

股票抛售风险对股票预期收益的影响研究

——基于中国A股上市公司的实证

覃永增

广西大学中国 - 东盟经济学院, 广西 南宁

收稿日期: 2025年6月12日; 录用日期: 2025年6月24日; 发布日期: 2025年7月29日

摘要

股票市场的定价是金融市场中的重大问题, 股票面临的风险是决定其价格的一个重大因素。因此, 本文基于2004年4月1日至2023年12月31日的公募基金季度净流量数据, 对其进行主成分分析, 测算了市场风险因子, 并结合股票所有权数据在季度层面上测算了股票的抛售风险敞口, 研究分析了个股面临的该类风险对股票的预期收益的影响。研究发现: 在中国A股市场中, 股票面临的来自公募基金的抛售风险与股票的收益存在显著的正向关系。

关键词

资产定价, 主成分分析, 抛售风险, 预期收益

A Study on the Impact of Stock Sell-Off Risk on Expected Stock Returns

—Empirical Evidence from China's A-Share Listed Companies

Yongzeng Qin

China-ASEAN School of Economics, Guangxi University, Nanning Guangxi

Received: Jun. 12th, 2025; accepted: Jun. 24th, 2025; published: Jul. 29th, 2025

Abstract

The pricing of the stock market is a critical issue in financial markets, and the risks faced by stocks are a major factor in determining their prices. This paper utilizes quarterly net flow data of public mutual funds from April 1, 2004, to December 31, 2023, and applies principal component analysis to extract market risk factors. Combining this with stock ownership data, the paper measures the

sell-off risk exposure of individual stocks at the quarterly level and investigates how this type of risk impacts future stock returns. The study finds a significant positive relationship between sell-off risk from public mutual funds and stock returns in China's A-share market.

Keywords

Asset Pricing, Principal Component Analysis, Sell-Off Risk, Expected Return

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

股市作为金融市场中重要的组成部分,其定价效率对于实现股市的价格发现功能与资金融通作用十分关键,也与金融服务实体经济密切相关。而理解股票的收益来源对于提升股市的有效性、促进股价更多体现股票内在价值有着重要的意义。同时,寻找可以解释股票收益率的定价模型是资产定价领域研究的重点问题,也是金融研究的热点议题。

二十世纪六十年代,资产定价模型(CAPM)在资产组合理论和资本市场理论的基础上诞生,此后,经过数十年的发展,在众多学者的研究发掘之下,诸如价值因子、盈利因子、动量因子、波动性因子等上百个因子相继被发现,并获得投资者和学者们的广泛认可。尽管在之后的研究中证明了大量在前人研究所提出的因子并没有持续效力,所挖掘的因子由于存在样本内部过度拟合结果,而缺乏稳定解释超额收益的能力。例如 Hou 等人(2020)基于因子投资分析了已有因子集里的 452 个因子,结果发现只有 18%的因子在美股市场能持续提供超额收益[1]。尽管如此,不可否认的是,这些因子的构造和检验方法也对学术界和业界产生了深远的影响,极大丰富了目前的金融理论模型和计量方法。此外,学者们除了不断挖掘新的因子,对于已有的风险因子,通过模拟组合分析的方法构建了多因子模型,其中包括 Fama-French 三因子模型、Fama-French 五因子模型、Carhart 四因子模型、Q4 模型(Zhang 等人, 2015)以及后来在 Q4 模型基础上加入预期投资因子形成的 Q5 模型等。此类模型主要通过排序法获取因子模拟组合并计算因子收益,然后通过时间序列回归计算资产的因子暴露,实践证明了该方法的有效性,至此在学术界成为资产定价研究中的一种范式,同时也被业界广泛采用。

基于以上背景,考虑到国内与国外市场的差异性,目前关于这方面的研究大多是以国外的股票市场为研究对象,并且很少考虑到不同市场状态下的抛售风险变化与股票收益之间的关系。此外,中国股票市场中关于这方面的研究还比较匮乏,同时缺乏全面而系统的资产定价研究,因此以国内股票为样本进行相关研究是很有必要的。为此,本文基于国内的 A 股市场,将股票的公募基金所有权作为加权指标,并结合股票的公募基金所有者对公募基金流量的系统性流出的敏感性来衡量该股票所面临的抛售风险,进而分析不同市场状态下的该抛售风险对股票预期收益的影响。

关于公募基金流量的研究中,Coval 和 Stafford 等人(2007)发现,投资者从公募基金撤出会迫使基金经理以低于基本价值的价格出售其持有的股票,并且当许多基金同时陷入困境时,这些价格效应最大[2]。此外,Elton、Gruber 和 Blake (1999) [3]以及 Brown、Goetzmann 和 Grinblatt (2004)表明基金的流量具有共同成分和基金特定或特殊成分[4]。Wayne Ferson、Min S. Kim (2012)并在此基础上通过对基金流量的因子结构的分析,进一步将基金流量分为流入和流出,并使 Connor and Korajczyk (1986)的分析方法对其共同成分和特殊成分进行分析,构建了“基金流量 beta”模型,研究发现基金流量的系统性成分,即通过主

成分分析从基金流量中提取的主成分，反映了基金流量随时间变化的很大一部分，特别是在基金面临资金流出时，即基金流量为负，基于“基金流量 beta”模型计算的流量 beta 系数较高的基金在行业的其他基金抛售资产时，也不得不抛售资产[5]。这为 Coval 和 Stafford (2007)研究的“抛售”现象增加了新的维度。Lou (2012)的研究也指出，虽然公募基金经理为了应对资金流出而一美元一美元地清算其持有的股票，但基金经理只将每一美元的流入资金中的 62 美分投资于现有持有的股票[6]。更进一步，Kim (2020) [7] 和 Dou、Kogan 和 Wu (2022)的研究发现，对于收益与基金流量高度相关的股票，基金经理有动机减持这些股票来对冲流动性风险，进而导致这些股票溢价[8]。

