

风险感知因子及其在中国市场的定价能力

谢忠华^{1,2}, 朱宏泉^{1,3}, 林治宇¹

(1. 西南交通大学经济管理学院, 成都 610031; 2. 太平人寿保险有限公司四川分公司, 成都 610095;
3. 服务科学与创新四川省重点实验室, 成都 610031)

摘要 本文在 Liu et al. (2019) 三因子基础上引入风险感知因子 (FRP) 构建中国股票市场的四因子模型 (记为 RPM4 模型)。结果表明, 对比现有模型的定价因子, 风险感知因子在样本期内能获得显著溢价, 且因子的波动率、夏普比率、最大回测等指标均具有明显优势。风险感知因子的最大平方夏普比率最高, 具有显著的增量信息, 能够有效地捕捉市场、规模和价值等因子外的有效信息。进一步检验表明, RPM4 模型蕴含了更丰富的信息, 在对股票组合收益率的解释上具有绝对优势, 在截面回归 R^2 对比检验中表现出色, 是 Fama and French (1993) 三因子、Liu et al. (2019) 三因子和四因子模型的有效补充。

关键词 风险感知; 因子模型; 市场异象; 最大平方夏普比率; 信息增量

Risk Perception Factor and Its Pricing in Chinese Stock Market

XIE Zhonghua^{1,2}, ZHU Hongquan^{1,3}, LIN Zhiyu¹

(1. School of Economics and Management, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China; 2. Sichuan Branch, TaiPing Life Insurance Company Limited, Chengdu 610095, China; 3. Sichuan Key Laboratory of Service Science and Innovation, Chengdu 610031, China)

Abstract This study proposes a new risk perception factor (FRP) and adds it to Liu et al.'s (2019) three-factor model to form a four-factor model (henceforth RPM4 model) for the Chinese stock market. The results show that the FRP's volatility, Sharpe ratio, and maximum drawdown have significant advantages over the factors of popular asset pricing models. Further testing reveals that the RPM4 model contains more information and has a clear advantage in explaining stock portfolio returns, and performs well in the R^2 comparison tests for cross-sectional regressions. The RPM4

收稿日期: 2024-07-12

基金项目: 国家自然科学基金 (72073109, 91746109)

Supported by National Natural Science Foundation of China (72073109, 91746109)

作者简介: 谢忠华, 硕士研究生, 研究方向: 资产定价, 公司金融, E-mail: 63511000@qq.com; 通信作者: 朱宏泉, 教授, 博士生导师, 管理学博士, 研究方向: 资产定价, 行为金融, E-mail: hqzhu@swjtu.edu.cn; 林治宇, 博士研究生, 研究方向: 资产定价, 行为金融, E-mail: linzhiyu_my@my.swjtu.edu.cn.

model is a useful complement to the Fama and French (1993) three-factor model, as well as Liu et al.'s (2019) three- and four-factor models.

Keywords risk perception; factor models; anomalies; the maximum squared Sharpe ratio; incremental information

1 引言

资产定价模型的本质是刻画资产收益与风险间的相关性,传统做法是确定解释市场与风险收益关系的有效因子(Li and Rao, 2022; 姜富伟等, 2022; 许海川和卢静娴, 2024)。自CAPM模型(Sharpe, 1964; Lintner, 1965)和Fama-French三因子模型(Fama and French, 1993)提出以来,在美国等发达市场,不断有学者基于理论支撑或市场特征对因子模型进行扩展,构建了一系列因子和因子模型(周颖刚等, 2022; 顾明等, 2024),包括动量因子(Carhart, 1997)、流动性因子(Pástor and Stambaugh, 2003)、Fama and French五因子模型(Fama and French, 2015)、 q 因子模型(Hou et al., 2015),等等。

中国证券市场在过去三十多年得到了高速发展(Liu et al., 2019; Hou et al., 2023)。截至2023年末,境内A股市场共有5107只股票上市,总市值达77.3万亿¹,世界排名第二,仅次于美国证券市场。鉴于中国证券市场独有的特征,如与其他国家股票市场相对独立(Hu et al., 2021)、散户投资者占主导地位(Pan et al., 2016; Chen et al., 2022; Li et al., 2024; Hou et al., 2023; 顾明等, 2024)、信息透明度低(Chen et al., 2022; Hou et al., 2023)、监管严格(Li and Rao, 2022; Chen et al., 2022; 万谍和何奕扬, 2024)、经济和投资环境变化快(李志冰等, 2017),等等,加之大量异象涌现,促使人们对现有因子模型在中国市场的适应性进行了广泛的研究(如,吴世农和许年行, 2004; 高春亭和周孝华, 2016; 李志冰等, 2017; Liu et al., 2019; 林祺, 2023; Hou et al., 2023; Li et al., 2024; Hanauer et al., 2024),同时也拓展适应中国市场新的资产定价模型(如, Pan et al., 2016; Liu et al., 2019; Li and Rao, 2022; Chen et al., 2022)。

虽然现有文献对因子模型的适应性和扩展进行了丰富地研究,但在以下两方面仍有扩展空间。首先,现有的因子或因子模型主要是基于公司特征构建,如账面市值比(BM)(Fama and French, 1993)、营业利润与账面市值比(OP)和总资产增长率(Inv)(Fama and French, 2015)、资产毛利率(Novy-Marx, 2013)、异常换手率(ATR)(Pan et al., 2016)、净利润市值比(EP)(Liu et al., 2019);或者从市场层面构建因子,如流动性因子(Pástor and Stambaugh, 2003)、动量因子(Mom)(Carhart, 1997)、短期反转因子(STR)(Chen et al., 2022)。或者从行为金融的视角构建错误定价因子,如Stambaugh and Yuan (2017)和Daniel et al. (2020)。但未有工作从投资者的风险感知视角构建因子。其次,中国市场上仍有众多无法解释的异象存在(林祺, 2023; Hanauer et al., 2024),其中包含风险类异象。在Li and Rao (2022)的工作中,11个风险类异象经模型拟合后仍显著存在。在Li et al. (2024)的研究中,有19个风险类变量(分别对应8个波动率变量和11个偏度变量)不能被因子模型解释。在Hou et al. (2023)的研究中,52组基于风险信号构建的交易策略中(等权重),经过Liu et al. (2019)的三或四因子模型拟合后,仍有10个风险类异象显著存在。

¹数据来自于 Wind 数据库。

风险是金融学的两个核心维度之一, 在决策行为中不可或缺 (Holzmeister et al., 2020). 传统金融学研究框架大部分是从市场、市场有效性的视角去探索资产定价, 其秉承投资者是完全理性、完全知情和完全分散化等基本假设, 不考虑投资者行为、风险感知对资产定价的影响 (例如, 所有投资者对同一资产未来收益的预期相同). 在 CAPM 和 Fama-French 三因子模型中, 预期收益率仅由客观风险决定 (Statman et al., 2008). 然而, 大量与 CAPM 不一致的异象涌现后, 有效市场假说的“理性人”假设不断受到冲击. 随着金融学和心理学的交叉融合, 行为金融学开始得到广泛关注和重视, 其借助心理学研究范式, 能进一步理解投资者在收益 (获利) 与损失 (风险) 下的复杂认知与抉择 (周颖刚等, 2022).

在资本市场中, 投资者的决策和行为, 不仅受市场环境的影响, 也与投资者个人禀赋的差异和对未来的预期密切相关. 不同个体对风险的理解差异万千, 对同一事物的感知风险也各不相同 (Ricciardi, 2008). 传统金融学对风险的定义局限于数学化定义的客观风险 (Olsen, 2011; 许海川和卢静娴, 2024), 如历史收益率的方差、Beta 和偏度, 等等. 然而, 现有研究表明, 在资产配置中客观风险的作用微乎其微 (Bradbury et al., 2015; Merkle, 2018). 相反, 感知风险中的主观因素对投资决策影响显著, 投资者对风险的感知差异会影响其决策行为 (Holzmeister et al., 2020). 由于因子模型仅是真实定价模型的近似, 这意味着现有因子模型均不可避免地存在遗漏重要定价因子的问题 (林祺, 2023). 基于此, 本文旨在填补风险类因子, 特别是感知风险因子这一空白.

受 Bali et al. (2024) 的启发, 本文以个股账面市值比 (BM) 的变动度量投资者对个股的感知风险 (RP), 并构建风险感知因子 (FRP), 进而在 Liu et al. (2019) 三因子模型的基础上形成四因子模型 (简称为 RPM4). 本文选择 Fama and French (1993) 三因子 (简称为 FF3)、Fama and French (2015) 五因子 (简称为 FF5), 以及 Liu et al. (2019) 的三因子和四因子模型 (分别简称为 LSY3、LSY4) 四组因子作为对比因子模型, 通过 GRS 检验、时序回归和截面回归检验, 以衡量 RPM4 模型的优势. 主要结论如下.

首先, 风险感知因子能获得显著的月超额收益率. 相较于其他因子, 风险感知因子在标准差、夏普比率和最大回测等指标上均具有显著优势. 风险感知因子能够捕捉到规模和价值因子、甚至情绪 (采用换手率刻画) 因子之外的增量信息.

其次, 时序回归检验结果表明, 在对 150 组组合收益率的解释上, 除了 LSY4 模型在 GRS 指标上的表现超过 RPM4 外, RPM4 模型在 4 个评价指标上显著优于 FF3 模型、LSY3 和 LSY4 模型, 与 FF5 模型的对比也不逊色. 在组合 α (alpha) 的显著性对比中, RPM4 模型表现最为出色. 对 6 组异象多空组合收益的解释结果显示, RPM4 模型在市值中性分组下具有绝对优势.

最后, 横截面回归检验 (Kan et al., 2013) 结果表明 RPM4 模型也具有相对优势. 在两两模型对比中, 基于 OLS 估计 RPM4 模型胜出的次数与 FF5 模型并列第一; 基于 GLS 估计 RPM4 模型胜出的次数位居第二, 仅次于 FF5 模型. 在多模型对比检验中, RPM4 和 FF5 模型在 10% 显著性水平上未出现拒绝原假设的情形.

