0.378***
(High - Low)	0.478***	3.336	0.742	0.020	0.442***	0.472**	0.522**

资料来源: 华安证券研究所整理

图表 1 的 A 组报告了月度 HVPVWs 和 HVPEWs 的汇总统计。平均市值加权的 HVP 为 0.53%, 仅低于动量组合(UMD) 0.66% 的回报, 但高于 FF 五因子。等权的交易量溢价更高, 为 0.68%。交易量溢价也表现出强烈的周期性规律。在经济衰退的 83 个月中, 平均市值加权溢价为 1.02%, 而在扩张期平均为 0.46% 较低。

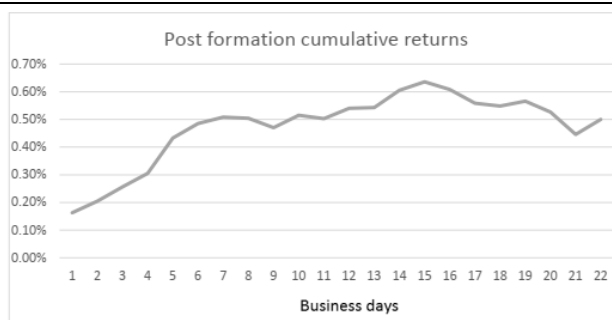
图表 1 的 B 组报告了 10 个交易日排序的投资组合的汇总统计。回报率从低到高的十分位数增加, 多空收益差为 0.48%。FF 五因子的  $\alpha$  显示了类似的结果。很明显回报率的异常来自于套利组合的多头和空头。在表 A7 中, 作者报告了等权交易量投资组合收益的汇总统计。估计的高低价差为 1.26%, 与 Kaniel, Ozoguz 和 Starks (2012, 表 2) 类似构造的投资组合的 20 天持有期收益率 1.12% 相当接近。

Chordia 和 Swaminathan (2000) 将每日和每周数据中的成交量-回报率关系归结为单个股票对整个市场信息的不同调整速度。与 Chordia 和 Swaminathan(2000) 不同的是, 作者研究了交易量的冲击。作者还以月度频率来衡量高交易量回报溢价, 这应该可以减轻 Chordia 和 Swaminathan (2000) 所关注的短期交叉自回归效应。为了证实这一点, 作者在图表 2 中绘制了交易量投资组合中最高和最低十分位数之间形成日后的每日累积回报差。大的回报率差发生在投资组合构建后一个月的前七



天。差距在很大程度上保持不变，没有证据表明到月底会消失，这表明调整速度不同的假设对与交易量冲击有关的回报不成立。

图表 2 组合构建后的累积收益



资料来源：华安证券研究所整理

## 4 高交易量回报溢价对经济活动的预测能力

在本节中，我们使用预测性回归（1），在控制和不控制其他预测变量的情况下，研究高交易量回报溢价是否包含与未来工业生产增长和其他三个经济指标有关的信息。

### 4.1. 单变量回归结果

图表 3 的 A 组报告了工业生产增长率的回归（1）的结果。在这部分分析中唯一使用的预测变量是交易量溢价 HVP。表中的每个条目都是与滞后 HVP ( $\beta$ ) 相关的系数的点估计值，以及预测范围  $h$  等于 1 时的 HAC  $t$  统计量，或者  $h>1$  时的 Hodrick（1992）调整的  $t$  统计量。

图表 3 高交易量回报溢价的单变量回归作为经济活动的指标

Horizon ( $h$ )	Panel A. Predictability of industrial production		Panel B. Predictability of economic activity index (CFNAI)	
	Predictive variable HVPVW	Predictive variable HVPEW	Predictive variable HVPVW	Predictive variable HVPEW
1	-0.052 (-2.760)	-0.057 (-2.795)	-7.510 (-1.876)	-7.891 (-1.715)
3	-0.115 (-3.584)	-0.110 (-3.003)	-21.92 (-2.348)	-21.52 (-2.101)
9	-0.125 (-2.372)	-0.169 (-2.944)	-28.73 (-1.789)	-30.70 (-2.035)
12	-0.084 (-1.297)	-0.138 (-1.840)	-29.70 (-1.532)	-32.91 (-1.862)
Horizon ( $h$ )	Panel C. Predictability of corporate earnings		Panel D. Predictability of nonfarm payroll employment	
	Predictive variable HVPVW	Predictive variable HVPEW	Predictive variable HVPVW	Predictive variable HVPEW
1	-0.235 (-1.306)	-0.290 (-1.686)	-0.010 (-1.400)	-0.013 (-1.560)
3	-0.924 (-3.026)	-1.228 (-3.301)	-0.040 (-2.856)	-0.043 (-2.823)
9	-3.749 (-4.816)	-5.676 (-4.997)	-0.067 (-3.259)	-0.079 (-3.689)
12	-3.027 (-5.267)	-5.158 (-12.51)	-0.080 (-3.303)	-0.095 (-3.777)

资料来源：华安证券研究所整理

在 A 组中，第一步研究了交易量溢价的单步预测能力 ( $h=1$ )。结果表明，市值

加权的交易量溢价 HVPVW 是未来工业生产增长的一个强有力的预测指标，这种关系是非常显著的。点估计值为-0.052，意味着当月的交易量溢价（表 1 中的 1.75%）增加一个标准差与下个月的工业生产增长减少 9.2 个基点有关。这一影响并非微不足道，因为它相当于样本期间工业生产平均增长率的 45%（即 0.21%）。交易量溢价对工业生产增长的预测能力仍然很强，最长可达 9 个月。第二列显示，在所有考虑的时间范围内，等权交易量溢价的预测能力有类似的结果。

作者使用一个截止到 2007 年 12 月的子样本来评估交易量溢价的预测能力。通过排除最近的金融危机和随后的经济大衰退的样本，研究了上述结论在危机前的时期是否仍然稳健。未报告的结果与全样本的估计非常相似。

## 4.2. 多变量回归结果

之前的研究发现一些经济和金融变量对未来的经济活动有预测能力。在这一小节中，作者考察了工业生产的高交易量溢价 HVP 的预测能力是否能被这些已知的变量解释。图表 4 总结了市值加权回报溢价 HVPVW 的模型（1）的各种回归的结果。为了便于比较，图表 4 的第一列报告了单变量的回归结果，并命名为回归 I。

在回归 II 中，控制了 Fama 和 French（1993）的三因子（MKT、SMB 和 HML）和 Carhart（1997）的动量因子（UMD）的影响。Griffin, Nardari, and Stulz（2007）发现许多股票市场在交易量和历史收益之间表现出明显的正相关关系并提出强有力的证据。通过加入动量因子，控制了这种动态关系对检测交易量溢价的预测能力的任何可能的复杂影响。显然，在预测性回归中加入四个股票因子并没有改变单变量回归 I 报告的结果。结果还表明，市场因子（MKT）和规模溢价 SMB 预测经济增长。

在回归 III 中，通过控制 Fama 和 French（1993）的三因子和流动性因子（溢价）UIML，评估了交易量溢价的预测能力。交易量溢价的预测能力仍然与回归 I 和 II 一样强。相比之下，流动性因子没有增加任何的预测能力。请注意，在未报告的结果中，作者也发现 UIML 在单变量回归中没有显著的预测能力。当用其他流动性溢价 IML 取代回归 III 中的 UIML 时，发现替代流动性效应 IML 的点估计值为 0.024，t 值为 1.12。在未报告的结果中，与 UIML 不同，IML 在单变量回归中是一个显著的预测因子。总的来说，IML 的结果与 Næs, Skjeltorp, and Ødegaard（2011）基本一致，他们发现整个市场的非流动性的增加预测了未来的经济增长。为了进一步评估交易量溢价和流动性效应之间的相似性(similarity or lack)，作者还估计了其他两种流动性指标的预测能力，Pástor 和 Stambaugh（2003）的流动性指标（LIQ）和改进 LIQ（ULIQ）。简而言之，与 UIML 不同，Pástor 和 Stambaugh（2003）的两个流动性指标都表现出显著的预测能力。尽管如此，纳入这两个指标并不能完全解释交易量溢价的预测能力。

