

聪明的贝塔：来自 A 股市场因子动量效应的实证研究

顾明^{1,2}, 熊志涛², 陈海强^{1,2}

(1. 厦门大学经济学院, 厦门 361005; 2. 厦门大学王亚南经济研究院, 厦门 361005)

摘要 本文检验了因子动量策略在中国市场上的盈利能力, 并对因子动量策略的超额收益来源给出了合理解释. 研究发现因子动量策略在 A 股市场可以获得显著的超额收益, 且多头端贡献了策略的大部分收益. 在考虑控制多个横截面指标, 不同的经济状态下以及使用不同的因子数量作为因子样本后, 因子动量策略的收益仍然显著. 本文进一步从行为金融学角度发现投资者情绪越低, 因子动量策略的收益会越高. 且在极端市场行情下, 因子动量策略的收益高于平稳市场. 本文为中国机构投资者根据因子动量进行市场择时的可行性提供了有力证据, 对丰富机构投资者的价值投资策略也有一定的启示.

关键词 因子动量; 投资者情绪; 机构投资者

Smart Beta: An Empirical Study on the Factor Momentum Effect of A-share Market

GU Ming^{1,2}, XIONG Zhitao², CHEN Haiqiang^{1,2}

(1. School of Economics, Xiamen University, Xiamen 361005, China; 2. Wang Yanan Institute for Studies in Economics, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract This paper tests the profitability of the factor momentum strategy in the Chinese market, and gives a reasonable explanation for the source of excess returns of the factor momentum strategy. It is found that the factor momentum strategy can obtain significant excess returns in the A-share market, and the bull side contributes most of the returns of the strategy. After considering the control of multiple cross-sectional indicators, different economic states, and the use of different factor numbers as a factor sample, the return of factor momentum strategy is still significant. From

收稿日期: 2024-04-06

基金项目: 国家自然科学基金 (72173104, 72233002, 72273115)

Supported by National Natural Science Foundation of China (72173104, 72233002, 72273115)

作者简介: 顾明, 博士, 副教授, 研究方向: 实证资产定价、中国资本市场, E-mail: guming@xmu.edu.cn; 熊志涛, 博士研究生, 研究方向: 实证资产定价, E-mail: xiongz1995@163.com; 通信作者: 陈海强, 博士, 教授, 研究方向: 量化金融、金融计量, E-mail: hc335@xmu.edu.cn.

the perspective of behavioral finance, this paper further finds that the lower investor sentiment, the higher the return of factor momentum strategy. In extreme market conditions, the return of factor momentum strategy is higher than that of stable market. This paper provides strong evidence for the feasibility of Chinese institutional investors' market timing based on factor momentum, and has some inspiration to enrich the value investment strategies of institutional investors.

Keywords factor momentum; investor sentiment; institutional investor

1 引言

2022年1月,资管新规正式全面落地.新规对机构投资者的资产管理水平提出了更高的要求,明确提出金融机构要打破刚性兑付,消除监管套利,这进一步促进了中国金融市场的正规化和机构化.习近平总书记在党的二十大上作的工作报告中提出,要“坚持以推动高质量发展为主题,把实施扩大内需战略同深化供给侧结构性改革有机结合起来”.作为扩大内需战略的一个重要组成部分,如何扩大国内资本市场的投资需求,已经成为学术界和实务界共同关注的一项议题.“十四五”规划也提出要将健全多层次资本市场体系,大力发展机构投资者作为深化金融供给侧结构性改革的重点.机构投资者尤其是中长期资金入市,有助于缓解A股市场的投机氛围,强化长期投资和价值投资的理念.相较于个人投资者,机构投资者的信息获取和处理能力更强,受非理性因素的影响更小,意味着机构投资者在持续提升信息传递效率,改善市场有效性和稳定资本市场波动等方面能发挥诸多积极作用.本文为丰富机构投资者的价值投资策略,扩大国内资本市场的投资需求提供了经验证据.

近几十年来,学术界在实证资产定价领域中挖掘出了大量的因子¹.学术界对于定价因子和异象的研究也在业界催生了一种新型的投资方式——因子投资.由于拥有坚实的理论基础且能承受较大的资金量,因子投资越来越受到机构投资者的欢迎,已成为机构投资者的一种主流策略,在发达国家股票市场得到了广泛应用(Ehsani and Linnainmaa, 2022; 李斌和雷印如, 2022).学术界所研究的因子都是多空对冲且资金中性的理论型组合,而在实际交易时会存在资金限制,卖空限制和交易成本等约束,这减弱了因子在现实中的可投资性.聪明的贝塔(Smart Beta)使用明确的规则编制因子暴露指数,通过将因子指数化的方式让理论中的因子落地成真正可交易的投资组合,使得普通投资者也能参与到因子投资中来.截止到2021年末,全球机构投资者中有48%的机构配置了Smart Beta产品.尤其是在美国市场上,市场上存续的该类产品数量为931只,管理规模高达1.53万亿美元.国内的Smart Beta在投资理念和产品规模上虽处于起步阶段,但在投资者机构化程度不断加深的趋势下,其增长非常迅猛.截止到2021年末,国内该类产品数量为34支,规模合计323亿元,相比2020年,规模增长率超过了100%².

¹例如, McLean and Pontiff (2016) 以及 Hou et al. (2020) 总结了上百种在美国股票市场具有横截面收益预测能力的因子.国内一些文献发现,规模、价值、盈利、波动、换手率和反转等在美国市场上被广泛认可和接受的因子,在A股市场也能够盈利(潘莉和徐建国, 2011; 郑振龙和孙清泉, 2013; 李志冰等, 2017; 尹玉刚等, 2018; 谢谦等, 2019; 李斌等, 2019; 何诚颖等, 2021; 万谍和何奕扬, 2024; Hou et al., 2023).

²数据来源于中证指数2021年Smart Beta ETF发展报告.

因子指数化和 Smart Beta 为投资者在金融市场上进行因子投资提供了高效且低成本的手段。然而,单个因子的表现具有周期性,因此基于单个因子来构造交易策略可能不是一个好的选择³。尤其是在 A 股市场,政策的变动对于股价影响较大,再加上机构投资者的抱团行为和散户投资者的羊群效应等行为偏差,使得市场上出现了显著的风格轮动现象⁴。市场风格轮动的背后则意味着风格因子收益率在时序上的波动性,例如 A 股市场在 2017 年初到 2021 初的这段时间里主要表现为大盘风格,大市值股票的收益要明显高于小市值股票,使得规模因子遭遇了大幅回撤。因子收益率的周期性表现凸显出市场择时的重要性。在这一背景下,考虑如何在因子层面构建投资策略,巧妙地将这些已发现的因子组合在一起,使其组合后的表现超过单个因子的表现,就成为了一个值得探讨的问题。如果机构投资者能对因子进行正确地择时,在因子收益率高时赋予它更多的权重,在因子收益率低时赋予它更少的权重,就能够获得比等权重配置因子更高的收益率。基于这一研究动机,本文提供了一种因子择时的方法,即根据因子动量进行择时,并检验了其在 A 股市场的有效性,这有助于丰富机构投资者的价值投资策略,从而扩大国内资本市场的投资需求。

相比于发达国家的股票市场,目前 A 股市场发展还不够成熟,一个典型特征就是散户投资者作为主体,贡献了市场中的大部分交易。相比机构投资者,散户投资者更容易受到非理性的投资者情绪所影响,从而导致出现行为偏差(武佳薇等,2020;陆蓉和孙欣钰,2021;何诚颖等,2021)。陈国进和张贻军(2009)以及 Hou et al. (2023)认为中国股票市场的交易环境和信息环境,投资者的结构和行为习惯等方面和发达国家市场存在较大差异,这有可能导致中国股票市场的收益预测性有所不同。例如,在发达国家市场广泛存在的个股动量效应,在中国市场并不显著(田利辉等,2014)。中国市场的这些特性是否会造成在发达国家股票市场适用的因子动量策略不适用于中国市场?这是本文的中心问题。Stambaugh et al. (2012)发现投资者情绪和单个因子的收益率之间呈现出正相关关系,由于因子动量是根据因子构造的一个多空组合,有理由认为投资者情绪可能会通过影响单个因子的收益,进而影响到因子动量策略的收益。本文在确认了因子动量策略在 A 股市场的可行性基础上,进一步尝试从投资者情绪这一行为金融角度出发,对因子动量收益的存在性提供了一种可能的理论解释。