本文的工作进一步扩展并丰富了关于感知风险和资产定价模型的研究. 一方面, 本文对感知风险的衡量进行了新的扩展. 现有工作对感知风险的衡量尚无统一标准 (Bekiros et al., 2018). 在资产定价研究中, 隐含波动率是衡量个股感知风险的主要方式 (Bekiros et al., 2018;

Fang et al., 2020; Kim et al., 2021). 然而, 中国市场并未发展个股期权. 本文构建的个股层面的风险感知指标 (RP), 能够敏锐刻画股价的波动, 捕捉到投资者的风险感知, 对风险感知的衡量提供了新思路. 另一方面, 本文进一步丰富了中国市场的定价因子研究. 本文首次从感知风险的视角出发将行为金融中的主观风险纳入到因子模型中, 丰富了资产定价、特别是因子模型的研究. 通过与主流的因子模型对比, 发现风险感知因子在风险溢价、标准差、夏普比率和最大回测上具有显著优势, 在规模因子和价值因子外具有增量信息. RPM4 模型在模型间对比、时序回归检验及截面回归检验中, 均有相对稳定且优异的表现. RPM4 模型是 FF3、LSY3 和 LSY4 模型的有效扩展.

本文接下来的安排依次为: 第 2 部分为研究设计; 第 3 部分为实证结果; 第 4 和 5 部分分别采用时序回归和截面回归两种方法, 对比检验五组模型的优劣; 第 6 部分为稳健性检验; 研究结论与展望在第 7 部分呈现.

2 研究设计

2.1 风险感知指标

风险感知 (Risk Perception) 是风险研究中的重要话题, 与宏观层面的政府决策、微观层面的个体行为息息相关 (Hawkes and Rowe, 2008). 风险感知对于人们的行为至关重要 (Siegrist and Arvai, 2020), 而投资者的风险感知是影响投资者交易、股票收益的重要因素.

投资者风险感知的衡量至今没有统一标准, 目前一般采用设计问卷、调查等手段来收集投资者对金融产品的风险感知 (Hoffmann et al., 2013), 或者通过实验来评估参与者的风险感知 (Huber et al., 2019; Holzmeister et al., 2020), 还有采用股票期权的隐含波动率来衡量 (Conrad et al., 2013; Stilger et al., 2017; Bekiros et al., 2018). Fang et al. (2020) 通过机器学习构建基于新闻的隐含波动率, 用于捕捉投资者对未来的风险感知. Pflueger et al. (2020) 构建了衡量金融市场层面的风险感知指标, 并探讨其与宏观经济指标之间的相关性. 姬强等 (2022) 利用爬虫技术构建气候风险感知指数, 得到其对股票收益的影响具有非对称性、时滞效应和动态效应.

虽然股票期权价格能够真实反映投资者的预期 (Conrad et al., 2013), 然而中国市场至今仍未推出个股期权. 鉴于此, 受 Bali et al. (2024) 工作的启发, 本文采用个股月度账面市值比 (BM) 的变化来构建风险感知指标 (RP), 用以体现投资者对个股的感知风险. 其计算公式为:

$$RP_{i,t} = \left(\frac{B}{M} \right)_{i,t} - \left(\frac{B}{M} \right)_{i,t-1}. \quad (1)$$

其中, BM 为账面市值比, 账面价值 (B) 为股东权益 (不含少数股东权益), 市值 (M) 为月末流通市值.

Bali et al. (2024) 认为, BM 的变化 (RP) 包含预期现金流的变化和贴现率的变化两部分. 在短期内 (如 1 个月), 公司的经营现状不会发生大的改变, 未来预期现金流保持不变. 因此, BM 的变化主要是由于贴现率 (投资者要求的回报, 与投资者的风险偏好直接相关) 的变化所致. 面对同一资产, 由于投资者的风险偏好不同, 以及信息在不同投资者之间扩散的

差异, 导致投资者之间的预期贴现率存在差异. 因此, 贴现率的预期变化刻画了投资者的风险感知大小. Olsen (2011) 指出, 风险感知的情感属性导致感知风险与预期收益率之间呈现正相关关系. 因此, 风险感知越大, 投资者对股票未来的预期收益要求也越高, 反之则越低 (Pflueger et al., 2020).

2.1.1 风险感知与其他风险指标的关系

在中国市场, 目前还没有公开的风险感知指标对比. 为了验证 RP 体现了与风险相关的特征, 本文将 RP 与现有客观风险指标进行对比. 具体而言, 选取个股波动率 (Vol, 一个月内个股日收益率的标准差)、个股特质波动率 (IVOL, 经 Fama-French 三因子调整后得到个股特质日收益率, IVOL 定义为一个月内个股日特质收益率的标准差)、系统性风险 (BETA, 每个月通过日超额收益率与市场溢价回归估计得到) 三个客观风险度量指标. 表 1 的相关系数表明, RP 与 Vol 和 IVOL 之间显著负相关, 与 BETA 之间显著正相关. 在牛市 (熊市), 通常股票价格的波动大 (小), 但投资者的风险感知小 (大). 这与 Pflueger et al. (2020) 的结果一致.

表 1 RP 与客观风险指标的相关系数

	(1)	(2)	(3)	(4)
	RP	Volatility	IVOL	Beta
RP	1			
Volatility	-0.030***	1		
IVOL	-0.039***	0.818***	1	
Beta	0.005***	0.061***	-0.030***	1

注: *, **, *** 分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平.

2.1.2 风险感知在横截面的预测能力²

现有文献表明, 市值层面的因素, 如反转和动量效应, 是影响股价变化的重要因素. 为了从横截面层面探讨风险感知 (RP) 对股票收益率的预测能力, 是否源于市场层面因素的影响, 本文做了 Fama-MacBeth 回归, 引入动量 (MOM)、反转 (REV) 变量, 同时控制公司规模 (Size)、账面市值比 (BM)、市场风险 (BETA)、特质波动率 (IVOL) 和非流动性 (ILLIQ) 等因素.

表 2 数据显示, 在控制了系列影响因素后, 风险感知 (RP) 对未来一期的收益率仍有显著正向影响. 风险感知对股票未来收益的显著预测能力, 并不是由既定的风险因素和公司特征所导致的, 风险感知指标含有既定风险因素和公司特征以外的增量信息.

2.1.3 对风险感知进行分解³

本文以 BM 的变化来衡量投资者的风险感知, 其来源于股权的账面价值 (现金流) 和市场价格 (贴现率或要求回报率) 的变化. 为考察两方面变化对未来股票收益的不同作用及其影响差异, 本文区分由预期股权账面价值变化 (ΔBE) 和由市场价格变化 (ΔME) 驱动的 RP 成分.

²感谢匿名审稿人的意见. 本文从横截面的角度针对 RP 指标进行了充分的讨论. 研究发现, 风险感知与股票未来截面收益率之间 (未来一期和未来第二期) 存在显著正向关系, 无法被现有定价因子所解释. 同时, RP 对股票收益率的预测能力与资产的错误定价、投资者情绪无关, 也与未来的财务信息 (标准化未预期盈余, SUE) 无关. 由于本文工作聚焦在风险感知因子上, 篇幅有限, 并未呈现上述截面分析结果, 结果备索.

³感谢匿名审稿人的建议.

表 2 Fama-MacBeth 回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	RET_{t+1}	RET_{t+1}	RET_{t+1}	RET_{t+1}	RET_{t+1}
RP	0.035*** (3.60)	0.057*** (6.83)	0.056*** (6.70)	0.059*** (6.80)	0.029*** (3.55)
IVOL					-0.059*** (-13.56)
REV				-0.025*** (-4.28)	-0.015** (-2.49)
MOM				0.029** (2.09)	0.038*** (2.81)
ILLIQ			0.362*** (4.68)	0.358*** (4.73)	0.338*** (4.38)
Size		-0.021* (-1.86)	0.004 (0.40)	0.001 (0.11)	-0.003 (-0.31)
BM		0.014 (1.51)	0.014 (1.59)	0.016* (1.78)	-0.003 (-0.31)
BETA		-0.007 (-1.28)	-0.007 (-1.15)	-0.010** (-2.00)	-0.006 (-1.19)
CON	-0.012 (-0.24)	0.003 (0.06)	0.109* (1.77)	0.088 (1.48)	0.067 (1.09)
adj. R^2	0.017	0.066	0.073	0.090	0.098

注: 括号内为 t 统计量; *, **, *** 分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平。

在表 3 中, 借鉴 Bali et al. (2024) 的做法, 采用 Fama-MacBeth 截面回归, 将 ΔBE 和 ΔME 对未来一个月股票的收益进行回归, 控制变量包括市值 (Size)、账面市值比 (BM) 和市场风险 (BETA)。结果显示, ΔME 与预期回报显著相关, 但 ΔBE 并未表现出显著的预测能力 (系数 = 0.006, t 值 = 0.21)。数据结果进一步确认投资者的风险感知对股票未来收益的正向影响, 源于 ΔME 的贡献。

2.2 风险感知因子模型构建

借鉴 Pástor and Stambaugh (2003) 的思想, 本文基于个股层面的风险感知构建风险感知因子, 探讨风险感知是否被定价。参照 Liu et al. (2019) 和 Hou et al. (2023) 的方法, 本文在 Liu et al. (2019) 三因子基础上加入风险感知因子 (FRP), 构建本文的四因子模型⁴。具体步骤如下:

⁴参照 Hou et al. (2023) 的方法, 本文通过 20 个风险信号构建了 58 组交易策略, 并对比了五组因子模型对风险类交易策略的解释能力。检验结果表明, RPM4 模型 $A(|t(\alpha_p)|)$ 和 GRS 指标上表现最佳, $A(|\alpha_p|)$ 指标上表现排第三, 仅次于 FF3 和 FF5 模型。将 t 统计量的阈值设定为 2, RPM4 模型无法解释的异象为 26 个, 是五个模型里面最少的。总体上, 相较于其他四组模型, RPM4 在解释风险类交易策略上具有较好的表现。将风险感知因子纳入因子模型是有必要的。篇幅有限, 并未呈现这些对比结果, 但可向作者索取。

在每月末, 根据以下步骤对股票池进行分组: 1) 按照股票市值 (Size) 的中位数将股票池中的股票分为小市值 ($Size_{Small}$) 和大市值 ($Size_{Big}$) 两组; 2) 按照盈利市值比 (EP) 的 30% 及 70% 分位点分别将它们分为三组, 盈利市值比最高的 30% (EP_{High})、盈利市值比中间的 40% (EP_{Mid}) 和盈利市值比最低的 30% (EP_{Low}); 3) 基于感知风险 (RP) 的 30% 及 70% 分位点将股票划分为三组, 感知风险最高的 30% (RP_{High})、感知风险中间的 40% (RP_{Mid}) 和感知风险最低的 30% (RP_{Low}). 通过上述分组, 规模 (Size) 和盈利市值比 (EP) 可形成 6 组股票组合; 规模 (Size) 和感知风险 (RP) 也会形成 6 组股票组合. 定义风险感知因子 (FRP) 为感知风险高 (RP_{High}) 的股票组合平均收益率减去感知风险低 (RP_{Low}) 的股票组合平均收益率:

$$FRP = \frac{1}{2}[(R_{RP_{High}}^{Size_{Small}} + R_{RP_{High}}^{Size_{Big}}) - (R_{RP_{Low}}^{Size_{Small}} + R_{RP_{Low}}^{Size_{Big}})]. \quad (2)$$

同理, 以盈利市值比高的股票组合平均收益率减去盈利市值比低的股票组合平均收益率, 构建价值因子 (VMG):

$$VMG = \frac{1}{2}[(R_{EP_{High}}^{Size_{Small}} + R_{EP_{High}}^{Size_{Big}}) - (R_{EP_{Low}}^{Size_{Small}} + R_{EP_{Low}}^{Size_{Big}})]. \quad (3)$$

规模因子 (SMB_RPM4) 则是由 6 组小市值 ($Size_{Small}$) 股票组合平均收益率减去 6 组大市值 ($Size_{Big}$) 股票组合平均收益率而得到.

$$SMB_RPM4 = \frac{1}{6}[(R_{EP}^{Size_{Small}} + R_{EP}^{Size_{Small}}) - (R_{EP}^{Size_{Big}} + R_{EP}^{Size_{Big}})]. \quad (4)$$

其中, $R_{RP_{High}}^{Size_{Small}}$ 表示小市值 ($Size_{Small}$) 高感知风险 (RP_{High}) 股票组合的市值加权收益, 其它依此类推.