图表 4 高交易量回报溢价的多变量回归作为工业生产的指标

Predictive variables	Model specifications						
	I	II	III	IV	V	VI	VII
HVPVW	-0.052 (-2.760)	-0.054 (-2.539)	-0.057 (-2.666)	-0.054 (-2.535)	-0.041 (-2.457)	-0.036 (-2.297)	-0.037 (-2.174)
MKT		0.016 (2.272)	0.016 (2.263)	0.013 (1.782)			-0.001 (-0.060)
SMB		0.018 (1.829)	0.017 (1.646)	0.019 (1.831)			0.016 (1.261)
HML		0.013 (1.157)	0.011 (1.046)	0.020 (1.421)			-0.005 (-0.248)
UMD		0.005 (0.746)					
UIML			-0.009 (-0.764)				
RMW				0.003 (0.228)			0.008 (0.651)
CMA				-0.021 (-0.996)			-0.006 (-0.246)
DP					-0.013 (-0.320)	-0.077 (-1.213)	-0.077 (-1.197)
DEF					-0.495 (-6.756)	-0.305 (-3.185)	-0.320 (-3.219)
TERM					0.175 (4.993)	0.229 (5.461)	0.225 (5.600)
TB					0.044 (2.782)	0.073 (3.444)	0.073 (3.485)
CATFIN						-0.014 (-4.450)	-0.013 (-3.548)
Adj-R <sup>2</sup>	1.40	2.57	2.57	2.51	9.48	15.37	15.04

资料来源：华安证券研究所整理

图表 4 的模型回归 IV 中的控制变量集是 FF 五因子。结果表明，在预测工业生产增长方面，FF 五因子所解释的信息与交易量溢价所捕捉的信息基本是正交的。

回归 V 中的控制变量包括四个流行的商业周期变量：股息价格比（DP）、违约金（DEF）、期限差（TERM）和短期利率（TB）。四个商业周期变量中的三个，即 DEF、TERM 和 TB，显示出强大的预测能力。调整 R<sup>2</sup> 比之前的回归增加了 6%。有趣的是，尽管控制变量的效应很强，但交易量溢价仍然保留了预测工业生产增长的有价值的信息。β 的点估计值为 -0.041，t 值为 -2.58。除了进一步加入 Allen, Bali 和 Tang(2012)的宏观指数(CATFIN)外，回归 VI 中的控制因子与 V 中相同。值得注意的是，CATFIN 对工业生产增长显示出强大的预测能力。扩充后模型的 R<sup>2</sup> 比回归 V 增加了近 6%。它确实捕捉到了交易量溢价的一些经济内容。HVPVW 的系数下降到 -0.036，t 值为 -2.30。

在图表 4 的最后一列（回归 VII），控制了 FF 五因子、四个商业周期变量和系统性风险因子 CATFIN 的影响。交易量溢价的预测能力与回归 VI 中的预测能力非常相似。

互联网附录表 A9 总结了等权的高成交量回报溢价的表现。在所有可比较的模型回归中，等权的溢价与市值加权溢价的预测能力非常相似。总的来说，发现高交易量回报溢价对未来工业生产增长的预测能力在不同的回归模型中都持续存在。交易量溢价的预测能力在很大程度上独立于传统因子模型。相比之下，它与四个商业周期变量以及 Allen、Bali 和 Tang（2012）的金融系统性风险因子的预测能力更相关。

### 4.3. 多变量回归的额外结果

除了图表 4 中的结果外，作者还考虑了之前研究中发现它们可以预测股票收益的其他三个变量。这三个变量是 Baker 和 Wurgler（2006，2007）的投资者情绪（INV\_SNT）；股票市场总投资组合的超额收益的月度实现方差（MKT\_VAR），一个月内每日收益的平方之和；以及市场波动率（MKT\_VOL），表示为市场方差的平方根。结果报告在附录的表 A8 的下半部分。当投资者情绪指数被用作控制变量时，HVP 预测能力的点估计值及其估计精度不受影响。此外，当与已实现的市场方差或市场波动率一起建模时，交易量溢价失去了大约三分之一的预测能力。在两个双变

量预测回归中，HAC 的  $t$  统计量也分别减少到 2.28 和 2.23。

如前所述，在指定回归 (1) 来研究高交易量回报溢价 HVP 的预测能力时，紧跟文献 (Liew and Vassalou, 2000; Cooper and Priestley, 2011)。然而，交易量溢价可能会显示出对工业生产增长 (IP) 的预测能力基于两个不同的原因。首先，因变量 IP 是序列相关的，系数为 0.33 (见表 A6)。HVP<sub>t-1</sub> 有助于预测 IP<sub>t</sub>，因为 HVP 和 IP 是同期相关的且 HVP<sub>t-1</sub> 只是增加了 IP 的滞后效应 (即 IP<sub>t-1</sub>)。第二，HVP<sub>t-1</sub> 包含预测 IP<sub>t</sub> 的信息，而这些信息是独立于 IP<sub>t-1</sub> 的。

为了区分这两种假设，在标准的格兰杰因果关系框架下，通过在预测性回归 (1) 中加入因变量的滞后项来考察交易量溢价的预测能力。与市值加权的 HVP<sub>t-1</sub> 相关的系数在 2% 的水平上仍然是显著的，尽管点估计值从基准的 -0.052 降至增强模型中的 -0.041。等权的 HVP 的点估计值从基准的 -0.064 减少到 -0.048。但是这个估计值仍然是显著的，P 值为 0.014。

正如前面第 3 节所提到的，在商业周期的衰退月份，平均交易量溢价比扩张月份要高。在单变量模型的一个变形中 (图表 4 中的回归 I)，对商业周期的两个不同阶段分别评估了交易量溢价的预测能力。在衰退期， $\beta$  的点估计值为 -0.085，比基准回归估计值 -0.052 大。相比之下， $\beta$  要小得多 (-0.011)，而且在扩张月份统计上是不显著的。

在本文中，我们通过交易量溢价来考察异常高交易量效应的预测能力。受 Akbas 等人 (2017) 的启发，我们还计算了异常交易量的总体衡量指标，并评估其对工业生产的预测能力。附录 D 节和表 A10 总结了主要结果。作者发现，当用异常交易量的总体衡量指标取代交易量溢价时，表 2-3 中的所有结果都保持不变。

#### 4.4. 样本外的证据

作者使用了样本外的回归为了评估交易量溢价对工业生产增长的预测能力，从回归 (1) 的四种情况中得到领先一步预测的结果：R、U、R+Z 和 U+Z。考虑的第一个模型是有一个常数的模型 (R 模型)。U 模型包括一个时期的滞后交易量溢价。另外两个模型，(R+X) 和 (U+X) 是通过用四个商业周期变量 DP、TERM、DEF 和 TB 来增加 R 和 U 而得到的。

图表 5 交易量溢价对美国工业生产的样本外预测表现

$H_0$ Models	$H_A$ Models				$H_A$ Models		
	U	R+X	U+X		U	R+X	U+X
Panel A. Rolling scheme, O/I = 1.7				Panel B. Rolling scheme, O/I = 1			
RMSFE (RMSFE <sub>R=1</sub> )				RMSFE (RMSFE <sub>R=1</sub> )			
	0.9986	0.9937	0.9959		0.9979	1.0033	1.0029
Encompassing test statistic				Encompassing test statistic			
R	3.551**	33.50***	38.97***		4.686***	60.20***	66.56***
R + X			2.896**				3.946***

资料来源：华安证券研究所整理

图表 5 的 A 组中，考虑使用了 20 年的滚动样本。样本外预测值与样本内观测值的比率 (O/I) 为 1.7。预测误差的均方根值 (RMSFE) 被限制性模型 R 的预测误差标准化。低于 1 的数值表示该模型产生的预测误差比基准 R 模型小。组中显示，包括过去交易溢价的 U 模型产生的预测误差较小。除了简单的 RMSFE 指标，作者还通过实施 Clark 和 McCracken (2001) 的 ENC-NEW 嵌套检验来进行正式的统计



推断。零假设即 R 模型产生的预测包含了 U 模型的预测被拒绝。因此，当前的交易量溢价包含的信息对预测工业生产的未来增长率是有用的。

当商业周期变量在 R 和 U 模型中都被控制时，受限模型 (R+X) 的平均预测误差比非受限模型 (U+X) 小。然而，嵌套检验结果表明，即使在共同的商业周期变量被限定后，交易量溢价仍然捕捉到有价值的信息。由于模型估计和样本外预测可能对初始样本规模的选择比较敏感，所以将样本内规模增加到整个样本的一半使 O/I 比率为 1，在 B 组中重复了 A 组的分析。这两个嵌套检验表明，无论回归中是否控制了四个商业周期变量，交易量溢价都包含了预测工业生产增长的重要信息。