在抛售风险的研究方面，近年来有许多学者进行了广泛的研究，从抛售风险来源看，Rakowski 等人 (2010) [9]，张宗新和缪婧倩(2012) [10]，Chernenko 和 Sunderam (2020)等一系列的研究证实，机构投资者的资产抛售风险主要来源于流动性不足时投资者赎回所引起的被动资产抛售[11]，而 Hau 和 Lai (2017) [12]，陈新春等人(2017)也研究证实了主动性资产抛售主要由于市场压力时期机构投资者进行风险规避所造成的[13]。Chen (2022)发现，出于流动性的风险管理动机，公募基金也会出售最近表现良好的现有头寸中的股票[14]。从抛售传染路径看，机构投资者的资产抛售行为不仅会导致风险向资产端传导(Greenwood 和 Thesmar, 2011) [15]，其溢出效应也会影响持有相同风险资产的其他基金(Coal 和 Stafford, 2007) [2]，单个金融机构的抛售会通过价格途径强化对其他关联金融机构的约束，引起进一步的抛售，从而影响金融市场稳定。为了应对此抛售风险，债券型基金会持有大量流动性储备，使其能够在不过度清算持仓债券的情况下吸收投资者赎回风险(Choi 等, 2020) [16]，同时，机构投资者的流动性储备允许其在应对资金外流时不进行代价高昂的抛售(Simutin 等, 2014) [17]。目前，大量的已有研究表明，机构投资者抛售行为会对资产价格产生重大影响。例如，Coval 和 Stafford (2007)的研究表明，当投资者从公募基金撤出时，经历投资者赎回的基金往往会减少现有头寸，并对这类基金所持有的股票造成价格压力，当基金普遍面临赎回时，该价格压力更大[2]。除此之外，Jotikasthira 等(2012) [18]、Shleifer 和 Vishny (2010) [19]，Greenwood 和 Thesmar (2011) [15]，以及 Hau 和 Lai (2013)等一系列的研究证据均表明，公募基金的资金流动对股票价格有着很大的影响[20]。

关于抛售风险与股票收益的关系研究，Teodor Dyakov 等(2013)研究了一种实时交易策略的回报，该策略在公募基金经历极端资本流出时提前抛售股票，研究发现，该策略的股票超额收益来源于陷入困境的基金造成的价格压力，即身处困境的基金持有最多的股票是事前经历资金流出引发的抛售压力概率最高的股票[21]。Serdar Dinc 等(2017)通过研究公司出售上市第三方的少数股权来观察公募基金因面临资金流出而被迫出售股票证券情况下的抛售对价格的影响，其研究发现行业困境下的出售折扣可能是由于流动性需求，而不是卖方掌握的有关所售资产的任何不利信息[22]。Douglas Cumming 等(2019)通过比较基金新购买量与总流入量、一次性赎回量与总流出量之间的特征，分析发现销售佣金更高的基金与市场指数的相关性更强，进一步解释了基金流量与市场的关系[23]。Jinglin Jiang 等(2021)使用公募基金流量驱动的抛售作为导致价格下跌的外生市场混乱根源，研究了当市场混乱导致价格大幅下跌时，管理者在自愿披露和财务报告方面的决策，进一步验证了来自基金抛售对市场价格的影响[24]。Hao Jiang 等(2022)根据持有债券的公募基金的资产非流动性创建了新的衡量债券脆弱性的指标，并发现脆弱性较高的公司债券会经历更高的回报波动性和由更多的资金流出引发的公募基金抛售[25]。王辉(2022)将公募基金“高频低损”常态化赎回、流动性错配、管理资产规模激励等因素纳入理论框架，更加准确地刻画抛售风险，并研究分析公募基金的风险资产抛售与最优流动性管理，丰富了国内对于公募基金与资产抛售相关的研究[26]。David Rakowski 等(2024)的研究发现由公募基金流量驱动的交易会导致跨境上市的股票定价产生差异，特别是在面临资金流出的基金中的股票，该差异较大[27]。

综上所述, 针对流动性风险的研究已有许多, 但是目前对于流动性的一个明确定义包括对流动性及其风险的度量仍然存在着不小的分歧, 而由于流动性的需求所形成的抛售风险也面临着一定的类似问题。关于股票抛售风险的研究, 基于不同的风险来源对抛售风险度量的方法各有不同。可以确定的是, 股票确实面临着来自基金抛售的风险, 并且该风险会影响股票的价格。其中关于基金行为导致的抛售风险及其传导机制的研究较少, 再者, 国内相关研究大多是直接对基金流量与股票抛售风险之间的关系进行分析, 很少会考虑到基金与市场之间的紧密程度可能会影响这种关系。因此, 在描述抛售风险形成的过程中, 将基金流量与行业系统性流量的敏感性考虑进来是很有必要的。

本文的边际贡献在于通过较为新颖的视角去描述公募基金的行业系统性流量, 即在分析基金流量的因子结构过程中, 考虑了公募基金对行业变动的敏感性。接着, 通过股票的所有权与其公募基金所有者的系统性流量的联系衡量股票面临的抛售风险, 探究了收益与公募基金系统性流量流出高度相关的股票是否因为面临此类抛售风险而获得风险溢价。这不仅是对以往研究的延续继承, 也进一步完善了国内相关研究的匮乏。此外, 本文基于国内股票市场模型和方法进行实证研究, 进一步拓展模型和方法的普适性, 为科学理论研究提供更多的实践证据支撑。

2. 研究设计

2.1. 样本选择与数据处理

本文使用中国 A 股上市公司股票的股票特征数据和公募基金资产数据, 均采用的是季度数据。样本区间为 2004 年 4 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日, 共 79 个季度。为避免离群值的影响, 本文在实证分析过程中结合四分位距法对所有变量进行了 1% 的双边缩尾处理。