具体来说,本文首先计算了 A 股市场中的 14 个因子收益率序列(Liu et al., 2019),其时间范围为 2000–2020 年。结果发现 14 个因子在样本期间的月均超额收益率均为正,且大多数因子的收益率比较显著,这是进一步构造因子动量策略的前提。基于这 14 个因子,本文构造了两种因子动量策略,其中时序因子动量策略 TSMOM 以因子在形成期收益是否大于 0 来构造多空组合,截面因子动量策略 CSMOM 则是以因子在形成期收益是否大于所有因子收益的中位数来构造多空组合。以 TSMOM 为例,在样本期间内,其月均超额收益率为 0.53% (t 值为 3.41),且经多个资产定价模型调整后收益率仍然显著,这意味着因子动量策略适用于中国 A 股市场。进一步,本文发现多头端在多空对冲组合中占主导地位,TSMOM 经

³例如 Daniel and Moskowitz (2016)发现在市场恐慌时期,动量策略会遭遇大幅度的亏损,出现“动量崩溃”现象。此外,McLean and Pontiff (2016)还发现因子样本外的表现要显著低于样本内的表现,这是因为因子被发表以后,越来越多的投资者会交易该因子从而减弱了错误定价,最终导致因子的收益率下降。

⁴招商证券在 2021 年发布的一份名为“风格轮动启示录:不可不察的风格切换”的研究报告中,总结了 A 股市场 2009 年以来经历的五轮风格变换。

中国三因子模型 CH3 调整后的月均超额收益为 0.47% (t 值为 2.78), 其中多头端的月均超额收益为 0.39% (t 值为 3.82), 贡献了因子动量策略收益的绝大部分. 机制检验发现, 因子动量策略的超额收益难以服从系统性风险补偿解释, 而是更有可能和投资者情绪有关. 相比高投资者情绪时期, TSMOM 在投资者情绪低时的月均超额收益率要高 0.89% (t 值为 2.30), 这说明在投资者情绪低时, 因子动量策略的收益会更高. 稳健性检验中, 在依次控制住常见的横截面指标, 不同的经济状态下, 极端市场行情下, 使用不同的因子数量作为因子样本以及使用国内基金市场已发行的 Smart Beta 指数基金来构造因子动量时, 其超额收益均表现出了一定的稳健性.

本文研究具有一定的理论贡献和现实意义: 第一, 就作者所知, 本文首次检验了因子动量策略在中国市场上的表现, 结果表明时序因子动量策略和截面因子动量策略在样本期间均能获得显著的收益, 从而为因子动量的相关研究提供了来自新兴市场的证据. 现有文献对于因子动量效应的研究主要集中在美国等发达国家的市场中. 例如, Ehsani and Linnainmaa (2022) 和 Arnott et al. (2023) 发现美国股票市场存在因子动量效应, 且因子动量可以完全解释个股动量, 行业动量和其它特征组合, 反之则不成立. Gupta and Kelly (2019) 进一步利用了发达国家股票市场的数据构建了基于公司特征的因子组合, 并从多个角度检验了因子动量的稳健性. 通过文献回顾可以发现, 尚未有基于中国市场的因子动量效应研究. 本文研究对丰富中国机构投资者的价值投资策略有一定的启示, 也积极响应了扩大国内资本市场投资需求的战略目标. 第二, 本文进一步基于行为金融学角度, 对因子动量收益的存在性提供一种可能的理论解释, 弥补了现有文献在因子动量收益解释层面的不足. 机制分析的结果表明, 因子动量策略的盈利性与投资者情绪有关. 投资者情绪低时, 因子动量策略可能获得更高的超额收益. 现有关于因子动量的研究主要关注的是因子动量的存在性以及因子动量与个股动量, 行业动量之间的关系, 较少基于金融学理论去解释因子动量超额收益存在的原因. 第三, 对于机构投资者而言, 本文研究结论为机构投资者根据因子动量进行市场择时的可行性提供了有力证据. 机构投资者尤其是基金中基金 (FOF) 可以通过交易 Smart Beta 类产品来构造一种现实可行的因子择时策略, 避免在交易单个因子时所面临的因子失效和波动性等风险. 而机构投资者在参与资本市场的同时, 也有利于增强市场流动性, 促使信息更快地反映到价格中去, 进一步提高资本市场的运行效率. 第四, 对于监管部门来说, 本文研究结论为壮大 A 股市场专业机构投资者力量, 减轻市场非理性情绪和提升金融市场稳定性等方面提供了政策依据. 政策制定者和监管部门要鼓励各类机构投资者尤其是中长期资金入市, 持续优化中长期资金“愿意来, 留得住”的市场环境, 推广长期投资和价值投资理念.

2 研究设计

2.1 数据来源与因子选取

本文所使用的数据主要包括上市公司的财务数据, 股票交易的价量数据和定价因子的收益数据, 这些数据均来源于 CSMAR 数据库. Smart Beta 指数基金的数据来自于 Wind 数据库. 本文的一个核心问题是检验 A 股市场在因子层面上是否存在动量效应, 所以首先需要选取合适的因子作为样本. Liu et al. (2019) 总结了中国股票市场上的 14 个异象, 共分为 9 大类, 包括规模、价值、盈利、波动、反转、换手率、投资、应计利润和流动性异象等. 本文

根据这 14 个异象构造了相应的因子,具体信息可见表 1. 为确保财务信息的规范性以及在每个组合中有足够多的个股样本数量,本文采用的样本时间跨度是 2000 年 1 月至 2020 年 12 月,所有因子收益率为月度频率.

参考经典的因子构造方法 (Fama and French, 1993), 本文计算因子月度收益率的流程如下: 在每月月末, 首先剔除 ST, 待退市, 上市不足 1 年, 净资产为负和停牌的股票. 对于市值因子, 每月末按照股票流通市值中位数将样本股票分为大市值 (B) 和小市值 (S) 两组, 在组合内部采用市值加权且月度调仓, 定义市值因子月度收益率为 $S - B$. 对于其他因子, 每月末以主板股票特征的 30% 和 70% 分位数为分界点, 从低到高将股票分为 L, M 和 H 三组. 将 2 个市值组合和 3 个特征组合进行交叉, 就得到 6 个组合: SL, SM, SH, BL, BM 和 BH. 同样在每个组合内部采用市值加权且月度调仓, 定义其他因子月度收益率为 $0.5 * (BH + SH) - 0.5 * (BL + SL)$. 当股票特征与未来收益为负相关关系时, 将其因子收益率取相反数, 以保证因子收益率符号的一致性⁵.

表 2 列出了 14 个因子的月均收益率和对应的显著性水平. 可以发现无论是否经过 CAPM 定价模型调整, 所有因子在样本期间的月均收益率都为正, 且多数因子的收益率较为

表 1 14 个因子列表

因子类别	简称	中文名称	预期方向	计算方法
规模	MV	总市值	-	月截止日总市值
	EP	PE 倒数	+	净利润 / 总市值
价值	BM	PB 倒数	+	账面价值 / 总市值
	CFP	PCF 倒数	+	经营活动现金净流量 / 总市值
盈利	ROE	净资产收益率	+	净利润 / 净资产
波动	VOL	波动率	-	最近 1 个月日收益率的标准差
	MAX	最大平均收益	-	最近 1 个月最大的 5 个日收益率的均值
反转	STR	短期反转	-	最近 1 个月收益率
换手率	TO	换手率	-	最近 12 个月换手率均值
	ABTO	异常换手率	-	最近一个月日均换手率 / 最近 12 个月日均换手率
投资	INV	资产增长率	-	总资产年增长率
应计量	ACC	应计量	-	(营业利润 - 经营活动现金净流量) / 总资产
	NOA	净营运资产比率	-	(营运资产 - 营运负债) / 总资产
流动性	ILL	非流动性指标	+	(日绝对收益绝对值 / 日成交额) 的月平均值

注: 本文按照现有文献来确定因子的预期方向. 若方向为正, 表示股票特征值越高, 未来收益平均来说也会越高; 方向为负, 表示股票特征值越低, 未来收益反而会越高. 对于 EP, BM, CFP, ROE, INV, ACC, NOA 等要利用到公司财务数据的因子来说, 由于没有相应的月度财务数据以及财务数据披露的滞后性等原因, 本文根据以下方式来得到月度数据: 对于年度 y 的 1 月到年度 y 的 4 月期间的股票特征, 通过年度 $y - 1$ 的三季报数据来计算; 对于年度 y 的 5 月到年度 y 的 8 月期间的股票特征, 通过年度 y 的一季报数据来计算; 对于年度 y 的 9 月到年度 y 的 10 月期间的股票特征, 通过年度 y 的半年报数据来计算; 对于年度 y 的 11 月到年度 y 的 12 月期间的股票特征, 通过年度 y 的三季报数据来计算. 整个计算过程中采用单季数据.