#### 4.5. 交易量溢价对其他经济指标的预测能力

本文的重点是将工业生产增长率作为经济活动的指标。在此，我们简要地报告一下交易量溢价对其他三个指标的预测能力，即芝加哥联储全国活动指数 (CFNAI) 以及企业总收入 (ERN) 和非农就业率 (PAYROLL) 的增长率。图表 3 的 B、C 和 D 组显示了单变量回归的结果，结果与表 A 组中工业生产 (IP) 基本一致。当  $h=1$  时，交易量溢价对 CFNAI 的预测在 10% 的水平上。当  $h=3$  时，显著性水平提升至 5%。然而在 12 个月的范围内，即使在 10% 的水平上其预测能力也不再显著。当  $h=1$  时，公司收益和非农就业的可预测性证据更为微弱。然而，在更长的时间范围内，交易量溢价对这两个指标都显示出了显著的预测能力。

作者还考察了交易量溢价的预测能力在多大程度上可以由其他控制变量来解释。当交易量溢价在单变量回归中显示出对所有三个指标的显著预测能力时，多变量回归的结果见表 A11,  $h=3$ 。鉴于图表 3 中关于工业生产的结果，为了节省篇幅，作者只报告了每个指标的两个模型回归，一个包括 HVPVW 和四个商业周期变量，另一个进一步包括 Allen, Bali, and Tang (2012) 的系统性风险因子 CATFIN。需要注意的是，CFNAI 是标准化的，具有零均值和单位方差。因此，在回归中使用  $(t+1)$ 、 $(t+2)$  和  $(t+3)$  月份的数值的简单总和来表示  $y_{t+3}$ ，这相当于使用芝加哥联储报告的三个月移动平均指数。

有两个研究结果值得一提。首先，在回归中控制了四个变量和/或系统性风险因子 CATFIN 后，交易量溢价对整体经济活动指数 CFNAI 和企业总收益 ERN 的预测能力仍然具有统计上显著，尽管数值较小。此外，在相同的回归中，CATFIN 对 CFNAI 和 PAYROLL 都显示出强大的额外预测能力，但对 ERN 则没有。

### 5 基于风险解释的检验

在证明了高交易量回报溢价 HVP 对经济活动的预测能力的时间序列证据之后，进一步检验了对溢价是否可以基于风险的解释。作者首先研究了异常交易量（对交易量的冲击）是否与许多众所周知的股票/公司特征相关，这也预测了横截面的股票收益。然后，在双变量投资组合分析的框架内，研究交易量效应是否与流动性的价格效应和个股的特质波动率以及它们对市场风险的暴露、市场波动率的变化、违约价差和宏观经济不确定性有关。在第三部分，利用标准的因子回归，检验了交易量溢价是否能在理性资产定价框架内得到解释，以及交易量溢价的横截面效应是否与宏观经济因子有关。

#### 5.1. 异常交易量和股票特征之间的截面关系

作者研究以下股票层面的横截面回归模型：

$$\tau_{i,t} = \gamma_{0,t} + \gamma_{1,t}Z_{i,t} + \varepsilon_{i,t}, \quad (3)$$

其中 $\tau_{i,t}$ 是股票 $i$ 在 $t$ 月底的异常交易量在其之前 50 个交易日的百分位数,  $Z_{i,t}$ 是一组在  $t$  时可观察到的公司/股票的具体特征, 这也可以预测未来的横截面收益。按照 Bali、Brown 和 Tang (2017) 以及其他许多人的做法, 在 $Z_{i,t}$ 中包括市场贝塔系数 ( $\beta^{MKT}$ ), 股票对由 CBOE 的 VXO 代表的总股市波动率变化的暴露 ( $\beta^{VXO}$ ), 规模 (SIZE), 账面市值比 (BM), 动量 (MOM), 短期反转 (REV), Harvey 和 Siddique (2000) 的 coskewness 度量 (COSK), 总资产的年增长率 (IAG) 和经营利润率 (REQ)。关于这些特征变量的构造, 详见附录的 E 部分。

图表 6 交易量排序的投资组合的平均股票特征

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)
$\beta^{MKT}$	-0.187 (-1.292)												-1.223 (-9.933)
$\beta^{VXO}$		3.832 (3.338)											3.975 (3.614)
Size			-0.083 (-1.073)										0.089 (0.831)
BM				0.401 (4.825)									0.533 (8.413)
MOM					-1.887 (-8.273)								-1.169 (-4.921)
REV						-7.740 (-10.21)							-3.777 (-5.320)
ILIQ							-0.325 (-5.362)						-0.796 (-7.862)
COSK								-0.526 (-2.254)					-0.263 (-1.202)
IVOL									2.529 (13.78)				2.046 (17.21)
IAG										-0.407 (-3.628)			-0.504 (-6.380)
REQ											-2.939 (-2.678)		-0.327 (-1.219)

资料来源: 华安证券研究所整理

模型 (3) 是对每个月  $t$  的估计。图表 6 总结了斜率系数的时间序列平均数。第 1 列的结果表明, 与市场贝塔系数 ( $\beta^{MKT}$ ) 相关的斜率估计值的平均值是负的, 但在统计上不显著。由于较高的交易量预示下月的回报更高, 交易量和 $\beta^{MKT}$ 之间的负号意味着具有较低 (较高) 市场贝塔系数的股票在下个月表现更好 (更差)。Frazzini 和 Pedersen (2014) 以及 Bali、Brown 和 Tang (2017) 已经报告了后一个结果。第 2 列表明, 股票对市场波动率变化的风险敞口 ( $\beta^{VXO}$ ) 的斜率估计值为正, 表明市场波动率被正向地定价。同样的, 对特异性波动率 (IVOL) 的平均斜率也是正的且统计上是显著 (第 9 列), 表明具有高特异质波动率的股票往往是高交易量的股票, 并且具有更高的预期收益。IVOL 与未来收益之间的正相关关系与 Fu (2009) 和 Huang 等人 (2010) 的发现一致。正如第 (3) 和 (4) 列所报告的, 小市值或高账面/市值比率的公司往往经历高交易量, 并预期在下个月有更好的表现。这些结果与文献中的发现一致 (Fama 和 French, 1993)。然而, 只有账面/市值效应在统计上是显著的。

动量 (第 5 列) 和短期反转 (第 6 列的 REV) 都与样本期的异常交易量负相关。股票的非流动性 (ILQ) 也与交易量呈负相关, 这与我们后面关于高交易量回报溢价与非流动性溢价之间的关系 (表 8) 发现一致。关于 coskewness 的平均斜率估计值 (第 8 列中的 COSK) 是负且显著的, 这表明经历异常高的交易量冲击的股票的回报更可能是负偏斜的。因为高交易量的股票会产生更高的未来回报, 所以关于 coskewness 的结果与 Harvey 和 Siddique (2000) 的主要发现是一致的, 即个股与市场具有较高 coskewness 的股票会产生较低的未来回报。

第 10 列中的总资产增长 (IAG) 的负斜率表明, 高交易量的股票也往往是账面

**资产增长缓慢的股票。**这一实证结果可能与早期的研究结果一致，即低资产增长的股票会产生高预期收益（Berk, Green, and Naik, 2004）。季度盈利能力（REQ）的负斜率意味着高交易量类的股票更有可能在过去几个季度报告较低的营业利润。值得注意的是，如果投资组合的构建日在盈利公告的三天窗口内，会将股票从交易量排序的投资组合中排除。

最后，所有上述风险因子和股票特征都包括在交易量百分位数的回归中。结果在表的最后一列报告。虽然大多数斜率估计值的符号和大小与单变量的估计值相似，但也有一些明显的变化。市场贝塔的斜率是统计上是显著的。SIZE 的斜率估计值转换了符号，但在统计上仍然不显著。在控制了其他公司的特征后，coskewness 和营业利润率不再显著。