市场因子 (MKT) 为股票市值加权收益率减一年期定期存款利率. 与 Liu et al. (2019) 保持一致, 本文采用总市值加权构建因子⁵.

⁵本文主要对比 Fama-French 的三因子和五因子模型, 及 Liu et al. (2019) 的三因子和四因子模型, 在样本区间早期, 股票量较少 (2000 年和 2001 年月度股票数不足 900 只, 无法满足每个组合 50 只股票的要求 (Liu et al., 2019)). 为此, 参照 Fama and French (1993, 2015); Liu et al. (2019) 以及 Hou et al. (2023), 本文采用 2×3 独立双重分组构建因子. 若采用 $2 \times 2 \times 3$ 的方式构建四因子模型, 或者参照 Fama and French (2015) 的思路, 按 $2 \times 2 \times 2 \times 2$ 的方式构建 Fama-French 五因子模型, 结果也没有质的差异, 相关数据可向作者索取.

表 3 ΔBE 和 ΔME 对股票未来收益的影响

	(1)	(2)	(3)
ΔME	-0.048*** (-3.10)		-0.050*** (-3.33)
ΔBE		0.006 (0.21)	0.016 (0.51)
Size	-0.021 (-1.60)	-0.022* (-1.73)	-0.022* (-1.74)
BM	0.022** (2.51)	0.024*** (2.71)	0.021** (2.43)
BETA	-0.007 (-1.12)	-0.007 (-1.07)	-0.007 (-1.05)
CON	0.025 (0.43)	0.027 (0.46)	0.025 (0.42)
Adj. R^2	0.070	0.064	0.070

注: 括号内为 t 统计量; *, **, *** 分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平.

2.3 因子对比

为了检验四因子模型 (RPM4) 是否蕴含更丰富的信息和具有更强的解释力, 同时避免多重比较问题 (Harvey et al., 2016), 借鉴 Fama and French (2018) 的因子对比方法, 本文对比了目前主流的 4 组因子模型, 分别是 Fama-French 三因子和五因子模型, 以及近年来受到市场高度关注的 Liu et al. (2019) 三因子和四因子模型. 五组因子模型的设定如下:

$$R_{i,t} = \alpha_{i,FF3} + \beta_{i,MKT}MKT_t + \beta_{i,SMB_FF3}SMB_FF3_t + \beta_{i,HML}HML_t + \varepsilon_{i,t}, \quad (5)$$

$$R_{i,t} = \alpha_{i,FF5} + \beta_{i,MKT}MKT_t + \beta_{i,SMB_FF5}SMB_FF5_t + \beta_{i,HML}HML_t + \beta_{i,RMWRMW_t} + \beta_{i,CMA}CMA_t + \varepsilon_{i,t}, \quad (6)$$

$$R_{i,t} = \alpha_{i,LSY3} + \beta_{i,MKT}MKT_t + \beta_{i,SMB_LSY3}SMB_LSY3_t + \beta_{i,VMG}VMG_t + \varepsilon_{i,t}, \quad (7)$$

$$R_{i,t} = \alpha_{i,LSY4} + \beta_{i,MKT}MKT_t + \beta_{i,SMB_LSY4}SMB_LSY4_t + \beta_{i,VMG}VMG_t + \beta_{i,PMO}PMO_t + \varepsilon_{i,t}, \quad (8)$$

$$R_{i,t} = \alpha_{i,RPM4} + \beta_{i,MKT}MKT_t + \beta_{i,SMB_RPM4}SMB_RPM4_t + \beta_{i,VMG}VMG_t + \beta_{i,FRP}FRP_t + \varepsilon_{i,t}, \quad (9)$$

其中, $R_{i,t}$ 为股票 i 在 t 月的超额收益. MKT_t 、 SMB_FF3_t 和 HML_t 分别为 Fama-French 三因子模型中的市场、规模和价值因子, SMB_FF5_t 、 RMW_t 和 CMA_t 分别为 Fama-French 五因子模型中的规模、盈利和投资因子, SMB_LSY3_t 和 VMG_t 为 Liu et al. (2019) 的规模和价值因子, SMB_LSY4_t 和 PMO_t 分别为 Liu et al. (2019) 的规模因子和情绪因子; SMB_RPM4_t 和 FRP_t 分别为本文的规模和风险感知因子.

2.4 测试投资组合

2.4.1 传统投资组合

参照 Fama and French (1993, 2015, 2018)、高春亭和周孝华 (2016) 和 Chen et al. (2022), 本文以构建因子模型的 5 个变量与股票市值通过 5×5 独立分组方式构建股票组合. 具体是, 在每月末, 根据股票市值 (Size) 将股票池中的股票分成 5 组. 同时, 分别根据 BM、OP、Inv、EP 和 RP 变量将股票池中的股票分成 5 组, Size 和其他 5 个指标将形成 150 组股票组合 ($5 \times 5 \times 6 = 150$), 通过市值加权得到下一个月组合收益率及其超额收益率. 150 组股票组合超额收益将用于后文检验五组因子模型的整体表现.

2.4.2 异象组合

为进一步对比五组因子模型, 本文对 Liu et al. (2019) 一文中提到的中国市场仍显著存在的六类异象进行对比解释. 参照 Liu et al. (2019) 的思路, 本文以账面市值比 (BM)、现金流与股价比 (CP)、净资产收益率 (ROE)、1 个月波动率 (1mVol)、股票一个月内最高日收益率 (MAX) 和 12 个月换手率 (12mTurn) 等六个特征变量分别构建无条件分组和市值中性分组下的多空对冲投资组合. 具体如下, 针对 BM、CP 和 ROE 三个异象指标, 为构建无条件分组组合. 每月分别根据上一个月的三个异象指标将股票分成 5 组, 通过做多最高组 (Group=5) 和做空最低组 (Group=1) 构建出多空对冲投资组合, 市值加权收益率之差即

为多空组合的收益; 对于市值中性组合的构建, 1) 每月末根据上月的市值将股票分成 5 组; 2) 在每一组市值组合中, 分别根据上个月的六个异象指标再进一步将股票分成 5 组; 3) 做多最高组、同时做空最低组, 构建多空对冲组合. 而针对 1mVol、MAX 和 12mTurn 三个异象指标, 其多空组合构建方式与前三个指标相反, 做多最低组、同时做空最高组形成多空对冲投资组合.

2.5 样本选取与数据来源

本文选择在上交所和深交所上市的 A 股股票 (含创业板和科创板) 作为初始样本, 股票交易数据 (日度和月度) 和财务数据 (季度) 均来源于国泰安数据库. 考虑财务年报的公布频率和股票池样本容量大小, 研究区间从 2000 年 1 月至 2021 年 12 月, 共计 264 个月 (顾明等, 2024). 对原始数据做如下处理得到股票池: 剔除上市不足半年的新股, 剔除月交易日不足 15 个交易日的月度数据, 和年交易日不足 120 个交易日的年度数据⁶. 为避免前视偏差, 遵照财务报表可得性原则, 上市公司财务数据, 如所有者权益、净利润和少数股东损益, 等等, 采用最近一期披露的数据⁷.

3 实证结果

3.1 因子的基本特征

3.1.1 描述统计

表 4 呈现了五组因子模型的描述统计. 结果显示, 风险感知因子 (FRP) 具有较高的平均收益率、较低的标准差、最大的夏普比率和最优的最大回测等特性. 其中, FRP 的月均回报率达到 0.733%, 且在 1% 水平上显著异于 0, 远高于 LSY4 中的换手率因子 (PMO, 月均回报率为 0.315%); 同时, RPM4 模型中的规模因子 (SMB) 与其他四组因子模型中的规模因子均保持较高的平均回报率. 而 FRP 的标准差为 3.040%, 也低于市场因子、规模因子和价值因子的标准差, 仅略高于 LSY4 中的换手率因子 (PMO, 标准差为 2.886%); 风险感知因子夏普比率高达 0.179, 为所有因子中最高者, 其在样本期内的最大回测仅为 24.2%, 仅次于 LSY4 中的换手率因子 (21.6%). 相关系数显示 (篇幅有限, 结果备索), FRP 与其他因子之间的相关性很小, 与规模因子的相关系数在 21.1% ~ 24.4% 之间, 与换手率因子的相关系数为 24.1%. 综上可知, RPM4 因子模型中的风险感知因子能够捕捉到规模和价值因子、以及换手率因子之外的有效信息, 具有显著的风险溢价及良好的因子特征.

3.1.2 风险感知因子与宏观层面风险感知的关系⁸

风险感知涉及到投资者对多方面因素的综合评价, 体现了投资者对个股的风险感知. 为进一步验证 FRP 捕捉的是投资者对个股的风险感知, 本文采用 Baker et al. (2016) 的经济政

⁶本文所使用的数据和代码请参见科学数据银行 (ScienceDB) 期刊社区,

DOI: 10.57760/sciencedb.j00214.00099 和 CSTR: 31253.11.sciencedb.j00214.00099.

⁷例如, 若公司于 2020 年 4 月 20 日公布 2020 年一季度报, 8 月 15 日公布二季度报, 则 2020 年 5-8 月采用一季度报的账面价值; 如果上年度年报和一季度报均在同一月份公布, 则以一季度报数据为准.

⁸感谢匿名审稿人的意见.