⁵以 MAX 因子为例, 朱红兵和张兵 (2020) 发现在 A 市场上个股当月的 MAX 越大, 其未来收益会更低. 此时需要对因子收益率进行反向处理, 以保证因子的平均收益率为正.

表 2 14 个因子在样本期间收益率的描述性统计

因子	整个样本期间				子样本期间			
	原始收益率		CAPM 调整后收益率		2000-2010 年		2011-2020 年	
	收益率	<i>t</i> 值	收益率	<i>t</i> 值	收益率	<i>t</i> 值	收益率	<i>t</i> 值
MV	0.72**	(2.05)	0.66*	(1.94)	0.86*	(1.66)	0.57	(1.21)
EP	0.59***	(3.58)	0.66***	(4.18)	0.63**	(2.55)	0.55**	(2.58)
BM	0.37*	(1.65)	0.38*	(1.75)	0.59**	(2.21)	0.13	(0.36)
CFP	0.12	(0.98)	0.15	(1.39)	0.14	(0.76)	0.09	(0.63)
ROE	0.52***	(3.41)	0.58***	(3.96)	0.33	(1.35)	0.73***	(4.48)
VOL	0.38*	(1.90)	0.51**	(2.40)	0.44*	(1.66)	0.31	(1.03)
MAX	0.65***	(3.83)	0.75***	(4.43)	0.80***	(3.58)	0.49*	(1.93)
STR	0.87***	(4.58)	0.87***	(4.61)	0.91***	(3.99)	0.82***	(2.66)
TO	0.45**	(2.30)	0.51***	(2.61)	0.35	(1.46)	0.55*	(1.75)
ABTO	0.74***	(5.30)	0.78***	(5.63)	0.82***	(5.01)	0.65***	(2.82)
INV	0.02	(0.14)	0.00	(0.00)	0.16	(0.78)	-0.13	(-0.74)
ACC	0.00	(0.00)	0.01	(0.10)	0.11	(0.58)	-0.12	(-0.69)
NOA	0.06	(0.43)	0.06	(0.44)	0.17	(1.12)	-0.06	(-0.20)
ILL	1.14***	(5.24)	1.18***	(5.53)	1.05***	(3.17)	1.25***	(4.44)

注: 本文表格中的月收益率均表示为百分比数值, 圆括号里的数字为 *t* 值, *, **, *** 分别代表在 10%, 5% 和 1% 的程度上显著。下表同。

显著。以 EP 因子为例, 其月均收益率为 0.59% (*t* 值为 3.58), 经 CAPM 模型调整后为 0.66% (*t* 值为 4.18), 均在 1% 的显著性水平上显著。McLean and Pontiff (2016) 发现当因子被提出以后, 投资者会逐渐将其纳入到投资策略中去, 因子背后的信息会逐渐反应到价格中去, 因此因子的样本外表现会随着时间下滑。为验证这一现象在中国市场上是否存在, 本文以 2010 年为分界点, 将整个样本期间分为 2000-2010 年和 2011-2020 年两个子样本期间, 分别计算了每个因子在不同子样本期间的表现。表 2 结果显示, 14 个因子中有 11 个因子在后半段样本期间的月均收益率低于前半段。此外, 单个因子的累计收益也有可能出现大幅回撤。以 MV 因子为例, 在 2016 年以后, MV 因子的表现非常糟糕, 最大回撤超过了 50%。这些现象均说明基于单个因子的投资策略可能会面临较大的风险, 对于投资者来说可能不是一个好的选择。

2.2 变量定义与研究设计

动量策略是指通过做多过去一段时间表现最好的资产, 同时做空表现最差的资产来构造投资组合的交易策略。动量效应背后反映的是资产间的强弱趋势会延续, 即“强者恒强, 弱者恒弱”。在验证因子动量策略在 A 股市场上的有效性之前, 首先需要构造可以量化的因子动量策略指标。参考 Ehsani and Linnainmaa (2022), 本文构造了以下两种因子动量策略: 时序因子动量策略 (记为 TSMOM) 和截面因子动量策略 (记为 CSMOM)。

其中, 时序因子动量策略 TSMOM 只关注每个因子自身的历史表现, 在 $t-1$ 月末做多 $t-12$ 月至 $t-2$ 月平均收益率为正的因子, 形成时序赢家因子组合 (记为 TS_Winner), 同时做空平均收益率为 0 或负的因子, 形成时序输家因子组合 (记为 TS_Loser), 考虑到潜在的

因子反转效应,在形成期跳过了 $t-1$ 月的因子收益率⁶.记 t 月时序因子动量策略 TSMOM 的收益率为:

$$\text{TSMOM}_t = \text{TS_Winner}_t - \text{TS_Loser}_t. \quad (1)$$

相比之下,截面因子动量策略 CSMOM 关注的是所有因子历史收益率的相对表现,在 $t-1$ 月末做多 $t-12$ 月至 $t-2$ 月平均收益率超过所有因子收益率中位数的因子,形成截面赢家因子组合(记为 CS_Winner),同时做空收益率低于中位数的因子,形成截面输家因子组合(记为 CS_Loser).记 t 月截面因子动量策略 CSMOM 的收益率为:

$$\text{CSMOM}_t = \text{CS_Winner}_t - \text{CS_Loser}_t. \quad (2)$$

组合内部均使用等权重方式来计算收益率,所有策略进行月度再平衡.由于较难控制因子在截面上特征,主要采用单变量分组法来检验历史收益能否解释截面上因子未来收益变化.

3 实证结果与分析

3.1 确认因子动量策略的有效性

表3汇报了两种因子动量策略在样本期间的原始收益率.其中,TSMOM的平均月收益率为0.53%(t 值为3.41),CSMOM的平均月收益率为0.54%(t 值为3.52),均在1%的显著性水平上显著,这意味着因子动量策略能够在A股市场盈利.此外,TS_Winner的平均月收益率为0.60%(t 值为6.57),CS_Winner的平均月收益率为0.73%(t 值为7.21),说明因子动量策略的收益主要是由多头端所驱动.这就意味着在实际交易中,投资者实施因子动量交易策略所面临的卖空限制较小,从而提升了因子动量策略的可投资性.

现有文献记录了动量效应在多个资产类别和市场上均广泛存在(Asness et al., 2013),但在中国A股市场上并不存在个股动量效应(田利辉等,2014;陆蓉等,2021).作为对比,本文也构造了基于个股层面的股票动量策略(UMD),计算UMD的方法参考了Carhart(1997)⁷.

表3 因子动量策略在样本期间的原始收益率

因子动量策略	收益率	t 值	年化夏普比	最大回撤
TSMOM	0.53***	(3.41)	0.76	16.39%
TS_Winner	0.60***	(6.57)		
TS_Loser	0.07	(0.61)		
CSMOM	0.54***	(3.52)	0.79	20.79%
CS_Winner	0.73***	(7.21)		
CS_Loser	0.19*	(1.75)		

⁶在构造因子动量策略的多空组合时,本文也考虑了把 $t-1$ 月的因子收益率纳入进去,实证结果保持一致.

⁷具体来说,在 $t-1$ 月末,对所有个股在 $t-12$ 月至 $t-2$ 月的累计收益进行排序,股票动量 UMD 在 t 月的收益率为累积收益最高的前 30% 投资组合 t 月收益率减去累积收益最低的 30% 投资组合 t 月收益率,组合内采用流通市值加权且月度调仓.可以发现因子动量和股票动量的构造方法并不一样,这主要来源于因子和个股本身的差异.