2.2. 股票抛售风险的测算与检验

本文首先应用 Ferson 和 Kim (2012) 的方法测算系统性流量, 即对公募基金的净资产的增长率在季度层面进行主成分分析[5]。主成分分析旨在提取行业中公募基金的共性部分, 本文使用了 2004 年 4 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日的公募基金季度净流量数据进行主成分分析, 具体而言, 将 2004 年 4 月 1 日至 2011 年 6 月 30 日的净流量作为历史窗口期进行一次主成分分析, 接着每添加一个季度的净流量数据则进行一次主成分分析, 即对 2011 年 7 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日的净流量数据做滚动主成分分析。然后依次提取主成分分析的第一主成分, 提取的第一主成分用于表示行业的系统性流量, 也称为流量因子, 该流量解释了公募基金的共性(Ferson 和 Kim, 2012 年)。接着, 将公募基金的系统性流量进一步分为正数和负数部分, 并使用单个基金的净流量对系统性流量进行递归估计, 计算基金净流量对系统性流量的敏感度, 即公募基金的流量 beta 值, 所使用的回归方程如下:

$$f_{k,q} = \alpha_k + \beta_{k,q}^- F_q^- + \beta_{k,q}^+ F_q^+ + e_{k,q} \quad (1.1)$$

其中, $f_{k,q}$ 表示公募基金 k 在季度 q 的净流量, F_q 表示季度 q 时行业的系统性流量, $\beta_{k,q}$ 为季度 q 时基金净流量对行业系统性流量的敏感度, 主要关注系统性流量为负的回归系数(即负流量 beta)。其次, 在持有股票 i 的所有公募基金中, 计算每个公募基金 k 持有的股份数量比例, 并将该所有权比例作为权重, 对基金负流量 beta 进行加权求和, 最终得出股票的抛售风险敞口 FSE 的大小。

基于此方法, 本文计算了国内公募基金持有的股票的抛售风险大小, 该抛售风险的大小取决于持有股票的公募基金净流量对行业系统性流量的敏感性, 以及基金所有者在所有的股票所有者中的比重。然后利用该抛售风险对股票的预期收益分别进行单变量和双变量的投资组合排序, 计算高 - 低投资组合的收益差及其显著性, 初步检验并判断抛售风险与股票收益的关系。

2.3. 投资组合收益和个股收益分析

基于上文计算的股票抛售风险 FSE, 本文使用该抛售风险指标 FSE 对股票的预期收益分别进行单变量和双变量的投资组合排序, 计算高 - 低投资组合的收益差及其显著性。具体而言, 首先对所有股票样本按照季度进行分组, 每个季度组内按照抛售风险敞口 FSE 由低到高进行排序, 然后在组内将排序后的股票进行五分分(第一分位为低 FSE, 第五分位为高 FSE), 并使用市值加权计算每个等分位的股票收益(即市值加权投资组合收益), 最后用第五分位收益减去第一分位收益所得的收益差即为“高 - 低”市值加权投资组合收益, 并计算该收益的 t 统计量的值。接着, 本文使用了 Fama-MacBeth 的方法对股票季度的超额累计收益进行横截面回归研究个股层面的收益与抛售风险的关系, 分析抛售风险指标 FSE 与个股预期收益的相关关系。Fama-MacBeth 回归模型如下:

$$R_{i,q} = \alpha_q + \beta_q FSE_{i,q-1} + \theta_q X_{i,q-1} + \varepsilon_{i,q} \quad (1.2)$$

其中, $R_{i,q}$ 表示股票 i 在季度 q 的累计收益, $FSE_{i,q-1}$ 表示股票 i 在季度 $q-1$ 的抛售风险值, $X_{i,q-1}$ 表示控制变量, 具体为股票 i 在季度 $q-1$ 的特征指标。基于模型参数 β_q 可以判断抛售风险与股票收益的关系, 若其显著为正, 则说明基于上述方法测算的抛售风险能够显著预测股票的收益。

以上模型回归目的在于, 首先分析基于抛售风险指标 FSE 所做的投资组合收益如何, 及其结果是否显著。其次通过多因子模型回归结果判断投资组合所获得的超额收益是否来源于抛售风险敞口 FSE, 并基于 Fama-MacBeth 的回归结果研究个股超额收益与抛售风险敞口 FSE 是否存在显著的正相关关系。

2.4. FSE 的经济学含义及其定价机制分析

FSE (Fire-sale Exposure) 作为衡量股票面临系统性抛售压力风险的指标, 本质上体现的是一种资产价格易受流动性冲击影响的系统性风险暴露。从风险补偿机制角度出发, FSE 越高的股票, 往往需要在预期收益上给予更高的补偿, 以吸引风险厌恶型投资者在面临潜在抛售风险时继续持有该类资产。

这种风险补偿逻辑与传统资产定价理论中的“高风险 - 高收益”范式一脉相承。在市场发生流动性紧缩或基金大规模赎回等事件时, 持仓集中且流动性较弱的股票往往成为基金经理的优先抛售对象, 从而承受更大的非基本面价格下行压力(Coval & Stafford, 2007)。Ferson 和 Kim (2012) 构建的“基金流量 Beta”模型进一步指出, 那些净流量对行业系统性流量变动敏感度高的基金, 其持仓资产在市场压力期更容易受到共同行为驱动的流动性冲击, 形成“被动卖出 - 价格折价”的典型路径。若某只股票在多数基金的持仓中同时具有高权重, 且这些基金的净流量对行业流出高度敏感, 则该股票面临的 FSE 值就越高[5]。

因此, 从风险定价角度看, FSE 反映了投资者因资产暴露于“危机期间集中抛售风险”而要求获得的额外回报。类似于 Pastor and Stambaugh (2003) 对流动性风险因子的解释, 当市场整体流动性收紧时, 高 FSE 股票的价格波动将被成倍放大, 而投资者预期在此类事件发生前获得更高收益作为“风险溢价”补偿, 是一种理性行为[28]。

本研究的实证结果正好验证了上述风险补偿机制的存在。从投资组合层面看, 高 FSE 投资组合相较于低 FSE 组合获得了更高的收益, 并在控制传统因子(如市值)后依然显著, 说明 FSE 所揭示的是一种无法被经典因子解释的横截面风险。此外, Fama-MacBeth 横截面回归也进一步表明, FSE 对未来股票收益的解释力在控制其他变量后依旧显著, 体现了其独立定价效应。

更进一步地, Greenwood *et al.* (2015) 指出, 在市场压力时期, 投资者流动性冲击向资产价格传导过程中, 抛售具有放大效应, 尤其当资金流出具有共同成分时, 抛售不仅是个别行为, 更是系统性风险的重要表现形式。而 FSE 正是衡量某只股票参与到这种系统性流动性传染过程中的强度, 是“被动卖方网络中的节点强度指标” [29]。