表 4 描述统计

模型	因子	均值 (%)	标准差 (%)	<i>t</i> 统计量	夏普比率	最大回测
FF3	MKT	0.738	7.548	1.59	0.098	2.196
	SMB	0.734	5.209	2.29**	0.105	1.040
	HML	0.420	3.373	2.02**	0.069	0.527
FF5	SMB	0.735	5.297	2.25**	0.103	0.983
	RMW	0.014	1.890	0.12	-0.092	0.461
	CMA	-0.332	1.825	-2.96***	-0.286	1.828
LSY3	SMB	0.969	4.575	3.44***	0.171	0.659
	VMG	0.692	3.503	3.21***	0.144	0.243
LSY4	SMB	0.825	4.820	2.78***	0.132	0.697
	PMO	0.315	2.886	1.78*	0.044	0.216
RPM4	SMB	0.791	4.876	2.64***	0.124	0.797
	FRP	0.733	3.040	3.92***	0.179	0.242

注: *t* 统计量为均值的显著性检验结果; *、**、*** 分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平。

策不确定性指标 (EPU) 来衡量宏观经济环境和政策的不确定性⁹; 采用 Pflueger et al. (2020) 的思路构建市场层面的风险感知 (PVS), 与 FRP 进行相关性分析. 表 5 的数据表明, FRP 与 EPU、PVS 之间的相关性不高且均不显著. 这说明, 通过 BM 的变化构建的风险感知因子捕捉的并非是经济、政策不确定性, 也非市场层面的风险感知. 这在一定程度上佐证了 FRP 反映的是投资者对公司、个股层面的风险感知, 而不是对宏观经济、市场环境和政策变动等方面的风险感知. 这也凸显需要进一步从微观, 如个股的视角来构建风险感知因子的必要性 (姬强等, 2022).

表 5 风险感知因子与宏观层面风险感知的相关系数

	FRP	EPU	PVS
FRP	1		
EPU	-0.042	1	
PVS	-0.079	0.089	1

3.2 因子解释力度

本节将通过张成检验和最大平方夏普比率 ($Sh^2(f)$) 等方法来对比五组因子模型的解释力度, 进一步探索模型间相互解释能力.

3.2.1 GRS 检验

沿用 Liu et al. (2019) 思路, 本文将两组因子模型互为测试和检验资产, 进行 GRS 检验. 表 6 的 Panel A 呈现了 α 值和对应的 *t* 统计量. 从 Panel A 的第 (1)~(4) 列可知, 其他四

⁹数据来源于作者网站 (<http://www.policyuncertainty.com/index.html>).

表6 GRS 检验结果

相对 α :					
因子	FF3	FF5	LSY3	LSY4	RPM4
Panel A: α (t 统计量)					
SMB_FF3					0.001 (2.13)
HML					0.000 (-0.13)
SMB_FF5					0.001 (1.60)
HML					0.000 (-0.13)
RMW					-0.001 (-1.06)
CMA					-0.003 (-2.80)
SMB_LSY3					0.002 (5.60)
SMB_LSY4					0.000 (0.79)
PMO					0.001 (0.84)
SMB_RPM4	0.001 (2.80)	0.001 (2.13)	-0.002 (-6.05)	0.000 (-1.41)	
VMG	0.009 (6.80)	0.007 (5.23)			
FRP	0.006 (3.18)	0.004 (2.22)	0.006 (3.21)	0.006 (3.21)	
Panel B: GRS Wald 统计量 (p 值)					
SMB_FF3, HML					6.486 (0.039)
SMB_FF5, HML, RMW, CMA					15.270 (0.004)
SMB_LSY3, VMG					31.752 (0.000)
SMB_LSY4, VMG, PMO					1.236 (0.539)
SMB_RPM4, VMG, FRP	58.409 (0.000)	33.017 (0.000)	40.364 (0.000)	10.804 (0.005)	

注: Panel A 中括号内为 t 统计量; Panel B 中括号内为 p 值.

组模型均无法解释 RPM4 模型中的风险感知因子, 回归后的截距项为 0.4%~0.7%, 对应的 t 统计量位于 2.22~3.58. 同时, FF3、FF5 和 LSY3 因子也无法解释 RPM4 模型的规模因子. Panel B 展示了 GRS 检验统计量及对应的 p 值, 其结果与 Panel A 一致. GRS Wald 统

计量均在 1% 水平下拒绝原假设, 进一步说明风险感知因子在捕捉增量信息的同时并未损失规模和价值因子的信息含量. 反过来, 从表 6 的第 (5) 列可知, 除了 FF3 模型中的规模因子 (SMB_FF3, 截距项为 0.1%, t 统计量为 2.13) 和 LSY3 模型的规模因子外 (SMB_LSY3, 截距项为 0.2%, t 统计量为 5.60), RPM4 模型基本上能解释其他四组模型的因子. 从 Panel B 的 GRS 检验结果可以看出, 在 1% 的显著水平上, RPM4 模型可以完美解释 FF3 和 LSY4 模型; 对于 FF5 和 LSY3 模型, 其 GRS Wald 统计量均比 Panel A 中的对应值小. 表明, RPM4 模型较 FF3 和 LSY4 模型有显著的增量信息, 较 FF5 和 LSY3 模型也有一定的增量信息.

3.2.2 自抽样模拟最大平方夏普比率

GRS 统计量是基于因子 (f) 和回归后截距项 (α) 的最大平方夏普比率指标 ($Sh^2(f)$ 、 $Sh^2(\alpha)$) 构建而来, 因子矩阵的协方差会影响最大夏普比率的标准误, 从而使得 $Sh^2(f)$ 高估, 会影响统计推断 (Fama and French, 2018). 参照 Fama and French (2018) 的思路, 本文采用自抽样模拟得到五组模型全样本、样本内和样本外的 $Sh^2(f)$, 从而进行对比. 具体方法如下: 将本文研究期间的 264 个月 (2000 年 1 月–2021 年 12 月) 以相邻 2 个月为一组拆分成 132 对临近组: 月份 (1, 2), (3, 4) \cdots (261, 262). 每次从中随机 (有放回) 抽取 132 对, 并从每对中随机抽取 1 个月份作为样本内月份, 用于估计样本内 $Sh^2(f)$. 而被抽中的临近组中未使用的月份划分为样本外月份, 用于估计样本外 $Sh^2(f)$. Fama and French (2018) 指出, 样本外 $Sh^2(f)$ 具有无偏性, 可以对比因子模型的优势.

表 7 为呈现了五组因子模型实际的最大平方夏普比率, 以及经过 10 万次自抽样模拟后的全样本、样本内和样本外的最大平方夏普比率的均值、中位数. 在每次模拟时, 五组因子模型在全样本、样本内和样本外自抽样中使用相同月份. 由于样本内只有全样本的一半, 因此样本内估计的样本偏差会更大, 导致样本内的最大平方夏普比率要大于全样本估计. 由表 7 可知, RPM4 模型的实际最大平方夏普比率最大, 达到了 0.256. 其次是 LSY4 和 LSY3 模型, 分别为 0.241 和 0.231, FF3 模型的最大平方夏普比率最小 (0.054). 模拟的结果与真实最大平方夏普比率保持一致, 在五组因子模型中, RPM4 模型的最大平方夏普比率的均值和中位数均是最大的, 其他因子的排序也保持不变. 表 7 中最大平方夏普比率表现最好的三个因子模型 (RPM4、LSY4 和 LSY3) 是否真的显著优于其他因子? 表 8 对 10 万次自抽样模拟结果进行了对比分析, 呈现了列和行之间因子模型的最大平方夏普比率之差的均值和中位数 (若 $Sh^2(f_{Col}) - Sh^2(f_{Row})$ 小于 0, 则表示列上的模型表现更差), 以及夏普比率之差小于 0 的比例.

表 8 的对比结果再次验证了表 7 中因子模型的对比排序. 在全样本、样本内和样本外模拟中, RPM4 模型的最大平方夏普比率 $Sh^2(f)$ 均比其他四个模型要高, 夏普比率之差的均值和中位数均大于 0. 与 LSY4 模型 (在表 7 中排第二) 相比, 近 60% 的模拟次数中, RPM4 模型的模拟 $Sh^2(f)$ 更高 (全样本、样本内和样本外分别为 67.7%、59.9% 和 60.0%). 与 LSY3 模型 (在表 7 中排第三) 相比, 超过的比例则更高 (全样本、样本内和样本外分别为 86.5%、79.2% 和 79.0%).

表 7 因子模型的 $Sh^2(f)$

模型	真实值	全样本		样本内		样本外	
		均值	中位数	均值	中位数	均值	中位数
FF3	0.054	0.068	0.064	0.080	0.072	0.080	0.072
FF5	0.181	0.208	0.204	0.235	0.226	0.235	0.225
LSY3	0.231	0.249	0.243	0.267	0.254	0.266	0.254
LSY4	0.241	0.265	0.259	0.287	0.274	0.286	0.274
RPM4	0.256	0.281	0.276	0.304	0.292	0.303	0.292

表 8 $Sh^2(f)$ 之差的分布情况 (列模型-行模型)

	RPM4			LSY3			LSY4		
	均值	中位数	%<0	均值	中位数	%<0	均值	中位数	%<0
全样本									
FF3	0.213	0.208	0.000%	0.181	0.176	0.007%	0.197	0.192	0.002%
FF5	0.073	0.072	13.392%	0.041	0.040	25.445%	0.057	0.055	17.959%
LSY3	0.032	0.026	13.509%				0.016	0.012	7.279%
LSY4	0.016	0.012	32.344%	-0.016	-0.012	92.721%			
RPM4				-0.032	-0.026	86.491%	-0.016	-0.012	67.656%
样本内									
FF3	0.223	0.213	0.128%	0.187	0.175	0.543%	0.207	0.195	0.202%
FF5	0.069	0.066	23.784%	0.032	0.029	37.696%	0.052	0.049	30.055%
LSY3	0.037	0.026	20.789%				0.020	0.014	10.900%
LSY4	0.017	0.009	40.119%	-0.020	-0.014	89.100%			
RPM4				-0.037	-0.026	79.211%	-0.017	-0.009	59.881%
样本外									
FF3	0.223	0.213	0.106%	0.186	0.174	0.543%	0.206	0.194	0.208%
FF5	0.068	0.066	24.326%	0.032	0.028	38.017%	0.052	0.048	30.264%
LSY3	0.037	0.026	20.958%				0.020	0.014	10.837%
LSY4	0.017	0.009	39.978%	-0.020	-0.014	89.163%			
RPM4				-0.037	-0.026	79.042%	-0.017	-0.009	60.022%

注: 表中 “%<0” 表示在 10 万次模拟中列模型的 $Sh^2(f)$ 小于行模型的 $Sh^2(f)$ 比例。

4 时序回归检验

Fama and French (2020) 将评估因子模型的方法分为两大类. 一类是截距项 (α) 检验指标, 包括截距项绝对值的均值 ($A(|\alpha_p|)$) (李志冰等, 2017), 截距项的 t 值的绝对值的均值 ($A(|t(\alpha_p)|)$) (Chen et al., 2022). 另一类是统计量检验指标, 包括截距项最大平方夏普比率 ($Sh^2(\alpha)$) (Barillas and Shanken, 2017; Fama and French, 2015, 2018) 和 GRS 统计量 (Gibbons et al., 1989).