## 5.2. 对异常交易量和股票收益预测因子的双变量投资组合层面分析

作为对上述股票层面回归分析的补充，对异常交易量和未来收益之间的关系进行了双变量投资组合层面的分析，同时控制了其他股票回报的预测因子。投资组合层面分析的优势在于，它不会对我们所要揭示的关系强加一个函数式（Bali, Brown, and Tang, 2017）。首先研究流动性和特异质波动率的价格效应在解释交易量溢价方面发挥了什么作用（如果有的话）。由于投资者可以出于不同的原因进行交易，所以流动性有很多维度。可以说，尽管高交易量回报溢价 HVP 和传统的流动性溢价很可能是相互关联的，因为两者都与交易量有关，但它们可能分别反映了交易的价格信息的不同方面。

图表 7 按异常交易量结合规模、非流动性冲击排序的股票回报

	Volume-sorted portfolios							
	Average excess returns				Fama-French 5-factor alphas			
	1 Low	2	3 High	(High – Low)	1 Low	2	3 High	(High – Low)
<b>Panel A. Portfolios sorted abnormal trading volume &amp; size</b>								
Size (Small)	0.334 (1.374)	0.788 (3.258)	1.105 (4.626)	0.771 (10.55)	-0.369 (-5.621)	0.025 (0.509)	0.334 (5.988)	0.703 (9.199)
Size (large)	0.326 (1.761)	0.520 (3.009)	0.625 (3.441)	0.299 (3.056)	-0.091 (-1.621)	0.107 (2.552)	0.119 (1.706)	0.211 (2.108)
(Small – Large)	0.008 (0.058)	0.268 (2.046)	0.480 (3.688)		-0.278 (-3.240)	-0.082 (-1.307)	0.215 (3.393)	
<b>Panel B. Portfolios sorted on abnormal trading volume &amp; shocks to illiquidity (UILQ)</b>								
UILQ 1 (Low)	0.712 (3.356)	1.077 (4.863)	1.217 (5.462)	0.505 (5.353)	0.097 (1.105)	0.426 (4.189)	0.522 (5.764)	0.425 (4.831)
2	0.451 (2.334)	0.672 (3.535)	0.760 (3.979)	0.309 (3.972)	-0.110 (-1.832)	0.112 (2.086)	0.133 (2.123)	0.242 (3.223)
UILQ 3 (High)	-0.134 (-0.629)	0.134 (0.649)	0.387 (1.847)	0.521 (5.788)	-0.714 (-6.556)	-0.488 (-4.440)	-0.263 (-2.208)	0.451 (4.579)
(Low – High)	0.846 (5.857)	0.943 (6.263)	0.830 (5.264)		0.810 (5.11)	0.914 (5.046)	0.784 (4.235)	
<b>Panel C. Portfolios sorted on abnormal trading volume &amp; idiosyncratic volatility (IVOL)</b>								
IVOL 1 (Low)	0.370 (2.220)	0.569 (3.713)	0.756 (4.486)	0.386 (3.731)	-0.159 (-2.458)	0.078 (1.637)	0.179 (2.318)	0.338 (3.181)
2	0.415 (1.798)	0.601 (2.766)	0.823 (3.799)	0.408 (3.642)	-0.087 (-0.935)	0.090 (1.226)	0.241 (2.649)	0.328 (2.601)
IVOL 3 (High)	0.033 (0.104)	0.222 (0.721)	0.291 (0.990)	0.258 (1.603)	-0.303 (-2.307)	-0.207 (-1.902)	-0.201 (-1.663)	0.102 (0.631)
(Low – High)	0.336 (1.410)	0.347 (1.560)	0.465 (2.240)		0.144 (1.038)	0.285 (2.236)	0.380 (2.642)	



Panel D. Portfolios sorted on abnormal trading volume & shocks to idiosyncratic volatility (UIVOL)								
	0.268	0.727	0.986	0.718	-0.149	0.221	0.401	0.550
UIVOL 1 (Low)	(1.011)	(2.837)	(3.759)	(4.958)	(-1.287)	(1.878)	(3.470)	(3.123)
2	0.332	0.514	0.695	0.362	-0.178	0.057	0.141	0.319
	(1.854)	(3.066)	(3.977)	(3.859)	(-2.654)	(1.132)	(2.205)	(3.043)
UIVOL 3 (High)	0.286	0.502	0.608	0.322	-0.089	0.035	0.093	0.182
	(1.279)	(2.406)	(2.822)	(2.415)	(-0.988)	(0.378)	(0.976)	(1.509)
(Low - High)	-0.018	0.225	0.378		-0.060	0.185	0.308	
	(-0.118)	(1.539)	(2.442)		(-0.405)	(1.133)	(2.107)	

资料来源：华安证券研究所整理

图表 7 的 B 组报告了基于对 Amihud (2002) 的非流动性 (UILQ) 冲击和异常交易量 (交易量的衡量实际上是对交易量冲击的衡量) 的两个独立排序的九个投资组合的月度回报。值得注意的是, 交易量效应在每个流动性类别中都存在。同样重要的是, 交易量溢价的大小和 UILQ 的大小之间没有单调的关系。FF 的五因子的  $\alpha$  比原始收益率要小, 但仍然非常显著。B 小组的最后一行表明, 在所有三个交易量类别中, 非流动性的冲击与未来回报之间存在负相关关系, 这与 Bali 等人 (2014) 和 Han 和 Huang (2018) 的发现一致。

早期的研究表明, 交易量可能与波动率有关 (Campbell, Grossman, and Wang, 1993)。因此, 通过对异常交易量和特异性波动率 (IVOL) 的两个独立排序, 将股票分配到九个组合中。特异性波动率被估计为经过 Fama 和 French (1993) 三因子过滤的月内日度收益率平方之和。图表 7 的 C 组报告说, 在控制了特异质波动率之后, 所有三个 IVOL 类别中的交易量溢价都比无条件估计的 0.53% 要小。

尽管如此, 交易量效应在所有三种情况下都存在。此外, 在经历低或中等的波动率冲击的股票中, 交易量效应往往较高, 而在经历大和正波动率冲击的股票中则较低。FF 的五因子的  $\alpha$  显示了类似的结果。

图表 7 的最后一行显示, 在控制了交易量效应之后, 特质波动率的价格效应仍然存在。特别是, 平均而言低特异质波动率的股票比高特异质波动率的股票有更高的未来回报, 这与 Ang 等人 (2006) 的发现一致。在 D 组中, 作者研究了交易量与特异质波动率冲击 (UIVOL) 之间的关系, 其中 UIVOL 是当月 IVOL 估计值与前 12 个月的平均估计值之间的差。与 C 组对不同水平的特异质波动率的研究结果类似, 交易量溢价也随着特异性波动率 UIVOL 的冲击而下降。总的来说, 表 6 的结果表明, 交易量效应和波动率效应是不同的, 交易量效应和流动性效应也是不同的。作为稳健性检验, 作者还研究了另一种流动性的测量方法 (Fong, Holden, and Trzcinka, 2017) 和 (冲击对) 特异质波动率的其他测量方法。结果在附录 F 节和表 A12 中报告, 在图表 7 中的主要结果仍然成立。

在图表 8 图表 7 中, 通过双变量投资组合层面的分析, 进一步研究在控制了其他一些横截面收益预测因子后, 交易量溢价是否仍然存在。具体来说, 在每个月的月底, 股票被分配到九个投资组合中, 其中有两个关于异常交易量的排序, 以及以下四个  $\beta$  指标之一: 市场  $\beta$  ( $\beta^{MKT}$ )、市场波动率  $\beta$  ( $\beta^{IXO}$ )、违约利差  $\beta$  ( $\beta^{DEF}$ ) 和宏观经济不确定性  $\beta$  ( $\beta^{UNC}$ )。作者使用 Jurado, Ludvigson 和 Ng (2015) 的共同宏观经济不确定性指数 (UNC) 作为宏观经济不确定性的代表, 它使用了数百个宏观经济和金融指标的信息。市场贝塔 ( $\beta^{MKT}$ ) 在前面已经定义过了。其他三个贝塔系数是由以下双变量回归估计的, 该回归也控制了市场因子:

$$R_{i,t} = \alpha_i + \beta_i R_{M,t} + \beta_i^X X_t + \varepsilon_{i,t}, \quad (4)$$