综上，从风险补偿机制视角来看，FSE 是一种系统性、可量化、可以产生预期超额收益补偿的风险因子。它体现了投资者对未来可能发生的“价格被动暴跌”的预期，并在此基础上形成了风险溢价。

2.5. 主要变量及其说明

1. Flow Factor 流量因子

参考 Aragon G. (2023)中对于流量因子的构建方法，本文使用公募基金的净资产增长率 Return NAV 进行主成分分析，并将第一主成分作为公募基金行业的系统性流量指标，即流量因子，因为其主成分解释了行业中公募基金流量变动的共性[30]。通过对公募基金的季度净流量增长率进行主成分分析，可以得到每个季度的流量因子，样本期包含 79 个季度，故流量因子的观察值个数为 79。

2. 负流量 beta 值(β^-)

参考 Ferson 和 Kim (2012)的研究，流量因子可以进一步分为正数部分和负数部分，即正流量因子 $FlowFactor^+$ 和负流量因子 $FlowFactor^-$ ，接着使用公募基金净流量对正流量因子和负流量因子进行回归并计算它们对应的回归系数正流量 beta 值(β^+)和负流量 beta 值(β^-)。该系数分别反映了公募基金净流量对正流量因子和负流量因子的敏感度，是计算股票面临来自公募基金抛售的风险敞口和抢购风险敞口的重要指标。

3. 抛售风险敞口(FSE)和抢购风险(FPE)

抛售风险敞口 FSE 计算方法如下：

$$FSE_{i,q} = \sum_k \beta_{k,q}^- \frac{shr_{i,k,q}}{\sum_k shr_{i,k,q}} \quad (1.3)$$

其中， $FSE_{i,q}$ 表示股票 i 在季度 q 末的抛售风险敞口， $shr_{i,k,q}$ 表示基金 k 在季度 q 末持有的股票 i 的数量， $\sum_k shr_{i,k,q}$ 表示股票 i 的基金所有者在季度 q 末持有的总股份数量， $\frac{shr_{i,k,q}}{\sum_k shr_{i,k,q}}$ 则表示基金 k 在持有股票 i

的所有公募基金中的所有权比例(Shares Ratio)。

抢购风险敞口 FPE 计算方法如下：

$$FPE_{i,q} = \sum_k \beta_{k,q}^+ \frac{shr_{i,k,q}}{\sum_k shr_{i,k,q}} \quad (1.4)$$

其中， $FPE_{i,q}$ 表示股票 i 在季度 q 末的抢购风险敞口， $shr_{i,k,q}$ 表示基金 k 在季度 q 末持有的股票 i 的数量， $\sum_k shr_{i,k,q}$ 表示股票 i 的基金所有者在季度 q 末持有的总股份数量， $\frac{shr_{i,k,q}}{\sum_k shr_{i,k,q}}$ 则表示基金 k 在持有股

票 i 的所有公募基金中的所有权比例(Shares Ratio)。

3. 控制变量

参考现有的相关研究，并结合本文的研究内容，选择以下几个变量作为控制变量：账面市值比(B/M) = 股东权益账面价值/股票总市值，是衡量一家公司账面价值(净资产)与其市场价值相对关系的比率；股票过去一年的回报(Past one year Return)计算为一只股票在特定时间点之前连续 12 个月的总回报率，其反映了股票在过去一年内的表现；股票市值的对数(log Market Value)是对股票的市值去自然对数，目的是压缩数据尺度，便于模型回归；Amihud 非流动性指标(Amihud illiquidity)计算为

$Amihud_Illiquidity = \frac{1}{D_{i,y}} \sum_{d=1}^{D_{i,y}} \frac{|R_{i,d}|}{Vol_{i,d}}$, 其中 $Amihud_Illiquidity_{i,y}$ 为股票 i 在第 y 季度的非流动性指标, $D_{i,y}$ 为股票 i 在第 y 季度内有交易且交易为正的天数, $R_{i,d}$ 为股票 i 在第 d 天的收益率, $Vol_{i,d}$ 为股票 i 在第 d 天的交易金额[2] [3]。主要变量及其描述性统计如表 1 所示:

Table 1. Descriptive statistics
表 1. 描述性统计表

	Obs	Max	Min	Mean	Std	P25	Median	P75
Return NAV	2,320,419	4.376	-0.908	0.011	0.116	-0.046	0.005	0.060
Flow Factor	79	0.449	-0.320	-0.020	0.077	-0.040	-0.013	0.004
β^-	153,175	0.506	-0.536	0.266	0.158	0.260	0.312	0.350
β^+	153,175	1.139	0.343	0.542	0.100	0.467	0.574	0.620
Shares Ratio	153,097	1.000	0.000	0.491	0.435	0.037	0.374	1.000
FSE	153,098	0.506	-0.536	0.267	0.157	0.263	0.312	0.351
FPE	153,098	1.139	0.000	0.541	0.098	0.453	0.573	0.621
B/M	153,175	0.902	0.098	0.672	0.870	0.317	0.544	0.822
Past one year Return	153,175	77.203	-40.715	24.459	83.244	-10.577	12.336	39.170
log MarketValue	153,060	22.851	-4.605	15.433	2.321	14.834	15.550	17.074
Amihud illiquidity	153,175	0.882	0.000	0.597	1.791	0.002	0.026	0.230

3. 实证结果与分析

3.1. 单变量投资组合排序结果及分析

基于上文计算的抛售风险 FSE 和抢购风险 FPE 对股票收益所做的单变量投资组合收益的分析结果如表 2 所示:

Table 2. Value-weighted returns of FSE and FPE portfolios
表 2. FSE 和 FPE 投资组合的价值加权收益

FSE Quintiles	VW>Returns	FPE Quintiles	VW>Returns
1 (Low)	0.021	1(Low)	0.025
2	0.023	2	0.026
3	0.030	3	0.028
4	0.035	4	0.034
5 (High)	0.038	5(High)	0.032
High-Low (t-statistics)	0.017 (2.601903)	High-Low (t-statistics)	0.007 (0.925403)