上述指标中, A 表示平均值, 下标 p 代表投资组合, α_p 为模型的截距项; $Sh^2(\alpha) = \alpha' \Sigma^{-1} \alpha$, $GRS = (\frac{T}{N})(\frac{T-N-L}{T-L-1})[\frac{\alpha' \Sigma^{-1} \alpha}{1+\mu' \Sigma^{-1} \mu}]$, T 为样本时间长度, N 为组合数量, L 为因子数, α

为 $N \times 1$ 的截距项行向量, Σ 为回归残差的协方差, $\bar{\mu}$ 为因子均值 ($L \times 1$ 行向量), Ω 为因子的协方差矩阵 ($L \times L$ 矩阵). 在以上 4 个评价指标中, 指标越小越好¹⁰.

4.1 对传统投资组合的解释能力

表 9 展示了五组因子模型对 150 组组合收益率的时间序列检验结果. 为节省篇幅, 表 9 展示了 4 个评价指标, 详细结果可向作者索取.

A. 25 组 Size-BM 组合

从表 9 的 Panel A 可知, GRS 检验结果均在 1% 水平上拒绝原假设, 表示经过五组因子模型回归后仍有显著的 α 存在. 尽管 GRS 均拒绝原假设, FF5 模型的 GRS 统计量最小, 表现最佳, 其次是 LSY3 和 LSY4 模型. 从 GRS 指标看, FF3 表现最差, RPM4 模型倒数第二. 除了 GRS 指标外, FF5 在 $A(|t(\alpha_p)|)$ 和 $Sh^2(\alpha)$ 上也表现最好, 在五组模型中该指标最小. 从 RPM4 模型来看, 有 1 个指标表现最好, 具有最小的 $A(|t(\alpha_p)|)$. 另外, RPM4 模型的 $A(|\alpha_p|)$ 指标排在前三. 此外, FF3、LSY3 和 LSY4 三个模型在四个指标中没有一个指标表现最好. 总的来看, FF5 表现最好, 其次是 RPM4 模型.

B. 25 组 Size-OP 组合

表 9 的 Panel B 显示, 与 Panel A 一样, 所有模型的 GRS 统计量均拒绝原假设. 在所有的 GRS 统计量中, LSY4 模型最小, 而 RPM4 模型最大. 另外, LSY4 模型还具有最小的 $Sh^2(\alpha)$. FF5 具有最小的 $A(|\alpha_p|)$. RPM4 具有最小的 $A(|t(\alpha_p)|)$ 指标. 总的来讲, 整体表现最好的是 LSY4 模型, FF3 和 LSY3 模型没有一个指标表现最优. 在 4 个评价指标中, RPM4 模型有 1 个指标表现最佳, 1 个指标表现排名第二, 1 个指标表现最差.

C. 25 组 Size-Inv 组合

表 9 的 Panel C 显示, 所有模型的 GRS 统计量仍然拒绝原假设. LSY4 模型的 GRS 统计量最小, 其次是 RPM4 模型, 最差的是 FF3 模型. 四个评价指标中, FF5 和 LSY4 各有 2 个指标表现最好; RPM4 模型四个指标均排前三, 其中 $A(|\alpha_p|)$ 、 $A(|t(\alpha_p)|)$ 和 GRS 在五组模型中排名第二, 没有指标是排在最后.

D. 25 组 Size-EP 组合

表 9 中 Panel D 显示, 五组模型的 GRS 统计量均在 1% 水平上拒绝原假设, 而 RPM4 模型的 GRS 统计量最小, 表现最好. 此外, RPM4 模型在其他 3 个指标上也具有绝对优势, 分别是具有最小的 $A(|\alpha_p|)$ 、 $A(|t(\alpha_p)|)$ 和 $Sh^2(\alpha)$. 而同样通过 EP 指标构建的 LSY3 和 LSY4 因子模型, 在 4 个评价指标中没有一个表现最突出. 综合来看, RPM4 模型在 25 组 Size-EP 组合中表现最突出, 4 个评价指标均表现最佳.

E. 25 组 Size-AT 组合

表 9 中 Panel E 显示, 五组模型的 GRS 统计量仍全部拒绝原假设. LSY4 的 GRS 统计量最小. 剩下的 3 个评价指标中, FF3、FF5 和 RPM4 各有 1 个指标表现最佳, RPM4 模型

¹⁰为节约篇幅, 本文重点考察了 $A(|\alpha_p|)$ 、 $A(|t(\alpha_p)|)$ 、 $Sh^2(\alpha)$ 和 GRS 四个评价指标. 同时, 本文也考察了 3 个度量截面的离散指标和 3 个基于回归的拟合指标 (Ahmed et al., 2019; Fama and French, 2020), 分别为 $A(\alpha_p^2)/V(\bar{r}_p)$ 、 $A(S^2(\alpha_p))/A(\alpha_p^2)$ 和 $A(\theta_p^2)/V(\bar{r}_p)$, 回归 R^2 的均值 ($A(R_p^2)$)、截距项标准误的均值 ($A[S(\alpha_p)]$) 和残差标准差的均值 ($A[S(e_p)]$), 其结论是一致的, 可向作者索取.

表9 因子模型时序检验结果

模型	FF3	FF5	LSY3	LSY4	RPM4
Panel A: 25 组 Size-BM 组合					
$A(\alpha_p)$	0.240%	0.234%	0.303%	0.300%	0.279%
$A(t(\alpha_p))$	2.071	1.961	2.066	2.048	1.940
$Sh^2(\alpha)$	0.542	0.490	0.529	0.541	0.597
GRS	4.928	3.973	4.117	4.176	4.550
p -value	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Panel B: 25 组 Size-OP 组合					
$A(\alpha_p)$	0.240%	0.193%	0.221%	0.217%	0.201%
$A(t(\alpha_p))$	2.014	1.653	1.727	1.703	1.564
$Sh^2(\alpha)$	0.402	0.350	0.345	0.328	0.366
GRS	3.654	2.833	2.681	2.529	4.550
p -value	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Panel C: 25 组 Size-Inv 组合					
$A(\alpha_p)$	0.293%	0.247%	0.280%	0.276%	0.267%
$A(t(\alpha_p))$	2.576	2.128	2.302	2.262	2.172
$Sh^2(\alpha)$	0.783	0.686	0.660	0.656	0.670
GRS	7.120	5.558	5.136	5.058	5.103
p -value	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Panel D: 25 组 Size-EP 组合					
$A(\alpha_p)$	0.460%	0.397%	0.277%	0.274%	0.259%
$A(t(\alpha_p))$	3.368	2.905	1.975	1.969	1.863
$Sh^2(\alpha)$	0.709	0.662	0.558	0.555	0.552
GRS	6.447	5.363	4.339	4.280	4.208
p -value	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Panel E: 25 组 Size-AT 组合					
$A(\alpha_p)$	0.231%	0.230%	0.252%	0.247%	0.242%
$A(t(\alpha_p))$	1.813	1.775	1.831	1.942	1.765
$Sh^2(\alpha)$	0.415	0.486	0.435	0.423	0.475
GRS	3.772	3.940	3.387	3.267	3.619
p -value	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Panel F: 25 组 Size-RP 组合					
$A(\alpha_p)$	0.315%	0.301%	0.303%	0.290%	0.266%
$A(t(\alpha_p))$	2.307	2.126	2.037	1.982	1.975
$Sh^2(\alpha)$	0.542	0.565	0.511	0.511	0.491
GRS	4.932	4.582	3.976	3.940	3.739
p -value	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

具有最小的 $A(|t(\alpha_p)|)$ 。针对 RPM4 模型, 除了 $A(|t(\alpha_p)|)$ 表现最佳外, $A(|\alpha_p|)$ 和 GRS 的表现也在前三, 没有指标垫底。

F. 25 组 Size-RP 组合

表 9 中 Panel F 显示, GRS 指标均仍拒绝原假设. 惊喜的是, 在 25 组 Size-RP 组合中, RPM4 模型更具优势, 4 个评价指标均位居五组模型第一. 而 FF3 模型表现不好, 有 3 个指标排名倒数第一.

G. 五组模型在时序回归检验中的整体表现

为了便于比较表 9 中因子模型的表现, 表 10 对每个因子模型的表现进行了汇总. Panel A 为每个模型 (列) 在该评价指标 (行) 上表现最好的次数, Panel B 则为每类 25 组投资组合经过因子模型拟合后仍存在显著 α 的个数 (以 2 为 t 统计量的阈值 (Harvey et al., 2016)).

聚焦到 RPM4 模型, 从 Panel A 的 4 个评价指标结果来看, 可以得出: 1) 在 $A(|t(\alpha_p)|)$ 指标上, RPM4 模型具有绝对优势, 在 6 大类投资组合中有 5 次表现最佳, 仅剩 1 次为 FF5 模型获得; 2) 在 $A(|\alpha_p|)$ 指标上, RPM4 也明显优于其他模型, 有 2 次表现最佳, 优于 FF3、LSY3 和 LSY4 模型, 稍逊色于 FF5 模型; 3) 在 $Sh^2(\alpha)$ 指标上, RPM4 模型与 LSY4 模型表现一样, 均有 2 次表现最佳; 4) 在 GRS 指标上, RPM4 模型表现仅次于 LSY4 模型, 优于其他三个模型. 整体来讲, 除 LSY4 模型在 GRS 指标上有优势外, RPM4 模型在 4 个时序回归评价指标上均优于来自中国市场的两个因子模型 (LSY3 和 LSY4 模型) 和 FF3 模型, 而与 FF5 因子各有千秋. 从 Panel B 的 α 显著性结果对比来看, RPM4 模型表现是相对最佳的. 1) 6 类组合中, RPM4 模型有 5 类组合 (BM、Inv、EP、AT、RP) 产生了最少个数 (含并列) 的显著 α ; FF5、LSY3 和 LSY4 模型均有 3 类, 而 FF3 为 0. 2) RPM4 在 Size-OP 组合产生的显著 α 次数倒数第二.