其中  $R_{i,t}$  是股票  $i$  在时间  $t$  上的超额收益,  $R_{M,t}$  是市场的超额收益。  $X_t \in \{\Delta V X O_t, D E F_t, U N C_t\}$ 。  $\beta^{IXO}$  是用月内的日数据估计的, 而  $\beta^{DEF}$  和  $\beta^{UNC}$  都是用 60 个



月的观测值估计的。

图表 8 按交易量和不控制其他股票指标排序的投资组合的 Fama-French 五因子的  $\alpha$

Panel A. Portfolios formed by one-sort on trading volume				
Sample	1 Low volume	2	3 High volume	(H - L)
07/63-12/16	-0.134	0.092	0.146	0.280
	(-2.402)	(2.353)	(2.213)	(2.919)
02/86-12/16	-0.124	0.099	0.095	0.219
	(-1.570)	(1.928)	(1.057)	(1.600)
07/65-12/16	-0.130	0.081	0.150	0.280
	(-2.272)	(2.046)	(2.204)	(2.831)

Panel B. Portfolios formed by two-sort on trading volume and market beta				
Portfolios	1 Low volume	2	3 High volume	(H - L)
1 Low $\beta^{MKT}$	-0.194	0.026	0.133	0.327
	(-1.653)	(0.259)	(1.410)	(2.669)
2	-0.307	-0.086	0.067	0.374
	(-4.310)	(-1.396)	(0.951)	(4.079)
3 High $\beta^{MKT}$	-0.133	0.003	0.048	0.181
	(-0.976)	(0.025)	(0.322)	(1.036)
m.a.a.	0.211	0.038	0.083	

Panel C. Portfolios formed by two-sort on trading volume and market volatility beta				
Portfolios	1 Low volume	2	3 High volume	(H - L)
1 Low $\beta^{VXO}$	-0.091	0.021	0.118	0.170
	(-0.651)	(0.205)	(0.794)	(1.108)
2	-0.084	0.123	0.130	0.213
	(-1.021)	(2.078)	(1.567)	(1.673)
3 High $\beta^{VXO}$	-0.335	0.017	-0.038	0.297
	(-2.018)	(0.131)	(-0.232)	(1.460)
m.a.a.	0.170	0.054	0.095	

Panel D. Portfolios formed by two-sort on trading volume and DEF beta				
Portfolios	1 Low volume	2	3 High volume	(H - L)
1 Low $\beta^{DEF}$	0.059	0.253	0.365	0.307
	(0.444)	(2.120)	(2.528)	(2.128)
2	-0.185	0.070	0.131	0.317
	(-2.782)	(1.316)	(1.776)	(3.054)
3 High $\beta^{DEF}$	-0.225	-0.111	-0.008	0.217
	(-2.145)	(-0.904)	(-0.077)	(1.698)
m.a.a.	0.156	0.145	0.168	

Panel E. Portfolios formed by two-sort on trading volume and macro uncertainty beta				
Portfolios	1 Low volume	2	3 High volume	(H - L)
1 Low $\beta^{UNC}$	-0.018	-0.003	0.142	0.160
	(-0.162)	(-0.023)	(0.887)	(0.995)
2	-0.183	0.092	0.136	0.319
	(-2.394)	(1.595)	(1.916)	(3.172)
3 High $\beta^{UNC}$	-0.022	0.126	0.100	0.122
	(-0.197)	(1.145)	(0.967)	(0.901)
m.a.a.	0.074	0.074	0.126	

资料来源：华安证券研究所整理

为了比较，在图表 8 的 A 组中，作者列出了仅根据异常交易量排序的三个投资组合的 FF 五因子的  $\alpha$ 。此外，为了配合 VXO 和 UNC 的可用性，作者对三个样本期的  $\alpha$  进行了估计。图表 8 的 B 组报告了由异常交易量和市场贝塔两个类别排序形成的九个市值加权组合的  $\alpha$ 。在每一个市场贝塔类别中， $\alpha$  从负数增加到正数。值得注意的是，低市场贝塔值和中等市场贝塔值的投资组合的  $\alpha$  值在统计上都是显著的，且大小也相近。相比之下，具有大的正市场贝塔系数的股票的  $\alpha$  值则较小。

后一个结果与先前基于图表 6 中股票水平回归的结果一致。Fama (1996) 还认为，如果市场组合作为对冲国家可变风险的工具，那么跨时间 CAPM (ICAPM) 世界中的市场风险溢价的符号可以是负的。B 小组的最后一行报告了三个交易量排序的投资组合在市场贝塔 ( $\beta^{MKT}$ ) 三分位数上的平均 FF 五因子  $\alpha$  (平均绝对  $\alpha$ ，或 m.a.a)。与 A 组的结果相比，控制市场贝塔会降低中和高交易量组合的  $\alpha$ ，但会提高低交易量组合的  $\alpha$ 。

在 C 组中，股票按照异常交易量和市场波动率  $\beta$  ( $\beta^{VXO}$ ) 进行排序。小组的最后一列“(H-L)”表明，交易量溢价的  $\alpha$  随着市场波动率贝塔值的增加而增加，这表明交易量溢价捕捉了市场波动率的一些横截面回报预测能力。然而，值得注意的是，这些估计是基于一个更短的样本期，而且这三个指数在 5% 的水平上都不具有统计学意

义。

作为稳健性检查，在双变量分析中，按照 Bali (2008) 用违约利差 (DEF) 取代控制市场波动率，按照 Bali、Brown 和 Tang (2017) 用宏观不确定性 (UNC) 取代控制市场波动率。D 组报告了按交易量和 DEF 贝塔值排序的投资组合的结果。

“(H-L)” 策略对低、中 DEF 贝塔值的股票有类似的结果，两者都比高  $\beta^{DEF}$  的股票大。然而，交易量溢价 HVP 和违约风险暴露之间没有明显的联系，因为最下面一行的平均  $\alpha$  值比 A 组的对应值要大。E 组的结果表明，虽然高不确定贝塔的股票比低  $\beta^{UNC}$  的股票在高、低交易量之间的  $\alpha$  价差小，但它对中不确定贝塔值的股票来说是最大的。中等不确定贝塔值的股票最大。然而，控制对宏观不确定性风险的暴露确实在不同程度上降低了三个交易量组合的  $\alpha$ 。

### 5.3. 交易量溢价对共同风险因素和宏观经济因子的回归

在这一节中，作者将介绍交易量溢价对共同风险因子和宏观经济因子的回归结果。

#### 5.3.1. 成交量溢价和共同（风险）因子

图表 9 的 A 组显示了关于高交易量回报溢价 HVP 与常见风险和股票回报因子之间关系的因子回归结果。首先用一个单因子模型来量化交易量溢价和流动性溢价 IML 之间的关系。如前所述，IML 是基于 Amihud(2002) 的非流动性指标的水平形成的投资组合。结果表明，流动性溢价与交易量溢价的关联性很弱，因为敞口在 10% 的水平上是显著的。在第二个单因子模型（模型二）中，作者估计了流动性溢价的另一个衡量指标 UIML 的解释能力，它是基于对非流动性的冲击。UIML 在解释交易量溢价方面比 IML 表现得更好。UIML 的系数在 1% 的水平上是非常显著的。然而，流动性溢价的另一种衡量指标 UIML 只占交易量溢价变化的一小部分， $R^2$  为 3.39%。交易量溢价的未解释部分 (alpha) 为 0.45%，比总的交易量溢价（表 1 的 0.53%）小 0.09%。两个单因子模型的结果表明，交易量溢价捕捉了流动性溢价所不具备的额外信息。这些结果与表 6 中报告的基于直观的双变量投资组合排序的发现一致。