在样本期间, UMD 的平均月收益率为 0.11% (t 值为 0.48), 这验证了 A 股市场在个股层面不存在显著的动量效应。

为了更直观地比较不同动量策略的历史表现, 图 1 展示了 TSMOM, CSMOM 和 UMD 在样本期间的累计收益率。可以发现因子动量 TSMOM 和 CSMOM 在样本期间整体呈现稳步上行的趋势, 而个股动量 UMD 的累计收益多数时候在零附近徘徊。具体来说, TSMOM 的年化夏普比为 0.76, 最大回撤为 16.39%; CSMOM 的年化夏普比为 0.79, 最大回撤为 20.79%; UMD 的最大回撤则达到了 50.54%。

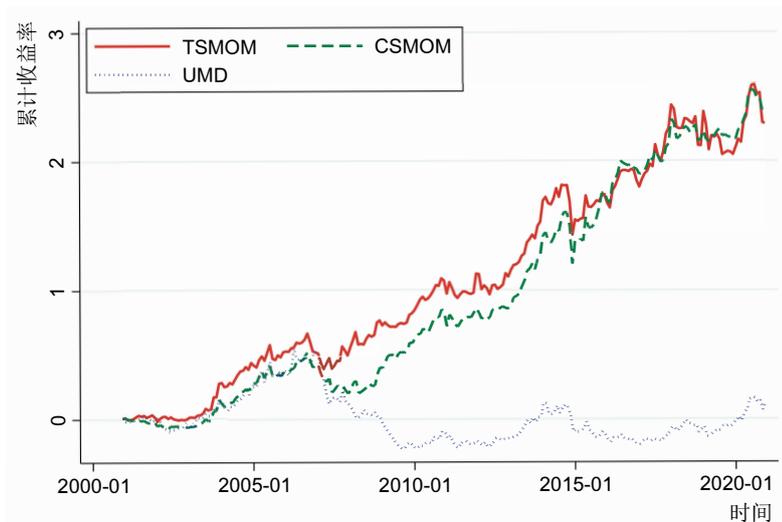


图 1 因子动量和个股动量策略在样本期间的累计收益

3.2 经风险模型调整后的因子动量收益

表 4 汇报了因子动量策略经各种资产定价模型调整后的表现。Panel A 对应的被解释变量为时序因子动量策略 TSMOM, Panel B 对应的被解释变量为截面因子动量策略 CSMOM。参考 Fama and French (1993), Carhart (1997), Liu et al. (2019), Fama and French (2015, 2018) 等文献, 本文使用了包括 CAPM, 中国三因子模型 CH3, 中国四因子模型 CH4, Fama-French 三因子模型 FF3, Carhart 四因子模型 Carhart4 和 Fama-French 五因子模型 FF5 在内的 6 个定价模型。可以看到, 无论是 TSMOM 还是 CSMOM, 经风险定价模型调整后的月均超额收益率大多在 1% 的水平上显著, 这进一步说明了因子动量策略超额收益的稳健性。以中国三因子模型 CH3 为例, TSMOM 在调整后的平均月超额收益为 0.47% (t 值为 2.78)。其中多头端的平均月超额收益为 0.39% (t 值为 3.82), 空头端的平均月超额收益为 -0.09% (t 值为 -0.62), 多头端对多空组合总收益的贡献超过了 80%, 这也说明了多头端在因子动量策略中占主导地位。

3.3 因子动量策略的收益率分解

本小节对因子动量策略的收益率进行了分解, 试图去寻找其超额收益的主要来源。这里所使用的分解方法参考了 Lo and MacKinlay (1990), 该分解法核心的思想是在每月末构造多

表 4 经风险定价模型调整后的因子动量收益率

Panel A 时序因子动量策略 TSMOM						
	CAPM	CH3	CH4	FF3	Carhart4	FF5
多头端	0.43***	0.39***	0.25***	0.41***	0.40***	0.37***
<i>t</i> 值	(5.03)	(3.82)	(2.87)	(4.70)	(4.53)	(4.26)
空头端	-0.10	-0.09	-0.11	-0.11	-0.01	-0.01
<i>t</i> 值	(-0.86)	(-0.62)	(-0.78)	(-0.88)	(-0.15)	(-0.06)
多空组合	0.54***	0.47***	0.37**	0.52***	0.41***	0.38**
<i>t</i> 值	(3.54)	(2.78)	(1.99)	(3.33)	(3.25)	(2.50)
Panel B 截面因子动量策略 CSMOM						
	CAPM	CH3	CH4	FF3	Carhart4	FF5
多头端	0.56***	0.43***	0.30***	0.51***	0.49***	0.46***
<i>t</i> 值	(5.95)	(3.68)	(3.17)	(5.82)	(5.48)	(5.16)
空头端	0.03	-0.06	-0.11	0.03	0.12*	0.13
<i>t</i> 值	(0.23)	(-0.43)	(-0.87)	(0.30)	(1.70)	(1.32)
多空组合	0.54***	0.49***	0.41**	0.48***	0.37***	0.34**
<i>t</i> 值	(3.57)	(3.31)	(2.47)	(3.41)	(3.36)	(2.42)

空对冲组合时, 赋予每个因子的权重和该因子的历史收益率成比例, 因此因子动量策略的期望收益就可以表现为因子历史收益和未来收益乘积的期望. 更进一步, 可以将该期望收益分解为历史收益与未来收益的协方差以及历史收益与未来收益期望的乘积.

具体来说, 对于 TSMOM, 定义因子 f 在 t 月的权重 w_t^f 如下:

$$w_t^f = \frac{r_{-t}^f}{F}, \quad (3)$$

其中, r_{-t}^f 为因子 f 在 $t-12$ 到 $t-2$ 月的平均收益率, F 为因子数量总和. 此时 TSMOM 的期望收益率就可以表示为:

$$E[\text{TSMOM}_t] = E\left[\sum_{f=1}^F w_t^f r_t^f\right] = \frac{1}{F} \sum_{f=1}^F \text{cov}(r_{-t}^f, r_t^f) + \frac{1}{F} \sum_{f=1}^F (\mu^f)^2, \quad (4)$$

其中, r_t^f 为因子 f 在 t 月的收益率, μ^f 为因子 f 的期望收益率. 根据式 (4), 可将 TSMOM 分解为因子自相关和每个因子的期望收益率两部分.

对于 CSMOM, 定义因子 f 在 t 月的权重 w_t^f 如下:

$$w_t^f = \frac{r_{-t}^f - \bar{r}_{-t}}{F}, \quad (5)$$

其中, \bar{r}_{-t} 为所有因子在 $t-12$ 到 $t-2$ 月平均收益率的算术平均数. 此时 CSMOM 的期望收益率可以分解为:

$$E[\text{CSMOM}_t] = \frac{1}{F} \sum_{f=1}^F \text{cov}(r_{-t}^f, r_t^f) - \text{cov}(\bar{r}_{-t}, \bar{r}_t) + \frac{1}{F} \sum_{f=1}^F (\mu^f - \bar{\mu})^2, \quad (6)$$

其中, \bar{r}_t 为所有因子在 t 月收益率的算术平均数, $\bar{\mu}$ 为所有因子期望收益率的算术平均数. 根据式 (6), 可将 CSMOM 分解为因子自相关, 因子截面相关和因子期望收益率的截面方差三部分.

采用 Lo and Mackinlay (1990) 分解法之后, 可以计算出在样本期间两种因子动量策略的月均收益率和各部分收益率占比情况. 在未汇报的表中, 本文发现对于 TSMOM, 因子自相关对其总收益率的贡献为 43.3%; 对于 CSMOM, 因子自相关对其总收益率的贡献达到了 78.8%, 从而从实证上证实了因子收益率的自相关性是因子动量策略存在的一个前置条件⁸. 这也符合投资者对于动量策略的认识, 因为动量策略本质上就是在对某个资产收益率在时序上的自相关性进行押注.

4 机制分析

学术界对于股票市场异象的解释, 大体上遵循着以下两条思路: 基于理性资产定价理论的风险补偿解释和基于行为金融学理论的错误定价解释. 接下来, 本文分别沿着这两条思路对因子动量策略的超额收益进行机制检验. 对于风险补偿, 我们关注的是作为一种系统性风险, 因子动量在截面上是否会被定价; 对于行为金融, 我们主要关注的是市场层面的投资者情绪在因子动量策略获取超额收益过程中所发挥的作用.

4.1 风险补偿解释

本小节检验了能否从风险补偿的角度去解释因子动量策略的超额收益. 参考 Daniel and Titman (1997) 以及尹力博和廖辉毅 (2019), 假设因子动量代表了某种系统性风险, 如果某个因子在因子动量上的载荷越高, 那么该因子的期望收益也会更高, 这代表了因承担系统性风险而获得的风险溢价. 因此, 若因子的收益率和它在因子动量上的载荷显著正相关, 则服从风险补偿解释. 这里的检验原理类似于金融学中对 CAPM 模型有效性的检验.