表 10 因子模型时序检验结果汇总

	FF3	FF5	LSY3	LSY4	RPM4
Panel A: 因子模型表现最好的次数					
Num. $A(\alpha_p)$	0	4	0	0	2
Num. $A(t(\alpha_p))$	0	1	0	0	5
Num. $Sh^2(\alpha)$	1	1	0	2	2
Num.GRS	0	1	0	3	2
Panel B: α 显著性个数 ($ t \geq 2$)					
Size-BM 组合	8	7	9	10	7
Size-OP 组合	11	8	7	6	7
Size-Inv 组合	14	11	11	11	11
Size-EP 组合	16	18	10	11	9
Size-AT 组合	7	7	6	9	6
Size-RP 组合	10	11	9	9	9

4.2 对异象组合的解释能力

本节将六组异象作为测试资产, 再次对五组因子模型进行时序检验. 为节省篇幅, 表 11 呈现了汇总结果, 详细结果可向作者索取.

Panel A 汇总了非条件排序下的检验结果. 从 GRS 检验来看, LSY3、LSY4 和 RPM4

表 11 因子模型对异象组合的解释力

评价指标	FF3	FF5	LSY3	LSY4	RPM4
Panel A: 无条件分组					
$A(\alpha_p)$	0.83%	0.55%	0.32%	0.28%	0.33%
$A(t(\alpha_p))$	2.959	1.936	0.988	0.917	0.997
$Sh^2(\alpha)$	0.239	0.197	0.05	0.051	0.053
GRS	9.137	5.946	1.744	1.759	1.822
p -value	0	0	0.11	0.11	0.1
$\#(t(\alpha) \geq 2)$	4	2	1	1	1
Panel B: 市值中性分组					
$A(\alpha_p)$	0.50%	0.34%	0.27%	0.29%	0.26%
$A(t(\alpha_p))$	2.278	1.551	0.965	1.049	0.937
$Sh^2(\alpha)$	0.226	0.16	0.049	0.051	0.052
GRS	9.254	5.839	1.713	1.783	1.774
p -value	0	0	0.12	0.11	0.11
$\#(t(\alpha) \geq 2)$	2	1	1	1	1

因子在 5% 水平上无法拒绝原假设, 即经过三组模型调整后的 α 为 0. 从 4 个 α 检验指标来看, RPM4 模型并没有在任何一个指标上表现最优. LSY3 在 $Sh^2(\alpha)$ 表现最好, LSY4 在 $A(|\alpha_p|)$ 和 $A(|t(\alpha_p)|)$ 上表现最突出. 将 t 统计量的阈值设定为 2, 从超出阈值的个数来看, RPM4 模型与 LSY3、LSY4 表现一样, 且均优于 FF3 和 FF5 模型. 从市值中性分组来看 (Panel B), 对比结果发生了转变, RPM4 模型具有相对的优势. 从 GRS 统计量来看, LSY3、LSY4 和 RPM4 因子均在 5% 水平上无法拒绝原假设, 且 LSY3 模型的 GRS 统计量最小. RPM4 模型在 2 个指标上表现均是最佳, 具有最小的 $A(|\alpha_p|)$ 和 $A(|t(\alpha_p)|)$. 将 t 统计量的阈值设定为 2, RPM4 模型与 FF5、LSY3 和 LSY4 表现一样, 均优于 FF3 模型.

5 横截面回归检验

Harvey and Liu (2021) 指出, 若因子模型均产生非零 α 时, 不宜采用 GRS 统计量进行模型比较. 同时, GRS 统计量不适应于比较非嵌套因子模型 (Barillas and Shanken, 2017; Fama and French, 2018; Barillas et al., 2020). 鉴于此, 本文采用 Kan et al. (2013) 提出的两阶段横截面 R^2 检验方法 (CSR) 来克服传统基于 α 检验的弊端, 包括两两模型对比和多模型对比. 表 12 给出了五组模型两两之间横截面 R^2 的配对检验结果¹¹, (1)~(4) 列为基于 OLS 估计下配对模型的 R^2 之差 (行模型的 R^2 -列模型的 R^2 , 下同), (5)~(8) 列基于 GLS 估计下配对模型的 R^2 之差.

A. 25 组 Size-BM 组合

从 Panel A 可以看出, 基于 OLS 回归结果显示, 虽然五组模型两两之间的截面 R^2 均存在一定差异 (如, RPM4 的截面 R^2 比 LSY3 高 10.6%), 但统计上并不显著, 五组模型之间并

¹¹ 由于异象组合截面仅有 6 组资产, 本节的截面回归检验只采用特征变量组合 (6 类, 每类有 25 个组合) 作为测试资产组合.

表 12 截面回归 R^2 对比检验结果

模型	FF5	LSY3	LSY4	RPM4	FF5	LSY3	LSY4	RPM4
OLS: $\rho_{列}^2 - \rho_{行}^2$				GLS: $\rho_{列}^2 - \rho_{行}^2$				
Panel A. 25 组 Size-BM 组合								
FF3	-0.059	0.040	0.013	-0.066	-0.184*	-0.020*	-0.030	-0.096*
FF5		0.099	0.072	-0.007		0.164	0.154	0.088
LSY3			-0.027	-0.106			-0.010	-0.077*
LSY4				-0.079				-0.066
Panel B. 25 组 Size-OP 组合								
FF3	-0.086	-0.014	-0.030	-0.079	-0.280**	-0.141*	-0.145	-0.248
FF5		0.072	0.057	0.008		0.140	0.135	0.032*
LSY3			-0.016*	-0.065			-0.004	-0.107
LSY4				-0.049*				-0.103
Panel C. 25 组 Size-Inv 组合								
FF3	-0.123	-0.001*	-0.018	-0.100*	-0.321***	-0.058*	-0.064*	-0.113*
FF5		0.122	0.105	0.023		0.263***	0.257***	0.208
LSY3			-0.017	-0.099			-0.006*	-0.054*
LSY4				-0.082				-0.049
Panel D. 25 组 Size-EP 组合								
FF3	-0.141*	-0.197	-0.199	-0.226*	-0.164	-0.214**	-0.230**	-0.290**
FF5		-0.056	-0.058	-0.085*		-0.050	-0.066	-0.126
LSY3			-0.002	-0.029			-0.016*	-0.076
LSY4				-0.027				-0.060*
Panel E. 25 组 Size-AT 组合								
FF3	-0.057	0.075	0.059	0.053	-0.084	0.027	0.020	0.014
FF5		0.132*	0.116	0.110		0.111	0.104	0.098
LSY3			-0.016	-0.023			-0.007	-0.012
LSY4				-0.006				-0.006
Panel F. 25 组 Size-RP 组合								
FF3	-0.132	0.120	-0.040	0.018	-0.059	0.065	0.060	-0.012
FF5		0.252*	0.091	0.149		0.124	0.119*	0.047
LSY3			-0.161	-0.103			-0.005*	-0.077
LSY4				0.058				-0.072

注: *, **, *** 分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平。

无本质差异. 基于 GLS 估计结果则不一样, 在 10% 显著水平上, FF5、LSY3 和 RPM4 模型表现要优于 FF3 模型; RPM4 模型要比 LSY3 更好.

表 13 Panel A 的多模型比较结果显示, 在 10% 显著水平上, 不管是 OLS 还是 GLS 估计, 没有任何一个模型显著优于其他模型.

表 13 多模型比较结果

基准模型	OLS			GLS		
	ρ^2	LR	p 值	ρ^2	LR	p 值
Panel A: 25 组 Size-BM 组合						
FF3	0.701	1.658	0.372	0.084	3.569	0.104
FF5	0.76	0.007	0.666	0.267	0.000	0.646
LSY3	0.661	1.829	0.22	0.103	3.474	0.188
LSY4	0.688	1.518	0.344	0.114	2.211	0.243
RPM4	0.767	0.000	0.778	0.18	0.461	0.468
Panel B: 25 组 Size-OP 组合						
FF3	0.761	1.213	0.32	0.069	6.032	0.031
FF5	0.847	0.000	0.782	0.35	0.000	0.722
LSY3	0.775	0.772	0.431	0.21	1.361	0.435
LSY4	0.791	0.864	0.554	0.215	1.159	0.424
RPM4	0.84	0.011	0.692	0.317	0.033	0.618
Panel C: 25 组 Size-Inv 组合						
FF3	0.596	0.784	0.376	0.037	6.99	0.012
FF5	0.719	0.000	0.763	0.358	0.000	0.723
LSY3	0.597	1.203	0.49	0.095	8.704	0.02
LSY4	0.614	0.992	0.425	0.101	7.374	0.031
RPM4	0.696	0.038	0.641	0.15	2.647	0.113
Panel D: 25 组 Size-EP 组合						
FF3	0.618	2.396	0.092	0.219	7.289	0.013
FF5	0.759	1.498	0.303	0.383	0.753	0.347
LSY3	0.815	0.697	0.633	0.433	1.603	0.386
LSY4	0.817	0.312	0.614	0.449	0.613	0.588
RPM4	0.844	0.000	0.801	0.509	0.000	0.736
Panel E: 25 组 Size-AT 组合						
FF3	0.767	0.605	0.426	0.079	0.508	0.606
FF5	0.824	0.000	0.77	0.163	0.000	0.606
LSY3	0.691	1.505	0.364	0.052	1.001	0.548
LSY4	0.708	0.775	0.409	0.059	0.519	0.479
RPM4	0.714	0.7	0.468	0.065	0.559	0.478
Panel F: 25 组 Size-RP 组合						
FF3	0.663	0.949	0.34	0.181	0.651	0.475
FF5	0.794	0.000	0.814	0.24	0.000	0.678
LSY3	0.542	2.859	0.142	0.116	3.012	0.166
LSY4	0.703	0.679	0.465	0.121	2.823	0.18
RPM4	0.645	1.538	0.327	0.193	0.179	0.622

B. 25 组 Size-OP 组合

Panel B 给出了 25 组 Size-OP 组合下五组模型两两之间横截面 R^2 的配对检验结果. 基于 OLS 回归结果显示, 在 10% 显著水平下, RPM4 模型的截面回归 R^2 要显著高于 LSY4, LSY4 模型的 R^2 要显著高于 LSY3 模型. 基于 GLS 估计结果表明, 在 10% 显著水平上, RPM4 模型的 R^2 要显著低于 FF5 模型, 而与其他四个模型没有显著差异; FF5 模型的 R^2 要显著高于 FF3 模型.