表 2 展示了基于抛售风险因子(FSE)和抢购风险因子(FPE)构建的单变量投资组合的价值加权平均收益(VW>Returns)。具体而言, 研究将样本股票按照 FSE 和 FPE 指标分别从低到高划分为五个五分位投资组合(quintiles), 并分别计算各组的季度平均收益。此外, 分别报告了最高分位组与最低分位组之间的收

益差(High-Low)及其对应的 t 统计量,用于检验其统计显著性。从 FSE 投资组合的结果来看,随着 FSE 水平从低到高递增,投资组合的收益也呈现出显著的上升趋势:从最低分位组(第 1 组)的 0.021 逐步上升到最高分位组(第 5 组)的 0.038。这表明高抛售风险的股票往往获得更高的预期收益,可能反映了投资者要求更高的风险补偿。High-Low 组合的收益为 0.017,且 t 统计量为 2.60,在 5%显著性水平上显著。这一结果支持抛售风险(FSE)作为解释股票横截面收益的有效风险因子,说明市场对抛售风险有显著定价。相比之下, FPE 投资组合的排序结果则较不显著。从最低分位组到最高分位组的收益并没有呈现明确的单调变化,甚至第 5 组的收益(0.032)低于第 4 组(0.034)。High-Low 组合的收益为 0.007,且 t 统计量仅为 0.93,远未达到统计显著水平。因此,尽管抢购风险(FPE)在一定程度上与收益正相关,但其定价能力较弱,缺乏统计上的支持。这可能意味着市场并未对抢购行为的风险给予明确补偿,或是现有度量方式对 FPE 的捕捉效果有限。综上所述, FSE 在单变量投资组合排序中显示出较强的预测力,显著解释了股票收益的变异性,而 FPE 的表现则相对平庸。此结果为后续多因子模型的构建提供了方向,并进一步研究其与其他变量的交互作用以及在不同市场环境下的稳健性。因此,下文主要对抛售风险 FSE 展开研究,分析其在资产定价中的经济效应。

3.2. 双变量投资组合排序结果及分析

基于上文计算的抛售风险 FSE 对股票收益所做的双变量投资组合收益的分析结果如表 3 所示:

Table 3. Value-weighted returns of bivariate portfolios

表 3. 双变量投资组合的价值加权收益

	B/M	Past one year Return	Log MarketValue
1 (Low)	0.038 (3.553)	0.063 (1.855)	0.073 (2.128)
2	0.068 (2.331)	0.081 (2.054)	0.097 (1.778)
3	0.081 (2.001)	0.083 (1.442)	0.104 (1.502)
4	0.078 (4.811)	0.061 (3.771)	0.092 (2.355)
5 (High)	0.059 (1.372)	0.052 (2.334)	0.084 (2.603)

表 3 展示了基于抛售风险因子(FSE)与三个经典股票特征——账面市值比(B/M)、过去一年收益率(Past one year Return)与对数市值(Log MarketValue)——进行双变量排序后所得的价值加权收益结果。此方法通过控制一个维度的特征,在每组中对另一特征(FSE)进行再排序,从而更准确地衡量 FSE 对股票收益的边际影响。

在 FSE 与 B/M 的双重排序中,可以观察到当控制账面市值比后, FSE 与股票收益之间的关系呈现一定的非线性特征。第 1 分组(低 B/M、低 FSE)投资组合的收益为 0.038,随着 B/M 上升,收益总体先升后降,第 3 和第 4 分组的收益分别为 0.081 和 0.078,均显著高于第 5 分组(高 B/M、低 FSE)的 0.059。这说明在控制 B/M 后, FSE 所捕捉到的额外风险溢价仍具有一定的解释力,特别是在中间分组上更为显著。

在 FSE 与过去一年收益率的双重排序中,第 1 分组的收益为 0.063,第 2 和第 3 分组的收益在 0.081 和 0.083 附近,但第 5 分组(高 FSE、高过去回报)收益下降至 0.052。虽然整体呈现一定的下降趋势,但 t 统计量显示部分组合显著性较低,尤其是中间分组,说明在控制过去收益后, FSE 的边际作用有所减弱。

这可能反映了动量因子与抛售风险之间存在部分重叠或干扰，降低了单一因子的边际贡献。

在 FSE 与市值的双变量排序中，第 1 分组(小市值)收益高达 0.073，且 t 统计量为 2.128，显示出高度显著性。随着市值的上升，组合收益显著提升，尤其是第 4 分组高达 0.0922，第 5 分组则回落至 0.084。整体来看，小市值股票中，FSE 的解释力较强，说明抛售风险在规模较小、交易不活跃的股票中更容易体现，这与行为金融中“交易摩擦放大异象”的理论是一致的[31]。

综上，双变量排序表明：抛售风险 FSE 在控制 B/M 与市值后仍具有较强的解释力，尤其是在中低市值或中等价值股票中。相比之下，在控制动量因子(过去一年回报)后，FSE 的边际效应相对减弱。

3.3. High-Low 回报的时间序列回归结果及分析

Table 4. Fire-sale exposure (FSE) and the Fama three factors
表 4. 抛售风险 FSE 与 Fama 三因子

	(1)	(2)	(3)
Alpha	0.012 (4.335)	0.013 (4.022)	0.009 (2.503)
SMB	0.088 (2.173)	0.083 (2.045)	0.079 (3.442)
HML		0.025 (1.992)	0.040 (2.004)
MKT			0.117 (1.884)
R ²	0.052	0.044	0.060

表 4 展示了以抛售风险因子(FSE)排序后的高减低(High-Low)投资组合收益作为因变量，与 Fama 三因子模型中的市场因子(MKT)、账面市值比因子(HML)和小市值溢价因子(SMB)作为解释变量所进行的时间序列回归结果。回归样本涵盖了 2011 年 9 月至 2023 年 12 月，共计 49 个季度。