具体来说, 首先依次使用过去 1 到 3 年窗口期的观测值, 通过滚动时序回归的方式来计算每个因子每个月在时序因子动量 TSMOM 上的载荷. 然后以因子的月收益率为被解释变量, 以因子在 TSMOM 上的载荷为解释变量进行 Fama-MacBeth 回归⁹. 回归模型具体如下:

$$\text{Factor}_i = \alpha + \beta_1 \text{TSMOM_loading}_i + \gamma \text{Controls}_i + \varepsilon_i, \quad (7)$$

其中, Factor_i 表示因子 i 的收益率, TSMOM_loading_i 表示因子 i 在 TSMOM 上的载荷, Controls_i 表示控制变量, 包括因子 i 在 Fama-French 五因子上的载荷.

表 5 汇报了 Fama-MacBeth 回归的结果. 可以看到无论使用多长的窗口期进行滚动回归来得到因子动量载荷, 因子动量载荷的回归系数均不显著, 这意味着因子收益率和它在 TSMOM 的载荷之间没有显著的正相关关系, 因此, 因子动量策略的超额收益不服从风险补偿解释. 除此之外, 本文也通过滚动回归的方式计算了每个因子每个月在 Fama-French 五因

⁸感兴趣的读者可向作者索取相关结果.

⁹以 MAX 因子为例, 首先通过时序回归的方式计算出 MAX 因子在 TSMOM 上的载荷, 由于本文采用滚动回归的方式, 由此得到的载荷是时变的. 在 Fama-MacBeth 回归中, 每月将 14 个因子的月收益率对 14 个因子在 TSMOM 上的载荷进行截面回归, 然后进行时序平均, 最终根据回归系数的显著性来判断因子动量策略的收益是否服从风险补偿解释.

子上的载荷,并在随后的 Fama-MacBeth 回归中控制住了这些变量,结果发现因子收益率和因子动量载荷之间仍然不存在显著相关性,这进一步证实了上述结论。

表 5 因子收益率对因子动量载荷的 Fama-MacBeth 回归

被解释变量: 每个因子的月收益率						
解释变量	1 年滚动窗口		2 年滚动窗口		3 年滚动窗口	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
因子动量载荷	0.06 (0.27)	0.18 (0.81)	-0.01 (-0.05)	-0.02 (-0.06)	0.39 (1.06)	-0.08 (-0.25)
市场因子载荷		0.71 (0.96)		-1.37 (-1.30)		-0.89 (-0.77)
规模因子载荷		0.40 (1.12)		0.39 (1.02)		0.55 (1.44)
价值因子载荷		-0.25 (-0.95)		-0.64** (-2.20)		-0.87*** (-2.93)
盈利因子载荷		0.18 (0.76)		0.10 (0.37)		0.12 (0.41)
投资因子载荷		-0.25 (-1.32)		-0.31 (-1.43)		-0.45* (-1.75)

4.2 投资者情绪

自凯恩斯提出“动物精神”这一概念以来,许多学者分析了人的非理性特征对经济金融活动的影响。在资产定价领域中,投资者情绪如何影响资产价格的运行这一问题引起了学者们的强烈兴趣。Barberis et al. (1998) 提出了一个关于投资者情绪的模型,分析了投资者如何形成对企业未来收益的预期,用于解释投资者对盈余公告的反应不足以及对坏消息的反应过度等现象。Baker and Wurgler (2006) 利用主成分分析构造了衡量投资者情绪的复合指标,研究发现投资者情绪会对股票价格产生影响,并且对于估值更主观和更难以套利的股票影响更大。Stambaugh et al. (2012) 研究发现当投资者情绪高涨时,异象的收益会更高。这是因为做空限制的广泛存在,使得异象收益主要反应的是过度定价,而不是定价不足。随着投资者情绪的上涨,过度定价这一现象会更加严重,因此异象收益也会随之上升。相比于美国市场,A股市场的非理性程度和套利限制要更为严重(Gu et al., 2018; 王朝阳和王振霞, 2017; 何诚颖等, 2021)。因此,投资者情绪和单个因子的收益率之间也理应呈现出正相关关系。此外,考虑到因子动量是基于因子而构造的一个多空组合,有理由认为投资者情绪可能会通过影响单个因子的收益,进而影响到因子动量策略的收益。

参考韩立岩和伍燕然(2007),易志高和茅宁(2009),本文使用A股新增投资者数量和投资者情绪综合指数CICSI作为投资者情绪的代理变量。虽然对于成熟市场来说,新增投资者可能无法反映市场情绪的变化,但是对于新兴的A股市场来说,新增投资者是一个不错的指标。新增投资者是对投资者情绪的最直接刻画,投资者情绪越高涨,潜在投资者参与股票市场的热情就越高,新增投资者因此会越多。本文定义新增投资者为过去一个月A股市场新增投资者数量的对数值,由于新增投资者是一个绝对数,在样本期间内存在明显的时间趋势,不能

直接进行分组. 本文的处理方法以年度为单位, 是将当月新增投资者大于本年度 70 分位数的月份记为投资者情绪高涨的月份, 小于 30 分位数的月份记为投资者情绪低落的月份¹⁰. 本文使用的 CICSII 是剔除了宏观经济因素之后的 CICSII, 这可以更准确地衡量不受基本面因素所驱动的投资者情绪的变化. 同样按照月度 CICSII 的 30 分位数和 70 分位数, 将样本期间依次分为投资者情绪低, 中和高三组.

表 6 汇报了采用分组法来研究投资者情绪与因子动量策略收益之间关系时所得到的结果. 在 Panel A 中, 投资者情绪指标为新增投资者数量, 此时 TSMOM 在投资者情绪低时可以获得 1.03% (t 值为 3.46) 的月均超额收益, 而在投资者情绪高时仅能获得 0.14% (t 值为 0.49) 的月均超额收益. 双重差分的结果显示, 两组 TSMOM 收益率之间的差异为 0.89% (t 值为 2.30), 这意味着在投资者情绪低时, 因子动量策略的收益率会显著更高. 对于 CSMOM, 投资者情绪低时的月均超额收益和投资者情绪高时的收益之差为 0.84% (t 值为 2.26), 这也说明投资者情绪越低, 因子动量策略的收益会越高. Panel B 使用 CICSII 作为投资者情绪的代理指标, 主要结论和 Panel A 基本保持一致.

除分组法之外, 本文还使用了时间序列回归来研究投资者情绪对于因子动量策略收益率的影响. 回归模型具体如下:

$$R_{t+1} = \alpha + \beta_1 \text{Sentiment}_t + \gamma \text{Controls}_{t+1} + \varepsilon_{t+1}, \quad (8)$$

其中, R_{t+1} 为因子动量策略在 $t+1$ 时的收益率, Sentiment_t 为 t 时的投资者情绪, Controls_{t+1} 包括了 Fama-French 五因子.

表 6 投资者情绪与因子动量策略的收益

Panel A 投资者情绪指标为新增投资者							
		TSMOM	TS_Winner	TS_Loser	CSMOM	CS_Winner	CS_Loser
情绪低	收益率	1.03***	0.42***	-0.61**	1.05***	0.66***	-0.39
	t 值	(3.46)	(2.70)	(-2.15)	(3.95)	(4.23)	(-1.46)
情绪高	收益率	0.14	0.65***	0.51**	0.21	0.80***	0.59**
	t 值	(0.49)	(4.67)	(2.11)	(0.74)	(5.86)	(2.59)
低-高	收益率	0.89**	-0.22	-1.12***	0.84**	-0.14	-0.99***
	t 值	(2.30)	(-1.12)	(-3.04)	(2.26)	(-0.74)	(-2.76)
Panel B 投资者情绪指标为 CICSII							
		TSMOM	TS_Winner	TS_Loser	CSMOM	CS_Winner	CS_Loser
情绪低	收益率	1.00***	0.63***	-0.36*	1.22***	0.92***	-0.30*
	t 值	(3.14)	(3.81)	(-1.85)	(4.32)	(4.75)	(-1.82)
情绪高	收益率	0.16	0.67**	0.51**	-0.02	0.61**	0.63**
	t 值	(0.51)	(2.45)	(2.09)	(-0.05)	(2.26)	(2.07)
低-高	收益率	0.83*	-0.03	-0.87***	1.24***	0.31	-0.93***
	t 值	(1.87)	(-0.11)	(-2.78)	(2.79)	(0.96)	(-2.68)

¹⁰新增投资者数据始于 2003 年. 本文也考虑了按照当年新增投资者数量的中位数将投资者情绪分为高低两组, 主要结论不发生改变.