图表 9 高交易量回报溢价在基于风险和错误定价因子上的时间序列回归

	Panel A. Liquidity and other common return factors						Panel B. Mispricing factors		
	I. Single-factor IML	II. Single-factor UIML	III. FF3 + UMD	IV. FF5 + UIML	V. HX24 + UIML	VI. FF5 + UIML+MPR	VII. SY 4-factor	VIII. DHS 3-factor	
Adj-R <sup>2</sup>	1.60	3.39	3.56	6.37	4.12	10.20	3.09	2.31	
$\hat{\alpha}$	0.518 (7.739)	0.448 (5.923)	0.526 (6.769)	0.381 (4.743)	0.417 (4.620)	0.367 (4.378)	0.446 (5.837)	0.483 (4.802)	
$\hat{\beta}_{IML}$	0.066 (1.744)						-0.008 (-0.280)	-0.011 (-0.347)	
$\hat{\beta}_{UIML}$		-0.124 (-3.201)		-0.113 (-2.432)	-0.102 (-2.036)	-0.099 (-2.154)	$\hat{\beta}_{SMB}$ (2.165)		
$\hat{\beta}_{MKT}$			-0.032 (-1.248)	-0.003 (-0.110)	-0.025 (-0.988)	0.002 (0.075)	$\hat{\beta}_{MGMT}$ (2.697)		
$\hat{\beta}_{SMB}$			0.064 (1.752)	0.060 (1.809)	0.039 (0.993)	0.079 (2.266)	$\hat{\beta}_{PERF}$ (-0.250)		
$\hat{\beta}_{HML}$			0.080 (2.132)	0.070 (1.519)		0.089 (1.973)	$\hat{\beta}_{PEAD}$	0.005 (0.060)	
$\hat{\beta}_{UMD}$			-0.032 (-0.752)				$\hat{\beta}_{FIN}$	0.073 (1.621)	
$\hat{\beta}_{DMW}$				0.084	0.030	0.064			
$(\hat{\beta}_{ROE})$				(2.083)	(0.904)	(1.669)			
$\hat{\beta}_{CMA}$				0.049	0.083	0.037			
$(\hat{\beta}_{IJA})$				(0.672)	(1.854)	(0.505)			
$\hat{\beta}_{MPR}$						2.244 (2.560)			

资料来源：华安证券研究所整理

由于 IML 和 UIML 这两个流动性溢价都不能完全解释基准市值加权的交易量溢价，而且 UIML 比 IML 表现得更好，在本节的其余部分，作者研究交易量溢价是否可以由 UIML 之外的其他普通股票收益因子来解释。第一个考虑的多因子模型是

Carhart(1997)的四因子模型。表8中“模型III”下的结果表明,  $\alpha$  值很大(0.53%)意味着四因子模型也不能解释交易量溢价。在接下来的两个多元回归中, 在模型IV中用FF的五因子增加了表现较好的UIML, 在模型V中用Hou, Xue, and Zhang的四因子增加了UIML。 $\alpha$  值在模型IV中是0.38%, 在模型V中是0.42%。

最后, 在模型VI中, 纳入FF五因子、流动性溢价UIML、以及模拟组合(MPR)的回报。模拟组合追踪与未来工业生产增长有关的消息, 可以解释为工业生产风险因子。这个新的变量是由第4节的结果所启发的, 即交易量溢价独立于其他因子预测工业生产的增长。为了形成模拟组合, 使用Vassalou(2003)在研究价值和规模溢价的经济内涵时所采用的方法。附录的G部分提供了关于投资组合构建的细节, 并对模仿投资组合作为未来工业生产增长相关消息的代表进行了测试(表A13)。

通过包括工业生产风险因子MPR, 图表9中的模型VI的调整 $R^2$ 为10.2%, 明显高于六因子模型IV的6.4%。然而, 在 $\alpha$ 方面的改进是最小的。 $\alpha$ 估计值从模型VI的0.381%略微下降到0.367%, 并保持与零有显著差异。从数量上看, 这个七因子模型只能解释总交易量溢价的三分之一左右。最后, 从图表9的最后一列来看, 交易量收益差在IP风险因子MPR、UIML、SMB、HML和RMW有显著暴露, 而不是MKT和CMA。

### 5.3.2. 交易量溢价价差和Chen, Roll, and Ross(1986)的因子

鉴于常见的风险因子不能令人满意地解释交易量溢价, 在本节中, 我们探讨了一个稍微不同的问题, 研究一组宏观经济因子是否可以解释交易量收益差。在Liu和Zhang(2008)以及Cooper和Priestley(2011)之后, 作者用Chen、Roll和Ross(1986)的五个因子(CRR)代表宏观经济因子。这五个CRR因子包括工业生产增长率(IP)、未预期的通货膨胀(UI)、预期通货膨胀的变化(DEI)、期限溢价(TERM)和违约溢价(DEF)。因为使用因子模拟组合可以提供比五个宏观因子本身更精确的因子载荷估计, 按照Cooper和Priestley(2011)和其参考文献(特别是Eckbo、Masulis和Norli, 2000), 作者研究模拟这五个宏观因子的五个投资组合的定价能力。为了形成五CRR因子的模拟组合, 40个股票组合被用作基础资产, 包括10个等权的规模组合, 10个等权的账面/市值组合, 10个等权的盈利能力组合, 以及10个市值加权的动量组合。这40个投资组合具有文献中记载的各种收益率规律。

图表10的A组报告了交易量排序组合每个十个分位数的调整 $R^2$ 。在所有情况下,  $R^2$ 都高于90%, 平均为94%。B组列出了十个等权投资组合对五个模拟投资组合的载荷。10个时间序列的回归是以近似不相关回归形式(SUR)被共同估计的, 这样就可以在后面图表11中使用各分位数的载荷的协方差了。在IP因子上的载荷在交易量十分位数从低到高的时趋于上升, 范围在0.29到0.34之间。上升的趋势在未预期通货膨胀(UI)、期限溢价和违约溢价上的载荷上也很明显。相比之下, 预期通货膨胀率的变化(DEI)的载荷从低到高交易量的十分位数下降。

图表 10 在交易量上构建的投资组合的宏观经济暴露

Factors	Lo 10	2-Dec	3-Dec	4-Dec	5-Dec	6-Dec	7-Dec	8-Dec	9-Dec	Hi 10
Panel A. Adjusted R <sup>2</sup>										
	90.7	93.1	94.6	94.7	95.2	95.4	95.5	94.8	94.6	93.4
Panel B. Loadings on the economic factors										
IP	0.29 (10.06)	0.30 (12.07)	0.29 (11.49)	0.31 (14.92)	0.31 (12.16)	0.33 (13.20)	0.35 (15.53)	0.34 (12.57)	0.34 (13.82)	0.34 (15.58)
UI	-1.59 (-13.61)	-1.60 (-14.98)	-1.58 (-19.96)	-1.67 (-20.71)	-1.53 (-18.56)	-1.46 (-18.42)	-1.43 (-22.12)	-1.43 (-16.51)	-1.29 (-15.40)	-1.20 (-13.24)
DEI	4.12 (10.45)	3.93 (12.54)	4.11 (13.82)	4.22 (13.66)	3.96 (11.24)	3.67 (9.77)	3.91 (12.63)	3.73 (10.44)	3.27 (9.96)	3.13 (9.68)
TERM	0.49 (18.51)	0.51 (31.42)	0.51 (26.12)	0.52 (35.34)	0.53 (38.36)	0.53 (44.04)	0.53 (49.95)	0.53 (53.81)	0.55 (52.50)	0.55 (31.43)
DEF	0.71 (10.71)	0.74 (15.14)	0.75 (16.44)	0.76 (18.14)	0.78 (19.54)	0.80 (22.40)	0.74 (19.70)	0.79 (21.84)	0.80 (24.44)	0.83 (18.60)

资料来源：华安证券研究所整理

在图表 11 的 A 组中，作者使用 Fama 和 MacBeth(1973)的两步法来估计五个 CCR 因子的风险溢价。测试资产是上述 40 个股票组合。和以前一样，在估计中使用的是模拟组合而不是经济因子本身。使用全样本观测值来估计第一步回归中的因子载荷。第二步截面回归所估计的五因子风险溢价见图表 11 的 A 组，以及 Shanken(1992)修正的 t 值。IP、IRRM 和 DEF 因子的估计值与表 4 中 Cooper and Priestley (2011) 的有相同的符号和量级。简单来说，IP 和期限价差的溢价是正的，但违约价差的溢价是负的。尽管对预期通货膨胀率的变化 (DEI) 的估计只有轻微显著性，但对两个与通货膨胀有关的因子的因子溢价都是负的。