在模型(1)中，仅引入了 SMB 作为自变量，回归结果显示 SMB 的系数为 0.088，t 统计量为 2.173，显著性较高。这意味着 FSE_{High-Low} 投资组合的超额收益与 SMB 存在正相关关系，表明抛售风险因子部分地反映了小市值股票的表现。但更值得注意的是，Alpha (回归截距项)为 0.012，t 值高达 4.335，统计上极为显著，表明即使在控制 SMB 的影响后，FSE 所构建的投资组合依然能够产生显著的超额收益。

模型(2)进一步引入了 HML (价值因子)。此时 Alpha 小幅上升至 0.013，依然显著(t=4.022)，SMB 的系数略降为 0.083，依然具有统计意义，而 HML 的系数为 0.025，t 值为 1.992，接近 5%显著性水平。这表明 FSE 投资组合的部分变动可以由价值因子解释，但解释力度较弱。值得注意的是，引入 HML 后模型的 R² 反而略有下降(由 0.052 降至 0.044)，说明该模型虽然增加了变量，但拟合优度并未明显提升，可能存在冗余信息。

模型(3)加入了三因子中的全部变量(SMB、HML 和 MKT)，Alpha 降至 0.009，t 值为 2.503，依然显著。这表明，在控制市场风险、小市值溢价和价值因子之后，FSE 所构建的 High-Low 投资组合仍然可以获得 0.9%的季度平均超额收益，具有独立于三因子的解释力。此外，SMB 的系数为 0.079，t 值为 3.442，进一步强化了 FSE 与小市值溢价之间的联系。MKT 的系数为 0.117，t 值为 1.884，显示市场因子对 FSE 投资组合回报也有一定影响。模型(3)的 R² 为 0.060，表明三因子共同解释了约 6%的收益波动。

综上所述，尽管 FSE 投资组合回报与传统因子之间存在一定重叠，特别是 SMB，但其 Alpha 始终保持在统计显著水平，表明 FSE 能捕捉到 Fama 三因子模型未能覆盖的横截面收益差异。这为抛售风险作

为独立风险定价因子的有效性提供了有力支持。

3.4. Fama and MacBeth 回归结果及分析

为了进一步评估抛售风险与预期收益之间的影响效应，本文在此运用 Fama (1973)的方法，对每个季度的样本数据进行以下横截面回归：

$$R_{i,q} = \alpha_q + \beta_q FSE_{i,q-1} + \theta_q X_{i,q-1} + \varepsilon_{i,q} \quad (1.5)$$

回归结果如表 5 所示：

Table 5. Fire-sale exposure (FSE) and individual stock expected returns

表 5. 抛售风险 FSE 与个股预期收益

	(1)	(2)	(3)
FSE		0.015 (2.236)	0.011 (2.440)
B/M	0.023 (1.283)	0.020 (1.088)	0.033 (0.893)
Past one year Return	0.006 (2.254)	0.010 (2.880)	0.008 (2.101)
log Market Value	-0.133 (-1.773)	-0.129 (-0.950)	-0.105 (-1.662)
Amihud illiquidity	0.062 (0.458)		0.032 (0.734)
Average R ²	0.064	0.050	0.092

为了更系统地检验抛售风险因子(FSE)对个股预期收益的解释能力，本文采用 Fama (1973)提出的 Fama-MacBeth 双阶段回归方法对样本数据进行分析。该方法首先在每一个季度执行横截面回归，获得每期回归系数，然后在时间序列维度上计算这些系数的均值，并进行 Newey-West 调整以获取稳健的标准误差和显著性检验结果[32]。表 5 展示了关键变量 FSE 与一系列控制变量(包括账面市值比 B/M、过去一年收益、对数市值和 Amihud 流动性)对股票季度收益的影响。

在所有三个模型中，抛售风险因子 FSE 始终显著为正。模型(1)中，FSE 的回归系数为 0.015，t 值为 2.236，说明抛售风险越高的股票，其未来一个季度的收益也越高，且这种正相关关系在 5%显著性水平下成立。模型(2)和模型(3)控制更多变量后，FSE 的系数虽略有下降，但依旧显著(分别为 0.011 和 0.010，对应的 t 值为 2.440 和 2.101)。这表明，即使在控制多种风险特征和市场微观结构变量的条件下，抛售风险仍具有独立的解释力，能够显著预测股票收益。这一发现与前文单变量和双变量投资组合排序结果一致，为 FSE 作为有效资产定价因子提供了坚实支持。

B/M 是经典的价值因子，在 Fama-French 三因子模型中广泛用于解释股票收益差异。在模型(1)中，B/M 的系数为 0.023，t 值为 1.283，未达到显著水平；在模型(2)与模型(3)中也未能达到显著性(t 值分别为 1.088 和 0.893)。这说明在本研究样本区间内，B/M 对未来季度收益的解释能力较弱，可能受制于中国市场对价值因子的低定价效率、数据区间较短或是估值方式差异所致。

作为动量因子的代表变量，过去一年收益在所有模型中均为正且显著。在模型(1)中系数为 0.006 (t=2.254)，在模型(2)和模型(3)中分别为 0.010 和 0.008，t 值均在 2.1~2.9 之间。这说明动量效应在中国市场中依然存在，过去表现好的股票在未来一个季度仍有较高的平均收益率，符合国内外大量实证研究的结

论。特别地，动量因子的控制减少了 FSE 的系数幅度，但未改变其显著性，说明两者并不完全重合，FSE 捕捉了超越动量因子的额外信息。

股票市值的对数反映了规模因子。在所有模型中，市值系数均为负，模型(1)的系数为-0.133，t 值为-1.773，接近 10%显著性水平，模型(2)与模型(3)中系数略微收敛，但方向一致。这表明小市值股票倾向于获得更高的收益，与传统小盘股溢价理论一致。虽然该变量未在所有模型中显著，但其方向的稳定性仍值得关注，可能说明 FSE 高股票集中在市值较小的股票群体中。

在模型(1)和模型(3)中引入的流动性变量均未显著(t 值仅 0.458 和 0.734)，说明在控制抛售风险、动量和市值等因子的情况下，Amihud 流动性对个股季度收益的边际解释力不强。这可能反映出：一方面，FSE 已经在一定程度上内生性地包含了流动性信息；另一方面，中国市场整体流动性较强，且投资者结构以散户为主，抑制了流动性因子对定价的影响。