表7汇报了因子动量收益对投资者情绪的时序回归结果.其中,情绪指标一为新增投资者,情绪指标二为CICSI.可以发现,无论被解释变量是TSMOM还是CSMOM,以及无论使用新增投资者还是CICSI来衡量投资者情绪,投资者情绪均和因子动量策略收益呈现负相关关系,且至少在5%的显著性水平上显著.这些实证结果和分组法的结果也保持一致.

表7 因子动量收益对投资者情绪的时序回归

	TSMOM		CSMOM	
	(1)	(2)	(3)	(4)
情绪指标一	-0.34** (-2.11)		-0.42*** (-2.75)	
情绪指标二		-0.44*** (-3.26)		-0.44*** (-3.61)
市场因子	0.01 (0.21)	0.00 (0.08)	0.02 (0.62)	0.01 (0.47)
规模因子	0.26*** (3.20)	0.26*** (3.22)	0.34*** (4.74)	0.34*** (4.80)
价值因子	0.11 (0.88)	0.11 (0.87)	0.05 (0.41)	0.05 (0.42)
盈利因子	0.35*** (2.63)	0.35*** (2.65)	0.31** (2.49)	0.31** (2.46)
投资因子	-0.02 (-0.17)	-0.02 (-0.16)	-0.03 (-0.22)	-0.04 (-0.27)

5 稳健性检验

以上实证结果证实了A股市场上确实存在因子动量效应,为增强这一结论的可靠性,本节主要采用以下方式进行稳健性检验:第一,依次控制住一些常见的影响横截面股票收益的变量之后,再来构造因子动量策略;第二,比较因子动量策略在不同经济状态下的表现;第三,检验因子动量策略在极端市场行情下的表现;第四,使用不同的因子数量作为因子样本,再来构造因子动量策略;第五,直接基于中国基金市场已发行的Smart Beta指数基金来构造因子动量策略.总的来说,在这些稳健性检验中,因子动量策略均能够保持盈利性.

5.1 控制常见的横截面指标

虽然单变量分组的结果显示因子动量策略在样本期间可以获得超额收益,但是其收益可能会受到其他一些变量的影响.为进一步检验因子动量策略的稳健性,接下来依次控制住一些常见的横截面指标,再来构造因子动量策略.参考胡熠和顾明(2018),本文依次使用了以下四个变量作为控制变量:市值,非流动性,换手率和分析师关注.其中,市值定义为股票在过去一个月月末的流通市值,非流动性即Amihud指标,换手率为过去一个月的日均换手率,分析师关注定义为过去一年有多少个分析师团队对该公司进行过跟踪分析,一个团队数量记为1.在每月月末首先按照相应控制变量的取值将所有股票等分为高,低两组,然后在每组组内分别构造因子动量策略,比较其超额收益率差异.

表 8 结果显示, 在高市值股票组内, TSMOM 和 CSMOM 分别可以获得 0.41% (t 值为 2.32) 和 0.34% (t 值为 2.13) 的月均收益率, 均在 5% 的水平上显著; 而在低市值股票组内, TSMOM 和 CSMOM 的月度收益率分别达到了 0.80% (t 值为 7.47) 和 0.67% (t 值为 6.29). 这说明因子动量策略的超额收益并非全由小市值股票所驱动. 在依次控制住非流动性, 换手率和分析师关注等变量后, TSMOM 和 CSMOM 的超额收益也同样保持稳健.

表 8 控制常见的横截面指标

变量	市值		非流动性		换手率		分析师关注	
	TSMOM	CSMOM	TSMOM	CSMOM	TSMOM	CSMOM	TSMOM	CSMOM
高	0.41** (2.32)	0.34** (2.13)	0.48*** (3.14)	0.54*** (3.53)	0.49*** (3.06)	0.48*** (3.23)	0.42** (2.02)	0.43** (2.20)
低	0.80*** (7.47)	0.67*** (6.29)	0.51*** (2.69)	0.32** (2.09)	0.62*** (3.44)	0.45*** (2.65)	0.79*** (8.14)	0.93*** (8.34)

5.2 因子动量在不同经济状态下的表现

现有文献记录了个股动量策略的收益在不同经济状态下会表现出一定的差异, 如牛熊市和经济政策不确定性等 (Cooper et al., 2004; Wang and Xu, 2015; Avramov et al., 2016). 作为一种动量策略, 因子动量的收益是否也会受到经济状态的影响? 参考上述文献, 本文选取了以下四个经济状态变量: 市场状态, 市场波动, 市场非流动性和经济政策不确定性. 其中, 根据上证指数过去 3 个月的累计收益来区分市场状态, 若累计收益大于 0, 将市场状态定义为“高”, 否则为“低”. 根据上证指数过去一年日收益的波动率来区分市场波动, 若当前波动率大于其时序中位数, 将波动率定义为“高”, 否则为“低”. 将市场非流动性定义为个股 Amihud 指标在截面上的市值加权平均, 经济政策不确定指数来自于 Baker et al. (2016), 同样根据是否大于其时序中位数来区分高低.

表 9 结果显示, 相比于上行市场, 因子动量策略在下行市场中反而可以获得更高的超额收益. 以 TSMOM 为例, 市场状态为“高”时, 其月均超额收益为 0.38% (t 值为 1.50), 而在市场状态为“低”时, 其月均超额收益为 0.67% (t 值为 3.38). 由于投资者情绪和市场状态之间通常存在正相关关系, 因此这一实证结果和表 6 的发现也保持了一致. 此外, 因子动量策略的收益在不同市场波动, 市场非流动性和经济政策不确定的状态下均表现出了一定的稳健性.

5.3 极端市场下的因子动量收益

对于个股动量策略的超额收益, 一种基于风险补偿的解释是所谓的“动量崩溃”现象. 根据 Daniel and Moskowitz (2016), 当市场出现暴跌时, 投资者表现出明显的恐慌情绪, 个股动量策略会遭遇大幅度的回撤, 甚至发生崩盘. 基于如此巨大的尾部风险, 动量策略理应获得更高的回报, 以弥补风险. 因子动量策略的超额收益是否也来源于其承担的尾部风险呢? 为此, 本文检验了因子动量策略在极端市场行情下的收益表现.

众所周知, A 股市场在历史上发生过一些极端市场行情, 其中以 2008 年和 2015 年最为严重, 2020 年初新冠疫情的暴发也一度造成市场上弥漫着恐慌情绪. 表 10 对比了因子动量

策略在极端市场和平稳市场下的收益表现. 具体来说, 本文将 2008 年, 2015 年和 2020 年的市场行情定义为极端市场, 将除去这三年之外的市场行情定义为平稳市场. 在极端市场下, TSMOM 和 CSMOM 分别能够获得 1.06% (t 值为 2.44) 和 1.29% (t 值为 2.99) 的月均超额收益. 相比之下, TSMOM 和 CSMOM 在平稳市场下的月均超额收益仅为 0.44% (t 值为 2.51) 和 0.41% (t 值为 2.35). 这说明因子动量策略在极端市场环境中仍然可以获得稳健的收益, 不存在动量崩溃现象, 意味着无法从这一风险补偿的角度来解释因子动量收益. 另一方面, 可以发现因子动量策略在极端市场行情下不仅没有出现大幅回撤, 而且其收益率还要高于平稳市场下的收益率. 这一实证结果和表 6 中展示的投资者情绪低落时因子动量收益率更高的结论保持一致, 同时也具有重要的投资实践意义, 因子动量策略在极端市场下的良好表现为机构投资者尤其是平稳型基金的投资决策提供了参考.

表 9 经济状态与因子动量收益

变量	市场状态		市场波动		市场非流动性		经济政策不确定	
	TSMOM	CSMOM	TSMOM	CSMOM	TSMOM	CSMOM	TSMOM	CSMOM
高	0.38 (1.50)	0.40* (1.69)	0.38** (2.19)	0.49** (2.30)	0.37* (1.75)	0.45** (2.25)	0.62*** (2.71)	0.51** (2.19)
低	0.67*** (3.38)	0.66*** (3.62)	0.68*** (2.78)	0.58*** (2.86)	0.70*** (2.76)	0.62** (2.32)	0.44* (1.86)	0.57*** (2.76)

表 10 因子动量策略在不同市场行情下的收益表现

样本期间	极端市场		平稳市场	
	TSMOM	CSMOM	TSMOM	CSMOM
收益率	1.06**	1.29***	0.44**	0.41**
t 值	(2.44)	(2.99)	(2.51)	(2.35)

5.4 使用不同的因子数量

上文使用了 Liu et al. (2019) 中的 14 个因子来构造因子动量策略, 并衡量其在样本期间的表现. 根据表 2, 虽然所有因子的月均收益率均为正, 但是 CFP, INV, ACC 和 NOA 这 4 个因子的收益率并不显著, 由此导致这些因子在每月进入空头组合的可能性要高于其他因子. 这样一来, 尽管本文构造的因子动量组合是多空对冲组合, 但由于空头组合的因子收益率不显著, 使得因子动量策略在很大程度上变成了一个多头组合, 这违背了动量策略的本意. 为此, 接下来剔除这 4 个不显著的因子, 仅用剩余的 10 个因子重新构造因子动量策略, 表 11 汇报了其收益率表现. 其中, TSMOM 的月均超额收益为 0.63% (t 值为 3.15), CSMOM 的月均超额收益为 0.47% (t 值为 2.26). 这说明在剔除不显著的因子之后, 因子动量策略仍能获得一个稳健的超额收益.