表 13 Panel B 的多模型比较结果显示, 在 OLS 回归下, 五组模型的截面 R^2 没有显著差异; 基于 GLS 回归下, FF3 模型检验的 LR 统计量在 5% 显著水平下拒绝原假设, 表示至少有模型的截面 R^2 要显著高于 FF3 模型. 不管是 OLS 回归还是 GLS 回归, 多模型比较结果显示, RPM4 模型的截面 R^2 跟其他模型统计上没有差异.

C. 25 组 Size-Inv 组合

Panel C 给出了 25 组 Size-Inv 组合下五组模型两两之间横截面 R^2 的配对检验结果. 基于 OLS 回归结果显示, 在 10% 显著水平下, RPM4 模型的截面回归 R^2 要显著高于 FF3, 而与其他 3 个模型之间没有显著差异. 其他四组模型之间也没有显著差异. 基于 GLS 估计结果表明, 在 10% 显著水平上, RPM4 模型的 R^2 要显著高于 FF3 和 LSY3 模型; FF5、LSY3 和 LSY4 模型的截面 R^2 均要显著高于 FF3; FF5 模型的 R^2 要显著高于 LSY3 和 LSY4 模型; LSY3 模型的 R^2 要显著低于 LSY4.

表 13 Panel C 的多模型比较结果显示, 在 OLS 回归下, 五组模型的截面 R^2 没有显著差异; 基于 GLS 回归下, FF3、LSY3 和 LSY4 模型检验的 LR 统计量在 5% 显著水平上拒绝原假设, 表示至少有模型的截面 R^2 要显著高于这三个模型. 不管是 OLS 回归还是 GLS 回归, 多模型比较结果显示, RPM4 模型的截面 R^2 跟其他模型统计上没有差异.

D. 25 组 Size-EP 组合

Panel D 给出了 25 组 Size-EP 组合下五组模型两两之间横截面 R^2 的配对检验结果. 基于 OLS 回归结果显示, 在 10% 显著水平下, RPM4 模型的截面回归 R^2 要显著高于 FF3 和 FF5 模型, 而与其他 2 个模型之间没有显著差异. 基于 GLS 估计结果表明, 在 5% 显著水平上, RPM4、LSY4 和 FF5 模型的 R^2 要显著高于 FF3. 在 10% 显著水平上, RPM4 要优于 LSY4 模型.

表 13 Panel D 的多模型比较结果显示, FF3 模型基于 OLS 和 GLS 回归方法下的 LR 统计量分别在 10% 和 5% 显著水平下拒绝原假设, 表明有模型的截面 R^2 高于 FF3 模型. 不管是 OLS 回归还是 GLS 回归, 多模型比较结果显示, RPM4 模型的截面 R^2 跟其他模型统计上没有差异.

E. 25 组 Size-AT 组合

Panel E 给出了 25 组 Size-AT 组合下五组模型两两之间横截面 R^2 的配对检验结果. 除了 LSY3 模型的截面 R^2 在 10% 显著水平上高于 FF5 外 (OLS), 其余结果均表明五组模型之间的截面 R^2 没有显著差异. 表 13 中 Panel E 的多模型比较结果得到的结论是一致的, 五组模型之间对比显示, 没有任何一个模型显著优于其他模型.

F. 25 组 Size-RP 组合

Panel F 给出了 25 组 Size-RP 组合下五组模型两两之间横截面 R^2 的配对检验结果.

不管是 OLS 还是 GLS 估计, RPM4 模型与其他五组模型之间的截面 R^2 均没有显著差异. 表 13 中 Panel F 的多模型比较结果表示, 五组模型之间对比, 没有任何一个模型显著优于其他模型.

H. 截面回归检验结果小结

表 14 汇总了表 13 Panel A~F 组合检验中每个模型与其他模型截面 R^2 相比较胜出的次数 (10% 显著水平). Panel A 为基于 OLS 估计对比汇总结果, 从胜出的次数可以看出, RPM4 模型和 FF5 模型表现最好, 胜出的次数 (4 次) 在五组模型中最高; 其次是 LSY3 和 LSY4 模型, 胜出 1 次; FF3 模型没有一次对比胜出. Panel B 为基于 GLS 估计对比汇总结果, FF5 模型表现最好, 有 7 次胜出; RPM4 模型第二, 有 6 次胜出; FF3 模型仍然没有一次对比胜出. 从两两对比结果来看, RPM4 模型不管在 OLS 还是 GLS 估计下均表现在前列.

表 14 CSR 检验结果汇总

模型	Size-BM	Size-OP	Size-Inv	Size-EP	Size-AT	Size-RP
Panel A. OLS						
FF3	0	0	0	0	0	0
FF5	0	0	1	1	1	1
LSY3	0	0	1	0	0	0
LSY4	0	1	0	0	0	0
RPM4	0	1	1	2	0	0
Panel B. GLS						
FF3	0	0	0	0	0	0
FF5	1	2	3	0	0	1
LSY3	1	1	1	1	0	0
LSY4	0	0	2	2	0	1
RPM4	2	0	2	2	0	0

从表 13 的多模型对比检验结果也可以看出, RPM4 模型的 LR 统计量从未在 10% 显著水平上拒绝原假设, 而 FF3、LSY3 和 LSY4 均有拒绝原假设的时候.

综上截面回归检验结果, 在五组对比模型中, RPM4 模型具有相对优势, 表现在: 1) 在多模型对比检验中, 2 个模型从未拒绝原假设, 其中有 RPM4 模型 (另外为 FF5); 2) 在配对对比胜出次数中, OLS 估计结果显示 RPM4 模型排名并列第一 (与 FF5 并列第一, 第二为 LSY4); 3) GLS 估计下的配对对比胜出次数中, RPM4 模型排第二 (第一为 FF5).

6 稳健性检验¹²

6.1 基于等权重构建风险感知因子

本节将以等权平均再次构建风险感知因子, 与总市值加权方式一致, 通过改变因子构建方式后结果未发生质的改变 (为节省篇幅数据未呈现, 结果备索).

¹²感谢匿名审稿人的意见. RP 指标可能会受到公司特定事件的影响, 如年报或季报公布. 针对指标的构建以及月度财务指标的获取方式, 本文在总样本的基础上去除财务报告公告月份样本后再次进行检验, 结果并未发生质的改变. 结果备索.

从描述统计上对比,等权平均构建的风险感知因子表现更佳,其溢价更高、波动更小、夏普比率更高、最大回测更小。自抽样模拟最大平方夏普比率检验结果也保持一致,前三的仍然是RPM4、LSY4和LSY3三个模型。通过等权平均构建的因子其最大平方夏普比率均高于市值加权的对应值。对150组特征变量组合的解释,RPM4模型的表现仍然出色。截面回归检验结果也未发生质的改变。综合因子模型两两对比、多模型对比结果分析,RPM4和FF5模型仍然是表现最好的2个模型。

6.2 剔除市值最小的30%的股票构建风险感知因子

为剔除壳价值污染,参照Liu et al. (2019)做法,本文剔除市值最小的30%股票后重新以市值加权方式构建因子,结果也未发生实质变化(节省篇幅数据未呈现,结果备索)。

风险感知因子仍保持较高平均收益、较低标准差和较高的夏普比率、最优的最大回测等特性。从对150组组合收益的时序回归检验结果来看,在4个评价指标上,RPM4模型的表现要比全样本下表现稍差。本文认为其主要原因在于中国市场上小市值股票股价波动大,风险感知指标体现的是投资者对股价波动的敏感度,剔除小市值股票后,整体样本的感知风险降低,感知风险因子的增量信息会下降。截面回归检验结果细节虽然与前文的结果略有差异,但核心结论保持一致。

综上,本文的主要结果与因子的构建方式无关,也不受壳价值污染的影响。

7 结论与展望

由于风险的主观特性,面对同一事物不同个体会表现出截然不同的感知风险,感知风险的差异会进一步影响个体决策及行为(Holzmeister et al., 2020)。投资者的风险感知如何影响金融资产价格是本文关注的重点。受Bali et al. (2024)的启发,短期内股价波动来源于投资者的感知风险差异。本文在LSY3因子基础上加入风险感知因子,构建含有感知风险的四因子模型。通过模型的解释力度比较、时序回归检验和截面回归检验等方法,综合考察了RPM4模型与FF3、FF5、LSY3和LSY4四个模型之间的优劣势。

实证结果表明,风险感知因子有显著的风险溢价,在标准差、夏普比率和最大回测等指标上有绝对优势。GRS检验结果显示,RPM4模型能完美解释FF3和LSY4模型,与FF5和LSY3之间的相互解释力上也更胜一筹。自抽样模拟最大平方夏普比率结果也显示RPM4模型具有最高的 $Sh^2(\alpha)$ 。总体而言,风险感知因子具有FF3和LSY4模型中各个因子外的增量信息,较FF5和LSY3模型中的因子也有一定的增量信息。

进一步,本文通过时序回归检验方法评估了五组因子模型的解释力。除了在GRS指标上表现仅次于LSY4模型外,RPM4模型在4个指标上的表现均要比目前中国市场中主流的因子模型(LSY3和LSY4)和FF3更好,与FF5的对比也不相上下。截面回归检验结果表明,RPM4模型在五组模型对比中具有相对优势。

总体上,本文研究发现风险感知因子具有显著的增量信息,能够有效地捕捉市场、规模和价值等因子外的有效信息。含有风险感知因子的RPM4模型能显著提升模型的解释力,在截面回归 R^2 对比检验中表现出色,是Fama and French (1993)三因子、Liu et al. (2019)三因子和四因子模型的有效补充。本文为进一步衡量投资者风险感知、探索到更加适合中国市

场的因子模型提供了可借鉴的思路, 扩展了风险感知和定价因子的研究范畴。

关于投资者风险感知, 未来可能的拓展方向是: 一是 RPM4 模型在不同市场条件下 (如牛市和熊市) 的表现差异, 进一步探讨投资者风险感知的内在机理; 二是 RPM4 模型是否能够推广并应用于其他新兴市场或发达市场。例如, 在美国市场, 风险感知指标与股票期权隐含波动率之间谁能更好、更准确地衡量投资者风险感知?¹³ 这些拓展分析, 能更加全面和深入地理解在不同的市场环境下, 投资者风险感知对股票收益的影响差异, 为市场监管、投资决策提供决策支持。