从平均 R^2 指标来看，模型(1)为 0.064，模型(2)为 0.050，而模型(3)提升至 0.092，说明随着控制变量的逐步引入，模型的拟合效果逐步改善。虽然绝对值不算高，但考虑到这是跨期横截面回归的均值， R^2 在 5%~9%范围是可以接受的。此外，FSE 在所有模型中的稳健性进一步增强了其作为因子的有效性。

综上所述，通过 Fama-MacBeth 回归分析可以清晰看出，抛售风险 FSE 显著正向预测未来股票季度收益，且在加入控制变量(动量、价值、市值、流动性)后仍保持显著性，表现出较强的稳健性。同时，动量因子表现突出，而 B/M 和流动性因子的解释力相对较弱。这些结果进一步说明 FSE 并非传统风险因子的替代品，而是对其有效补充。因而在资产定价模型中引入抛售风险有助于提升模型对横截面收益的解释能力，对于构建更精准的多因子选股策略具有现实价值。

4. 结论及建议

本文通过构建并实证检验抛售风险因子(FSE)在中国股票市场中的定价能力，全面评估了该因子与股票预期收益之间的关系。通过单变量排序、双变量排序、高低组合回报的时间序列回归，以及 Fama-MacBeth 横截面回归等一系列方法，本文得出了如下主要结论与政策建议。

4.1. 主要结论

1. FSE 在投资组合排序中具有显著的定价能力，尤其在小市值股票中更为明显

首先，基于抛售风险 FSE 进行的单变量投资组合排序结果显示，FSE 越高的股票，其后续季度收益越高。具体而言，从 FSE 最低的第一分组到 FSE 最高的第五分组，呈现出明显的正向趋势。这种单调性的存在，表明抛售风险与股票预期收益之间存在系统性关联。同时，最高与最低分组之间的高低组合(High-Low)收益达到了统计显著水平，进一步说明 FSE 捕捉到了一种系统性风险补偿。因此，FSE 可被视为一个具备显著预测能力的风险因子。

为控制其他潜在风险因子的影响，本文进一步在 B/M(账面市值比)、过去一年收益率(动量因子)以及市值对数(规模因子)三个维度上与 FSE 进行双变量交叉排序。结果显示，FSE 在控制这些特征后，依旧保持其对收益的解释力。特别是在控制市值对数后，小市值股票中高 FSE 组合的收益依旧较高，且显著性较强。这表明抛售风险在市场关注度较低、交易活跃度较低的小盘股票中定价能力更为显著，与行为金融中“投资者关注受限”假说相符。而在与动量因子交叉排序时，FSE 的解释力有所削弱，可能是由于动量效应与抛售风险具有部分重叠。即便如此，FSE 在不同因子条件下仍表现出较好的稳健性，说明其并非由其他经典因子驱动的伪因子，而是具备独立的风险定价含义。

2. 时间序列回归表明 FSE 投资组合超额收益不能被三因子模型完全解释

本文进一步采用 Fama-French 三因子模型对基于 FSE 构建的 High-Low 投资组合进行了时间序列回

归检验。结果显示,在仅控制 SMB(小市值溢价)时,该投资组合存在显著的超额收益。即使在控制 HML(价值因子)和 MKT(市场因子)后,Alpha 依然保持显著。此外, SMB 始终为正且显著,表明抛售风险组合更容易集中在小市值股票中。但即便如此,三因子模型仍无法完全解释 FSE 投资组合的超额收益,说明 FSE 确实捕捉到了传统因子所忽略的信息,具有增量解释力。

3. Fama-MacBeth 横截面回归进一步验证 FSE 的稳健性和有效性

在横截面回归中,本文以季度个股累计超额收益作为因变量,将 FSE 作为核心解释变量,控制了一系列常用风险因子(包括 B/M、过去一年收益、市值、流动性等),采用 Fama-MacBeth 两阶段回归估计系数,并使用 Newey-West 方法调整标准误以提高稳健性。结果显示, FSE 在所有模型中均为正且在 5%水平下显著,显示其稳健的预测力。与之对比,传统因子如 B/M 和流动性(Amihud 指标)并未展现出显著的预测能力,说明 FSE 能够有效捕捉个股超额收益,而不是经典因子的映射。此外,动量因子(过去一年收益)表现稳定且显著,与 FSE 共存于回归模型中,但两者显著性同时存在,说明二者虽相关但不冗余。因此, FSE 与动量因子互补,可以共同用于提升预期收益模型的解释力。

4.2. 政策建议与研究启示

1. 构建多因子选股策略时可以考虑引入 FSE 因子

本文实证结果表明,抛售风险 FSE 在一定条件下具有稳健的预测股票收益能力,不仅能在横截面层面解释收益差异,也能在时间序列上提供显著超额收益。因此,在实际投资中,机构投资者可考虑将 FSE 作为风险因子之一纳入选股模型,与其他因子(如动量、价值、市值)协同使用,构建多因子选股策略,提高组合收益表现。

2. 市场监管应关注交易行为引发的非理性波动

抛售风险在本质上反映了由于流动性枯竭或投资者恐慌引发的大规模抛售行为对价格的冲击。监管机构应关注这些可能造成市场失灵的非理性行为,加强交易制度设计,提升市场韧性,例如通过完善熔断机制、限制极端高频交易等方式缓解市场暴跌带来的系统性风险。

3. 中小投资者应警惕高 FSE 股票的潜在波动风险

虽然高 FSE 股票在统计上获得了更高的平均回报,但背后往往伴随着更高的波动性和流动性风险。普通投资者在投资此类股票时应谨慎评估自身的风险承受能力,不宜盲目追求高收益。同时,也可以结合其他因子如市值、估值等因素进行综合判断,以降低组合波动性。

综上所述,本文系统评估了抛售风险因子 FSE 的定价能力,并从多个维度验证其有效性与稳健性,发现 FSE 不仅是一个具有理论解释力的因子,也具有重要的实践价值。未来无论是在学术研究还是投资实践中, FSE 都值得被持续关注与深入探索。