考虑到上市公司的基本面信息和股票交易的价格量信息在更新频率和数据准确性等方面均存在一定差异, 接下来以是否使用了公司财务数据为标准, 将 14 个因子分为基本面因子和技术面因子两组. 其中, 基本面因子包括 8 个因子, 分别是 MV, EP, BM, CFP, ROE, INV,

ACC 和 NOA 因子; 技术面因子包括 6 个因子, 分别是 VOL, MAX, STR, TO, ABTO 和 ILL 因子. 当仅用基本面因子构造因子动量策略时, TSMOM 和 CSMOM 的月均超额收益分别为 0.47% (t 值为 2.24) 和 0.51% (t 值为 2.74). 当仅用技术面因子构造因子动量策略时, TSMOM 和 CSMOM 也分别能获得 0.48% (t 值为 3.03) 和 0.56% (t 值为 3.34) 的月均超额收益. 表 11 结果在一定程度上表明, 因子动量策略收益的稳健性和选择使用哪些因子来构造因子动量策略之间的相关性并不大.

此外, 本文之所以选取 Liu et al. (2019) 中的 14 个因子来构造因子动量策略, 是因为这些因子大多在样本期间能够获得较为显著收益 (见表 2). 这些因子按照公司特征属性可以分成价值因子, 成长因子, 盈利因子, 财务流动因子等几大类. 按照这种分类逻辑, Jiang et al. (2018) 和李斌等 (2019) 分别选取了 75 个和 96 个公司特征变量代理异象因子, 运用机器学习方法来检验基本面量化投资中的股票收益预测行为. 本文如果选取 Jiang et al. (2018) 中的 75 个因子或者李斌等 (2019) 中的 96 个因子来构造因子动量策略, 同样可以获得显著的超额收益.

表 11 利用不同的因子数量构造因子动量策略

构造方式	仅用 10 个显著的因子		仅用基本面因子		仅用技术面因子	
	TSMOM	CSMOM	TSMOM	CSMOM	TSMOM	CSMOM
收益率	0.63***	0.47**	0.47**	0.51***	0.48***	0.56***
t 值	(3.15)	(2.26)	(2.24)	(2.74)	(3.03)	(3.34)

5.5 基于 Smart Beta 指数基金来构造因子动量策略

上文在构造因子动量策略时, 遵循着两个步骤: 首先, 使用股票层面的相关数据来构造因子, 从而得到每个因子的收益率数据; 其次, 基于因子的收益率数据来构造因子动量策略, 检验其是否可以获得超额收益. 这种构造因子动量策略的方式虽然从理论上可以获得更为精确的因子收益率, 但是却牺牲了部分可投资性, 因为套利限制尤其是做空限制的存在导致在中国市场往往很难形成真正的多空对冲组合. 为进一步提升因子动量策略在现实中的可投资性, 接下来尝试跳过上述的第一个步骤, 直接将 Smart Beta 指数基金作为因子, 以此来构造因子动量策略. Smart Beta 指数基金挑选特定的一个或多个因子 (Smart 部分), 并通过暴露在这些因子上 (Beta 部分) 来获取超越基准的风险溢价¹¹.

本文将国内基金市场上已发行的 Smart Beta 指数基金作为因子样本, 为保证在每个组合中有足够多的指数基金, 采用的时间范围是 2014–2020 年. 使用这些指数基金的月度复权净值增长率作为因子的月收益率, 同样可以构造 TSMOM 和 CSMOM 这两种因子动量策略. 表 12 结果显示, TSMOM 和 CSMOM 在样本期间分别可以获得 0.70% (t 值为 2.20) 和 0.79% (t 值为 2.42) 的月均超额收益. 该实证结果对于中国机构投资者尤其是 FOF 基金的投资实践具有一定的参考意义, FOF 基金可以通过交易 Smart Beta 类产品来构造一种现实可行的因子择时策略.

¹¹例如作为目前国内规模最大的 Smart Beta 指数基金, 华泰柏瑞红利 ETF 通过选取 A 股市场过去三年平均现金股息率最高的 50 只股票来构造投资组合, 因此在股利因子上有较高的暴露.

表 12 基于 Smart Beta 指数基金构造的因子动量策略

因子动量策略	收益率	t 值	年化夏普比	最大回撤
TSMOM	0.70**	(2.20)	0.83	12.94%
TS_Winner	0.95*	(1.70)		
TS_Loser	0.25	(0.51)		
CSMOM	0.79**	(2.42)	0.91	13.98%
CS_Winner	1.09**	(2.25)		
CS_Loser	0.31	(0.63)		

6 结论

6.1 研究结论

本文利用 Liu et al. (2019) 中的 14 个因子在 2000–2020 年间的收益率数据,研究了因子动量策略在中国股票市场的盈利能力. 主要实证发现如下: 首先, 时序因子动量策略和截面因子动量策略在 A 股市场均能盈利, 且经多个资产定价模型调整后的超额收益仍然显著, 其超额收益主要来源于多头端. 其次, 在机制检验部分, 因子动量策略的超额收益无法从风险补偿的角度得到解释. 基于行为金融学理论, 本文从投资者情绪这一非理性角度提供了一个合理的解释. 研究发现投资者情绪越低, 因子动量策略的收益会越高. 在极端市场行情下, 因子动量策略不仅没有出现“动量崩溃”现象, 而且其收益率还要远高于平稳市场下的收益率. 最后, 在依次控制住常见的横截面指标, 不同的经济状态下以及使用不同的因子数量作为因子样本时, 因子动量策略均能够保持盈利性. 使用国内基金市场已发行的 Smart Beta 指数基金作为因子样本来构造因子动量时, 也可以获得稳健的超额收益.

6.2 启示与建议

本文不仅具有一定的理论贡献, 而且对于业界的投资实践和监管部门的政策制定也有一定的现实意义. 具体而言:

第一, 本文的研究结论对于理解中国股票市场的因子收益有重要的启示. 现有对中国股票市场的研究主要还是基于股票层面的研究, 一般是在股票层面来构造交易策略, 很少有直接基于因子层面的研究. 此外, 中国市场和发达国家市场在交易环境和信息环境, 投资者结构和行为习惯等方面均存在较大差异, 这有可能造成国外基于因子研究的实证发现不适用于中国. 本文正是在因子层面来构造动量交易策略, 就作者所知, 本文首次证实了因子动量效应在中国市场上的存在性, 并从行为金融学角度提供了一个合理解释. 研究结论为因子动量的相关研究提供了来自新兴市场的证据.