图表 11 在异常交易量上构建的投资组合的预测回报收益差

	Intercept	IP	UI	DEI	TERM	DEF
Panel A. factor premiums						
$\hat{\rho}$	-0.09	1.40	-0.15	-0.04	1.39	-0.46
$t_{\rho}$	(-0.41)	(6.95)	(-2.35)	(-1.66)	(2.71)	(-4.35)
Panel B. Predicted premiums for the volume deciles						
Lo 10		0.40	0.23	-0.16	0.69	-0.32
Hi 10		0.48	0.18	-0.12	0.76	-0.39
diff		0.08	-0.06	0.04	0.08	-0.06
$t_{diff}$		(1.41)	(-2.21)	(1.59)	(1.38)	(-1.27)

资料来源：华安证券研究所整理

接下来，在 B 组中，作者计算了归属于五个 CCR 因子中每个因子的最低和最高的十分位数的预期收益。预期收益的计算方法是载荷（来自表 9）和相应因子的风险溢价的乘积。第一个和第十个分位数由于受到工业生产因子的影响而获得的预期收益分别为 0.40%和 0.48%。价差为 0.08%或约 1%每年，HAC 调整后的 t 值为 1.41。对其他两个因子的暴露，即预期通货膨胀的变化和期限价差，也有助于推动高和低交易量分位数之间的正溢价差。定量角度来看，它们分别预测了 0.04%和 0.08%的正交易量价差。相比之下，由于投资组合对未预期通货膨胀(UI)和违约利差(DEF)的暴露，预测价差是负的（均为-0.06%）。总的来说，对五个 CCR 经济因子的暴露结合起来只预测了 0.08%的月度回报价差，比表 A7 的 B 组中观察到的 1.26%的价差要小很多。

## 6 检验行为/错误定价的解释

如前所述，早期研究按照错误定价和投资者认知/注意的思路对交易量效应进行了解释。在这一节中，作者对这一替代假说进行评估。具体来说，作者研究了在控制了 Stambaugh 和 Yuan(2017)的错误定价因子和 Daniel、Hirshleifer 和 Sun(2020)的行为因子后，高交易量回报溢价 HVP 是否会降低。



通过结合 11 个显著异常的信息，Stambaugh 和 Yuan (2017) 构建了 MGMT 和 PERF 两个因子。前者捕捉了净股票发行、综合股权发行、应计费用、净经营性资产、资产增长和投资与资产比率中错误定价的共同要素。PERF 产生于其他五种异常现象：困境、O-score、动量、总利润率和资产回报率。Daniel、Hirshleifer 和 Sun (2020) 的两个行为因子是盈余公告后漂移现象 (PEAD) 和 FIN。PEAD 捕捉短期错误定价，而基于股票发行的融资因子 FIN 则捕捉长期错误定价。样本开始日期为 1972 年 7 月。

图表 9 的 B 组总结了 HVP 在上述四因子和三因子模型中研究的因子的时间序列回归。值得注意的是，交易量溢价对 MGMT 有显著的正向作用，但对其他错误定价因子 PERF 没有作用。这个结果并不令人惊讶。MGMT 来自于包括投资在内的异常情况，而 PERF 来自于包括总利润率在内的异常情况。如图表 9 的模型六所示，与交易量溢价有关的是投资因子，而不是盈利能力因子。还有一些证据表明，交易量溢价在 FIN 上有载荷，但在其他行为因子 PEAD 上没有。总的来说，这两个非风险模型都产生了大的、非常显著的 $\alpha$ ，分别为 0.45% 和 0.48% (回顾交易量溢价是 0.53%)。在表 8 的 A 组中，它们的表现比 Hou、Xue 和 Zhang (2015) 模型以及 Fama 和 French (2015) 模型要差。

在图表 1 中 B 组的最后三列中，作者报告了 10 个交易日排序组合相对于 FF (2015) 五因子模型、Stambaugh 和 Yuan (2017) 的四因子模型 (MKT、SMB、MGMT 和 PERF) 以及 Daniel、Hirshleifer 和 Sun (2020) 的三因子模型 (MKT、PEAD 和 FIN) 的 $\alpha$ 。值得注意的是，FF 的 $\alpha$ 在套利组合的两头都很明显，这就排除了代价高昂的套利 (或流动性不足) 可以解释成交量溢价的可能性。Stambaugh and Yuan (SY) 和 Daniel, Hirshleifer, and Sun (DHS) 的 $\alpha$ 是负的，但对于第 1 十分位数统计上不显著，然而在第 10 十分位数上是正的且在经济上和统计上都是显著的。因此，SY 和 DHS 的 $\alpha$ 表明，与交易量相关的收益预测性主要是由套利组合的多头驱动的。这一证据进一步怀疑了对 HVP 的行为解释的重要性。

为了进一步阐明基于错误定价的解释，作者通过对异常交易量和 Stambaugh、Yu 和 Yuan (2015) 的错误定价指标 (MISP) 进行双变量排序，研究低价股的高交易量溢价是否与高价股不同。根据 Stambaugh、Yu 和 Yuan (2015) 的观点，在每个月末，根据上述 11 个回报异常值对股票进行独立排序，其中，与一个月前股票回报率较低相关的异常变量的值被赋予较高的排序。错误定价指标 (MISP) 被定义为 11 种异常值的排序的算术平均值。根据这个定义，MISP 得分越高 (越低) 表明高估 (低估) 越厉害。因此，如果错误定价驱动了 HVP，作者预计在不同错误定价得分的股票中，交易量排序组合的  $\alpha$  收益差会有所不同。图表 12 的结果并不支持这一预测。

图表 12 在异常交易量和错误定价得分上排序的股票收益

	Volume 1 (Low)	2	Volume 3 (High)	(High - Low)	Volume 1 (Low)	2	Volume 3 (High)	(High - Low)
	Panel A Average excess returns				Panel B Fama-French 3-factor alphas			
MISP 1 (Low)	0.428	0.745	0.855	0.427	-0.120	0.245	0.237	0.357
	(2.125)	(4.186)	(4.602)	(3.554)	(-1.371)	(3.911)	(3.071)	(2.926)
2	0.399	0.480	0.691	0.291	-0.042	0.082	0.150	0.192
	(1.806)	(2.404)	(3.464)	(2.562)	(-0.633)	(1.062)	(1.823)	(1.857)
MISP 3 (High)	-0.143	0.117	0.335	0.478	-0.542	-0.332	-0.094	0.448
	(-0.548)	(0.461)	(1.397)	(3.471)	(-4.953)	(-3.406)	(-0.761)	(3.090)
m.a.					0.235	0.220	0.160	
	Panel C Stambaugh and Yuan (2017) 4-factor alphas				Panel D Daniel, Hirshleifer, and Sun (2019) 3-factor alphas			
MISP (Low)	-0.305	0.095	0.081	0.386	-0.183	0.089	0.219	0.402
	(-3.458)	(1.291)	(0.961)	(2.733)	(-1.659)	(1.249)	(2.068)	(2.257)
2	0.007	0.139	0.230	0.223	-0.015	0.159	0.228	0.243
	(0.107)	(1.901)	(2.631)	(1.993)	(-0.191)	(1.768)	(2.399)	(1.948)
MISP 3 (High)	-0.163	-0.027	0.249	0.412	-0.200	-0.043	0.158	0.358
	(-1.579)	(-0.333)	(2.213)	(2.310)	(-1.692)	(-0.386)	(1.113)	(2.026)
m.a.	0.158	0.087	0.187		0.132	0.097	0.202	

资料来源：华安证券研究所整理

在 A 组中，低 MISP 股票的交易量排序回报率收益差为 0.43%，高 MISP 股票为 0.48%。月度收益差为 0.05%，t 值仅为 0.34。中等 MISP 股票的收益差较小。然而，未报告的 t 检验表明，它与其他两个价差没有统计学上的差异。B、C 和 D 组显示，高和低交易量投资组合之间的 FF、SY 和 DHS 的  $\alpha$  收益差也是与在低和高 MISP 股票组合之间相似。差异为 0.09%，0.03%，和 0.04%，相关的 t 值分别为 0.60，0.15，和 0.25。