参 考 文 献

- 高春亭, 周孝华, (2016). 公司盈利、投资与资产定价: 基于中国股市的实证 [J]. 管理工程学报, 30(4): 25-33.
- Gao C T, Zhou X H, (2016). Corporate Profitability, Investment and Asset Pricing: An Empirical Research about Chinese Stock Market[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 30(4): 25-33.
- 顾明, 熊志涛, 陈海强, (2024). 聪明的贝塔: 来自 A 股市场因子动量效应的实证研究 [J]. 计量经济学报, 4(3): 653-672.
- Gu M, Xiong Z T, Chen H Q, (2024). Smart Beta: An Empirical Study on the Factor Momentum Effect of A-share Market[J]. China Journal of Econometrics, 4(3): 653-672.
- 姬强, 赵万里, 张大永, 郭琨, (2022). 气候风险感知对金融市场的影响——基于中国企业层面的微观证据 [J]. 计量经济学报, 2(3): 666-680.
- Ji Q, Zhao W L, Zhang D Y, Guo K, (2022). Climate Risk Perception and Its Impacts on Financial Markets: Micro-evidence from Listed Firms in China[J]. China Journal of Econometrics, 2(3): 666-680.
- 姜富伟, 薛浩, 周明, (2022). 大数据提升了多因子模型定价能力吗? ——基于机器学习方法对我国 A 股市场的探究 [J]. 系统工程理论与实践, 42(8): 2037-2048.
- Jiang F W, Xue H, Zhou M, (2022). Does Big Data Improve Multi-factor Asset Pricing Models? Exploration of China's A-share Market with Machine Learning[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 42(8): 2037-2048.
- 李志冰, 杨光艺, 冯永昌, 景亮, (2017). Fama-French 五因子模型在中国股票市场的实证检验 [J]. 金融研究, (6): 191-206.
- Li Z B, Yang G Y, Feng Y C, Jing L, (2017). Fama-french Five Factor Model in China Stock Market[J]. Journal of Financial Research, (6): 191-206.
- 林祺, (2023). 因子模型与截面股票收益 [J]. 经济学 (季刊), (6): 2264-2279.
- Lin Q, (2023). Factor Models and the Cross-section of Stock Returns[J]. China Economic Quarterly, (6): 2264-2279.
- 万谍, 何奕扬, (2024). AH 股溢价能影响股票未来收益率吗?[J]. 计量经济学报, 4(2): 507-532.
- Wan D, He Y Y, (2024). Can AH Premium Affect Stock Future Return?[J]. China Journal of Econometrics, 4(2): 507-532.
- 吴世农, 许年行, (2004). 资产的理性定价模型和非理性定价模型比较研究——基于中国股市的实证分析 [J]. 经济研究, 6(9): 105-116.

¹³感谢匿名审稿人的建议。

- Wu S N, Xu N H, (2004). A Comparative Study on the Rational Asset Pricing Model and Irrational Asset Pricing Model: Evidence from Stock Market in China[J]. *Economic Research Journal*, 6(9): 105–116.
- 许海川, 卢静娴, (2024). 下行风险、失望厌恶与资产定价 [J]. *系统工程理论与实践*, 44(5): 1485–1500.
- Xu H C, Lu J X, (2024). Downward Risk, Disappointment Aversion, and Asset Pricing[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 44(5): 1485–1500.
- 周颖刚, 纪洋, 倪晓然, 谢沛霖, (2022). 金融学的发展趋势和挑战与中国金融学的机遇 [J]. *计量经济学报*, 2(3): 465–489.
- Zhou Y G, Ji Y, Ni X R, Hsieh P L, (2022). Development Trend & Challenges of Finance Research and Opportunities of China's Finance[J]. *China Journal of Econometrics*, 2(3): 465–489.
- Ahmed S, Bu Z, Tsvetanov D, (2019). Best of the Best: A Comparison of Factor Models[J]. *Journal of Financial & Quantitative Analysis*, 54(4): 1713–1758.
- Baker S R, Bloom N, Davis S J, (2016). Measuring Economic Policy Uncertainty[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 131(4): 1593–1636.
- Bali T G, Del Viva L, El Hefnawy M, Trigeorgis L, (2024). Value Uncertainty[J]. *Management Science*, 70(7): 4548–4563.
- Barillas F, Kan R, Robotti C, Shanken J, (2020). Model Comparison with Sharpe Ratios[J]. *Journal of Financial & Quantitative Analysis*, 55(6): 1840–1874.
- Barillas F, Shanken J, (2017). Which Alpha?[J]. *The Review of Financial Studies*, 30(4): 1316–1338.
- Bekiros S, Jlassi M, Naoui K, Uddin G S, (2018). Risk Perception in Financial Markets: On the Flip Side[J]. *International Review of Financial Analysis*, 57: 184–206.
- Bradbury M, Hens T, Zeisberger S, (2015). Improving Investment Decisions with Simulated Experience[J]. *Review of Finance*, 19(3): 1019–1052.
- Carhart M M, (1997). On Persistence in Mutual Fund Performance[J]. *The Journal of Finance*, 52(1): 57–82.
- Chen J L, Glabadanidis P, Sun M W, (2022). The Five-factor Asset Pricing Model, Short-term Reversal, and Ownership Structure — The Case of China[J]. *International Review of Financial Analysis*, 82: 102147.
- Conrad J, Dittmar R F, Ghysels E, (2013). Ex Ante Skewness and Expected Stock Returns[J]. *The Journal of Finance*, 68(1): 85–124.
- Daniel K D, Hirshleifer D A, Sun L, (2020). Short- and Long-horizon Behavioral Factors[J]. *The Review of Financial Studies*, 33(4): 1673–1736.
- Fama E F, French K R, (1993). Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds[J]. *Journal of Financial Economics*, 33(1): 3–56.
- Fama E F, French K R, (2015). A Five-factor Asset Pricing Model[J]. *Journal of Financial Economics*, 116(1): 1–22.
- Fama E F, French K R, (2018). Choosing Factors[J]. *Journal of Financial Economics*, 128(2): 234–252.
- Fama E F, French K R, (2020). Comparing Cross-section and Time-series Factor Models[J]. *The Review of Financial Studies*, 33(5): 1891–1926.
- Fang T, Su Z, Yin L, (2020). Economic Fundamentals or Investor Perceptions? The Role of Uncertainty in Predicting Long-term Cryptocurrency Volatility[J]. *International Review of Financial Analysis*, 71: 101566.

- Gibbons M R, Ross S A, Shanken J, (1989). A Rest of the Efficiency of a Given Portfolio[J]. *Econometrica*, 57(5): 1121–1152.
- Hanauer M X, Jansen M, Swinkels L, Zhou W, (2024). Factor Models for Chinese A-shares[J]. *International Review of Financial Analysis*, 91: 102975.
- Harvey C R, Liu Y, (2021). Lucky Factors[J]. *Journal of Financial Economics*, 141(2): 413–435.
- Harvey C R, Liu Y, Zhu H, (2016). ... and the Cross-section of Expected Returns[J]. *The Review of Financial Studies*, 29(1): 5–68.
- Hawkes G, Rowe G, (2008). A Characterisation of the Methodology of Qualitative Research on the Nature of Perceived Risk: Trends and Omissions[J]. *Journal of Risk Research*, 11(5): 617–643.
- Hoffmann A O, Post T, Pennings J M, (2013). Individual Investor Perceptions and Behavior during the Financial Crisis[J]. *Journal of Banking & Finance*, 37(1): 60–74.
- Holzmeister F, Huber J, Kirchler M, Lindner F, Weitzel U, et al. (2020). What Drives Risk Perception? A Global Survey with Financial Professionals and Lay People[J]. *Management Science*, 66(9): 3977–4002.
- Hou K, Qiao F, Zhang X, (2023). Finding Anomalies in China[R]. Working Paper.
- Hou K, Xue C, Zhang L, (2015). Digesting Anomalies: An Investment Approach[J]. *The Review of Financial Studies*, 28(3): 650–705.
- Hu G, Pan J, Wang J, (2021). Chinese Capital Market: An Empirical Overview[J]. *Critical Finance Review*, 10(2): 125–206.
- Huber J, Palan S, Zeisberger S, (2019). Does Investor Risk Perception Drive Asset Prices in Markets? Experimental Evidence[J]. *Journal of Banking & Finance*, 108: 105635.
- Kan R, Robotti C, Shanken J, (2013). Pricing Model Performance and the Two-pass Cross-sectional Regression Methodology[J]. *The Journal of Finance*, 68(6): 2617–2649.
- Kim J, Wang J J, Zhang E X, (2021). Does Real Earnings Smoothing Reduce Investors' Perceived Risk?[J]. *Journal of Business Finance & Accounting*, 48(9–10): 1560–1595.
- Li Z, Liu L X, Liu X, John Wei K C, (2024). Replicating and Digesting Anomalies in the Chinese A-share Market[J]. *Management Science*, 70(8): 5066–5090.
- Li Z, Rao X, (2022). Evaluating Asset Pricing Models: A Revised Factor Model for China[J]. *Economic Modelling*, 116: 106001.
- Lintner J, (1965). The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets[J]. *Review of Economic Studies*, 47: 13–37.
- Liu J, Stambaugh R F, Yuan Y, (2019). Size and Value in China[J]. *Journal of Financial Economics*, 134(1): 48–69.
- Merkle C, (2018). The Curious Case of Negative Volatility[J]. *Journal of Financial Market*, 40(c): 92–108.
- Novy-Marx R, (2013). The Other Side of Value: The Gross Profitability Premium[J]. *Journal of Financial Economics*, 108(1): 1–28.
- Olsen R A, (2011). *Financial Risk Perceptions: A Behavioral Perspective*[M]// *Advances in Entrepreneurial Finance*, New York: Springer.
- Pan L, Tang Y, Xu J, (2016). Speculative Trading and Stock Returns[J]. *Review of Finance*, 20(5): 1835–1865.
- Pástor L, Stambaugh R F, (2003). Liquidity Risk and Expected Stock Returns[J]. *Journal of Political Economy*, 111(3): 642–685.

- Pflueger C, Siriwardane E, Sunderam A, (2020). Financial Market Risk Perceptions and the Macroeconomy[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 135(3): 1443–1491.
- Ricciardi V, (2008). The Psychology of Risk: The Behavioral Finance Perspective[J]. *Social Science Electronic Publishing*: 85–111.
- Sharpe W F, (1964). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk[J]. *Journal of Finance*, 19(3): 425–442.
- Siegrist M, Arvai J, (2020). Risk Perception: Reflections on 40 Years of Research[J]. *Risk Analysis*, 40(S1): 2191–2206.
- Stambaugh R F, Yuan Y, (2017). Mispricing Factors[J]. *The Review of Financial Studies*, 30(4): 1270–1315.
- Statman M, Fisher K L, Anginer D, (2008). Affect in a Behavioral Asset-pricing Model[J]. *Financial Analysts Journal*, 64(2): 20–29.
- Stilger P S, Kostakis A, Poon S H, (2017). What Does Risk-neutral Skewness Tell Us about Future Stock Returns?[J]. *Management Science*, 63(6): 1814–1834.