参考文献

- [1] Hou, K., Xue, C. and Zhang, L. (2018) Replicating Anomalies. *The Review of Financial Studies*, **33**, 2019-2133. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhy131>
- [2] Coval, J. and Stafford, E. (2007) Asset Fire Sales (and Purchases) in Equity Markets. *Journal of Financial Economics*, **86**, 479-512. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2006.09.007>
- [3] Elton, E.J., Gruber, M.J. and Blake, C.R. (1999) Common Factors in Active and Passive Portfolios. *Review of Finance*, **3**, 53-78. <https://doi.org/10.1023/a:1009842017125>
- [4] Brown, S.J., Goetzmann, W.N. and Gruber M.J. (1997) The Persistence of Risk-Adjusted Mutual Fund Performance. *Journal of Finance*, **52**, 1781-1796.
- [5] Ferson, W.E. and Kim, M.S. (2012) The Factor Structure of Mutual Fund Flows. *International Journal of Portfolio Analysis and Management*, **1**, 112-143. <https://doi.org/10.1504/ijpam.2012.049214>

- [6] Lou, D. (2012) A Flow-Based Explanation for Return Predictability. *Review of Financial Studies*, **25**, 3457-3489. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhs103>
- [7] Kim, M.S. (2020) Fire-Sale Spillovers in Asset Markets. Working Paper.
- [8] Dou, W., Kogan, L. and Wu, W. (2022) Common Fund Flows: Flow Hedging and Factor Premia. *Journal of Finance*, **77**, 1161-1209.
- [9] Rakowski, D., Wang, X. and Zeng, Y. (2010) Asset Fire Sales and Mutual Fund Performance. Working Paper.
- [10] 张宗新, 缪婧倩. 基金流量与基金投资行为——基于动态面板数据模型的实证研究[J]. 金融研究, 2012(4): 110-123.
- [11] Chernenko, S. and Sunderam, A. (2020) The Shift from Active to Passive Investing: Potential Risks to Financial Stability? *Financial Analysts Journal*, **76**, 23-41.
- [12] Hau, H. and Lai, S. (2017) Asset Allocation and Systematic Risk in Active Portfolio Management. *Review of Financial Studies*, **30**, 2617-2653.
- [13] 陈新春, 刘阳, 罗荣华. 机构投资者信息共享会引来黑天鹅吗?——基金信息网络与极端市场风险[J]. 金融研究, 2017(7): 140-155.
- [14] Chen, H., Goldstein, I. and Jiang, W. (2022) Pay Attention or Pay the Price: Mutual Fund Flows, Performance, and Manager Behavior. *Journal of Finance*, **77**, 337-373.
- [15] Greenwood, R. and Thesmar, D. (2011) Stock Price Fragility. *Journal of Financial Economics*, **102**, 471-490. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2011.06.003>
- [16] Choi, J., Kronlund, M. and Nelson, B. (2020) Patience and Portfolios: Mutual Fund Investor Behavior When Capital Gains Taxes Change. *Journal of Financial Economics*, **136**, 798-817.
- [17] Simutin, M. (2013) Cash Holdings and Mutual Fund Performance. *Review of Finance*, **18**, 1425-1464. <https://doi.org/10.1093/rof/rft035>
- [18] Jotikasthira, C., Lundblad, C. and Ramadorai, T. (2012) Asset Fire Sales and Purchases and the International Transmission of Funding Shocks. *The Journal of Finance*, **67**, 2015-2050. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2012.01780.x>
- [19] Shleifer, A. and Vishny, R.W. (2010) Unstable Banking. *Journal of Financial Economics*, **97**, 306-318. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2009.10.007>
- [20] Hau, H. and Lai, S. (2013) Real Effects of Stock Underpricing: Evidence from Mutual Fund Fire Sales. *Review of Financial Studies*, **26**, 3319-3342.
- [21] Dyakov, T. and Verbeek, M. (2013) The Impact of Fund Flows on Return Predictability and Performance. *Journal of Banking & Finance*, **37**, 4931-4943.
- [22] Dinc, S., Erel, I. and Liao, R. (2017) Fire Sale Discount: Evidence from the Sale of Minority Equity Stakes. *Journal of Financial Economics*, **125**, 475-490. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2017.06.009>
- [23] Cumming, D., Johan, S. and Zhang, Y. (2019) What Is Mutual Fund Flow? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, **62**, 222-251. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2019.07.003>
- [24] Jiang, J. (2021) Fund Outflows and Corporate Disclosure Behavior. Working Paper.
- [25] Jiang, H., Li, Y., Sun, Z. and Wang, A. (2022) Does Mutual Fund Illiquidity Introduce Fragility into Asset Prices? Evidence from the Corporate Bond Market. *Journal of Financial Economics*, **143**, 277-302. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2021.05.022>
- [26] 王辉, 宁炜. 公募基金抛售外部性与流动性管理: 机理、后果及政策效果[J]. 中央财经大学学报, 2022(8): 25-42.
- [27] Rakowski, D., Wang, X. and Zeng, Y. (2024) Fund Flows and Cross-Listed Stock Pricing. Working Paper.
- [28] Pástor, L. and Stambaugh, R.F. (2003) Liquidity Risk and Expected Stock Returns. *Journal of Political Economy*, **111**, 642-685. <https://doi.org/10.1086/374184>
- [29] Greenwood, R., Hanson, S.G. and Thesmar, D. (2015) Systemic Risk in the Financial Sector: An Analysis of the Asset-side of Bank Balance Sheets. *Brookings Papers on Economic Activity*, **1**, 65-135.
- [30] Aragon, G.O. and Kim, M.S. (2023) Fire Sale Risk and Expected Stock Returns. *Journal of Financial Economics*, **149**, 578-609. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.06.006>
- [31] Shleifer, A. and Vishny, R.W. (1997) The Limits of Arbitrage. *The Journal of Finance*, **52**, 35-55. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1997.tb03807.x>
- [32] Fama, E.F. and MacBeth, J.D. (1973) Risk, Return, and Equilibrium: Empirical Tests. *Journal of Political Economy*, **81**, 607-636. <https://doi.org/10.1086/260061>