与机构投资者相比，散户投资者由于缺乏专业知识以及收集信息的规模经济，很可能不太关注单个股票（Barber 和 Odean, 2008; Bali 等人, 2014）。因此，对交易量溢价的错误定价或基于投资者注意的解释将意味着，在主要由个人投资者持有的股票中交易量效应更大。为了验证这一假设，作者使用机构持股比例作为投资者关注的代表，并对异常交易量和机构持股比例形成 15 个市值加权的双变量组合。为了衡量一只股票的机构持股比例，作者定义了一个月度变量 INST，即由 13F 机构投资者拥有的总流通股的百分比。汤森路透机构持股（13F）数据库提供了自 1980 年以来的机构持股数据。由于机构持股是按季度向美国证券交易委员会提交的，因此我们使用最后一个季度的数值来计算接下来的三个月。根据文献（Cremers 和 Nair, 2005; Bali 等人, 2014; Bali 等人, 2017），变量 INST 的缺失值被替换为零。

图表 13 提供了总结的结果。在机构持股比例最低的股票中，高交易量回报溢价最大，而在机构持股比例最高的股票中，高交易量回报溢价最小。这一结果与基于投资者注意的假说一致。然而，该表还表明，对于按机构持股比例排序的低和高三分位数的投资组合来说，最后一列中的 FF 五因子收益差的  $\alpha$  幅度仍然很大且统计上显著。此外，总的来说，表的最后的平均绝对定价误差并不比 B 组中同期按异常交易量单向排序得到的对应值小。因此，股票之间机构持股比例的差异并不能完全解释它们在交易量效应上的差异。

图表 13 在异常交易量和机构持股比例上排序的股票收益

Portfolios	1 Low volume	2	3	4	5 High volume	(H - L)
Panel A. Average excess returns (one-way sort on volume)						
	0.384 (1.496)	0.568 (2.341)	0.747 (3.331)	0.606 (2.641)	0.759 (3.287)	0.375 (2.562)
Panel B. FF 5-factor alphas (one-way sort on volume)						
	-0.226 (-2.105)	-0.056 (-0.879)	0.168 (2.221)	0.019 (0.237)	0.106 (0.945)	0.332 (2.033)
Panel C. Average excess returns (two-way sort on volume & institutional ownership)						
1 Low INST	0.169 (0.602)	0.426 (1.647)	0.582 (2.384)	0.341 (1.337)	0.685 (2.753)	0.516 (2.587)
2	0.237 (0.872)	0.595 (2.199)	0.776 (2.999)	0.580 (2.415)	0.659 (2.653)	0.422 (1.984)
3 High INST	0.654 (2.289)	0.598 (2.301)	0.780 (3.117)	0.660 (2.628)	0.949 (3.565)	0.294 (1.721)
Panel D. FF 5-factor alphas (two-way sort on volume & institutional ownership)						
1 Low INST	-0.365 (-2.107)	-0.114 (-1.07)	-0.026 (-0.207)	-0.197 (-1.452)	0.090 (0.549)	0.455 (2.096)
2	-0.316 (-2.021)	-0.069 (-0.508)	0.306 (1.655)	0.074 (0.521)	-0.084 (-0.572)	0.232 (0.995)
3 High INST	-0.149 (-1.014)	-0.132 (-1.466)	0.038 (0.369)	-0.072 (-0.669)	0.237 (2.089)	0.386 (2.020)
m.a.a.	0.277	0.105	0.123	0.114	0.137	

资料来源：华安证券研究所整理

## 7 结语

对成交量效应的普遍解释是，它是默顿（1987）投资者认知假设的一种体现，是市场低效率的信号。本文首次提供了**高交易量回报溢价（HVP）与宏观经济基本面之间联系**的实证证据。由于其对实体经济的强大预测能力，作者还通过实证性资产定价的视角评估了对**交易量溢价的基于风险的解释**。以下是对主要发现的总结。

首先，**交易量溢价包含的信息有助于预测未来样本内和样本外的工业生产增长**。平均来说，HVP 增加一个标准差，就可以预测未来一个月工业生产增长下降 9.2 个基点，相当于样本期间平均经济增长率的 45%。这一基本结果在对普通股回报因子和一系列商业周期变量的各种控制面前是站得住脚的。在 Allen、Bali 和 Tang（2012）构建的系统性风险因子的存在下，HVP 确实失去了一些预测能力。

此外，作者发现可能与 HVP 的风险解释一致的一些横截面证据。工业生产增长因子包含了为交易量排序的投资组合定价的信息，这是对共同风险因子的增量。高交易量的股票风险更大，因此要求更高的溢价，因为它们比低交易量的股票在三个经济因子的风险敞口更大：即**工业生产、预期通货膨胀的变化和期限溢价**。然而，包括 Fama 和 French（2015）的五个因子、一个流动性因子和工业生产风险因子在内的七因子模型，只能解释三分之一的 HVP。Chen、Roll 和 Ross（1986）的五个宏观经济因子的模型也表现得很差。

总的来说，本文在为高交易量回报溢价提供一个**基于风险的解释**方面取得了一些进展。然而，本文收集的证据是有限的，因为交易量溢价的很大一部分不能通过其与经济风险因子和股票收益因子的联动性来解释。此外，Stambaugh 和 Yuan（2017）以及 Daniel、Hirshleifer 和 Sun（2020）的两个基于错误定价的因子模型也未能解释交易量溢价。从资产定价的角度来看，识别这种回报异常的来源仍然是一个巨大的挑战，值得进一步研究。

文献来源：

核心内容摘选自 Wang Z 在 Journal of Financial Economics 上的论文 The high volume return premium and economic fundamental.

## 风险提示：

本文结论基于历史数据与海外文献进行总结；不构成任何投资建议。

## 重要声明

### 分析师声明

本报告署名分析师具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格，以勤勉的执业态度、专业审慎的研究方法，使用合法合规的信息，独立、客观地出具本报告，本报告所采用的数据和信息均来自市场公开信息，本人对这些信息的准确性或完整性不做任何保证，也不保证所包含的信息和建议不会发生任何变更。报告中的信息和意见仅供参考。本人过去不曾与、现在不与、未来也将不会因本报告中的具体推荐意见或观点而直接或间接接收任何形式的补偿，分析结论不受任何第三方的授意或影响，特此声明。

### 免责声明

华安证券股份有限公司经中国证券监督管理委员会批准，已具备证券投资咨询业务资格。本报告中的信息均来源于合规渠道，华安证券研究所力求准确、可靠，但对这些信息的准确性及完整性均不做任何保证。在任何情况下，本报告中的信息或表述的意见均不构成对任何人的投资建议。在任何情况下，本公司、本公司员工或者关联机构不承诺投资者一定获利，不与投资者分享投资收益，也不对任何人因使用本报告中的任何内容所引致的任何损失负任何责任。投资者务必注意，其据此做出的任何投资决策与本公司、本公司员工或者关联机构无关。华安证券及其所属关联机构可能会持有报告中提到的公司所发行的证券并进行交易，还可能为这些公司提供投资银行服务或其他服务。

本报告仅向特定客户传送，未经华安证券研究所书面授权，本研究报告的任何部分均不得以任何方式制作任何形式的拷贝、复印件或复制品，或再次分发给任何其他人，或以任何侵犯本公司版权的其他方式使用。如欲引用或转载本文内容，务必联络华安证券研究所并获得许可，并需注明出处为华安证券研究所，且不得对本文进行有悖原意的引用和删改。如未经本公司授权，私自转载或者转发本报告，所引起的一切后果及法律责任由私自转载或转发者承担。本公司并保留追究其法律责任的权利。

## 投资评级说明

以本报告发布之日起 6 个月内，证券（或行业指数）相对于同期沪深 300 指数的涨跌幅为标准，定义如下：

### 行业评级体系

- 增持—未来 6 个月的投资收益率领先沪深 300 指数 5%以上；
- 中性—未来 6 个月的投资收益率与沪深 300 指数的变动幅度相差-5%至 5%；
- 减持—未来 6 个月的投资收益率落后沪深 300 指数 5%以上；

### 公司评级体系

- 买入—未来 6-12 个月的投资收益率领先市场基准指数 15%以上；
- 增持—未来 6-12 个月的投资收益率领先市场基准指数 5%至 15%；
- 中性—未来 6-12 个月的投资收益率与市场基准指数的变动幅度相差-5%至 5%；
- 减持—未来 6-12 个月的投资收益率落后市场基准指数 5%至；
- 卖出—未来 6-12 个月的投资收益率落后市场基准指数 15%以上；
- 无评级—因无法获取必要的资料，或者公司面临无法预见结果的重大不确定性事件，或者其他原因，致使无法给出明确的投资评级。市场基准指数为沪深 300 指数。