第二, 本文的研究结论对于监管部门的政策制定具有参考意义. 相比个人投资者, 机构投资者在减轻市场非理性情绪和提升金融市场稳定性等方面可以发挥诸多积极作用. 为壮大 A 股市场专业机构投资者力量, 政策制定者和监管部门要鼓励各类机构投资者尤其是养老金等中长期资金入市, 拓展长期, 稳定资金来源, 持续优化中长期资金“愿意来, 留得住”的市场环境, 增强中长期资金入市吸引力, 推广长期投资和价值投资理念. 总而言之, 监管部门要加强专业人才队伍建设, 让机构投资者发挥专业优势, 起到维护市场有效性的作用, 同时也有助于

实现扩大国内资本市场投资需求的战略目标。

第三, 本文的研究结论也为机构投资者尤其是养老目标基金的资产管理实践提供了一定的借鉴。2018年3月证监会出台了“养老目标证券投资基金指引(试行)”, 明确指出我国养老目标基金应该采用FOF的形式进行管理, 这为养老金与FOF的全面对接指引了方向。参照本文研究结论, FOF基金可以通过交易Smart Beta类产品来构造一种现实可行的因子择时策略。通过同时持有多个基金, FOF可进行二次风险分散, 并降低多样化基金投资门槛, 促进资产管理行业的高质量发展。而机构投资者持续参与中国资本市场, 也能够显著降低股价同步性水平, 更有利于通过信息传导机制充分反映不同上市公司的特质信息, 提升资本市场有效性水平, 并通过优化资源配置完善资本市场枢纽功能。

参 考 文 献

- 陈国进, 张贻军, (2009). 异质信念, 卖空限制与我国股市的暴跌现象研究 [J]. 金融研究, (4): 80-91.
Chen G J, Zhang Y J, (2009). Short Sale Restriction, Heterogeneous Beliefs and Stock Price Crash in China[J]. Journal of Financial Research, (4): 80-91.
- 韩立岩, 伍燕然, (2007). 投资者情绪与IPOs之谜——抑价或者溢价 [J]. 管理世界, (3): 51-61.
Han L Y, Wu Y R, (2007). Investor Sentiment and the Puzzle of IPOs — Underpricing or Premium[J]. Journal of Management World, (3): 51-61.
- 何诚颖, 陈锐, 薛冰, 何牧, (2021). 投资者情绪, 有限套利与股价异象 [J]. 经济研究, 56(1): 58-73.
He C Y, Chen R, Xue B, He M, (2021). Investor Sentiment, Limited Arbitrage and Stock Price Anomalies[J]. Economic Research Journal, 56(1): 58-73.
- 胡熠, 顾明, (2018). 巴菲特的阿尔法: 来自中国股票市场的实证研究 [J]. 管理世界, 34(8): 41-54.
Hu Y, Gu M, (2018). Buffett's Alpha: Evidence from China Stock Market[J]. Journal of Management World, 34(8): 41-54.
- 李斌, 雷印如, (2022). 中国公募基金挖掘了股票市场异象吗?[J]. 金融研究, (9): 188-206.
Li B, Lei Y R, (2022). Do Mutual Funds Exploit Stock Market Anomalies in China?[J]. Journal of Financial Research, (9): 188-206.
- 李斌, 邵新月, 李玥阳, (2019). 机器学习驱动的基本面量化投资研究 [J]. 中国工业经济, (8): 61-79.
Li B, Shao X Y, Li Y Y, (2019). Research on Machine Learning Driven Quantamental Investing[J]. China Industrial Economics, (8): 61-79.
- 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.
- 陆蓉, 陈实, 李金龙, (2021). 彩票型股票与动量效应 [J]. 经济学动态, (7): 34-50.
Lu R, Chen S, Li J L, (2021). Lottery Stocks and Momentum Effects[J]. Economic Perspectives, (7): 34-50.
- 陆蓉, 孙欣钰, (2021). 机构投资者概念股偏好与股市泡沫骑乘 [J]. 中国工业经济, (3): 174-192.
Lu R, Sun X Y, (2021). Institutional Investors' Preference for Concept Stocks and the Stock Market Bubble Riding[J]. China Industrial Economics, (3): 174-192.
- 潘莉, 徐建国, (2011). A股个股回报率的惯性与反转 [J]. 金融研究, (1): 149-166.
Pan L, Xu J G, (2011). Price Continuation and Reversal in China's A-share Market: A Comprehensive

- Examination[J]. *Journal of Financial Research*, (1): 149–166.
- 田利辉,王冠英,谭德凯,(2014).反转效应与资产定价:历史收益率如何影响现在[J].*金融研究*,(10):177–192.
- Tian L H, Wang G Y, Tan D K, (2014). Reversal Effects and Asset Pricing in China: How Do Historical Returns Influence Stock Performance[J]. *Journal of Financial Research*, (10): 177–192.
- 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.
- 王朝阳,王振霞,(2017).涨停,融资融券与股价波动率——基于AH股的比较研究[J].*经济研究*,52(4):151–165.
- Wang C Y, Wang Z X, (2017). Price Limit, Margin Trading, and Stock Price Volatility: A Comparative Study between A-shares and H-shares[J]. *Economic Research Journal*, 52(4): 151–165.
- 武佳薇,汪昌云,陈紫琳,Guo Jie-Michael,(2020).中国个人投资者处置效应研究——一个非理性信念的视角[J].*金融研究*,(2):147–166.
- Wu J W, Wang C Y, Chen Z L, Guo J M, (2020). A Study of Disposition Effect among China's Individual Investors: The Perspective of Irrational Beliefs[J]. *Journal of Financial Research*, (2): 147–166.
- 谢谦,唐国豪,罗倩琳,(2019).上市公司综合盈利水平与股票收益[J].*金融研究*,(3):189–206.
- Xie Q, Tang G H, Luo Q L, (2019). Composite Profitability of Chinese Firms and Stock Returns[J]. *Journal of Financial Research*, (3): 189–206.
- 易志高,茅宁,(2009).中国股市投资者情绪测量研究:CICSI的构建[J].*金融研究*,(11):174–184.
- Yi Z G, Mao N, (2009). Research on the Measurement of Investor Sentiment in Chinese Stock Market: The CICSI's Construction[J]. *Journal of Financial Research*, (11): 174–184.
- 尹力博,廖辉毅,(2019).中国A股市场存在品质溢价吗?[J].*金融研究*,(10):170–187.
- Yin L B, Liao H Y, (2019). Is There a Quality Premium in the Chinese A-share Market?[J]. *Journal of Financial Research*, (10): 170–187.
- 尹玉刚,谭滨,陈威,(2018).套利非对称性,误定价与股票特质波动[J].*经济学(季刊)*,17(3):1235–1258.
- Yin Y G, Tan B, Chen W, (2018). Arbitrage Asymmetry, Mispricing and Stock Price Idiosyncratic Volatility[J]. *China Economic Quarterly*, 17(3): 1235–1258.
- 郑振龙,孙清泉,(2013).彩票类股票交易行为分析:来自中国A股市场的证据[J].*经济研究*,48(5):128–140.
- Zheng Z L, Sun Q Q, (2013). Lottery-like Stock Trading Behavior Analysis: Evidence from Chinese A-share Stock Market[J]. *Economic Research Journal*, 48(5): 128–140.
- 朱红兵,张兵,(2020).价值性投资还是博彩性投机?——中国A股市场的MAX异象研究[J].*金融研究*,(2):167–187.
- Zhu H B, Zhang B, (2020). Investment or Gambling? The MAX Anomaly in China's A-share Stock Market[J]. *Journal of Financial Research*, (2): 167–187.
- Avramov D, Cheng S, Hameed A, (2016). Time-varying Liquidity and Momentum Profits[J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 51(6): 1897–1923.
- Arnott R D, Kalesnik V, Linnainmaa J T, (2023). Factor Momentum[J]. *Review of Financial Studies*, 36(8): 3034–3070.
- Asness C S, Moskowitz J T, Pedersen L H, (2013). Value and Momentum Everywhere[J]. *Journal of Finance*, 68(3): 929–985.
- Baker M, Wurgler J, (2006). Investor Sentiment and the Cross-section of Stock Returns[J]. *Journal of*

- Finance, 61(4): 1645–1680.
- Baker S R, Bloom N, Davis S J, (2016). Measuring Economic Policy Uncertainty[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 131(4): 1593–1636.
- Barberis N, Shleifer A, Vishny R, (1998). A Model of Investor Sentiment[J]. *Journal of Financial Economics*, 49(3): 307–343.
- Carhart M M, (1997). On Persistence in Mutual Fund Performance[J]. *Journal of Finance*, 52(1): 57–82.
- Cooper M J, Gutierrez G C, Hameed A, (2004). Market States and Momentum[J]. *Journal of Finance*, 59(3): 1345–1365.
- Daniel K, Moskowitz T J, (2016). Momentum Crashes[J]. *Journal of Financial Economics*, 122(2): 221–247.
- Daniel K, Titman S, (1997). Evidence on the Characteristics of Cross-sectional Variation in Stock Returns[J]. *Journal of Finance*, 52(1): 1–33.
- Ehsani S, Linnainmaa J T, (2022). Factor Momentum and the Momentum Factor[J]. *Journal of Finance*, 77(3): 1877–1919.
- 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.
- Gu M, Kang W, Xu B, (2018). Limits of Arbitrage and Idiosyncratic Volatility: Evidence from China Stock Market[J]. *Journal of Banking and Finance*, 86(1): 240–258.
- Gupta T, Kelly B, (2019). Factor Momentum Everywhere[J]. *Journal of Portfolio Management*, 45(3): 13–36.
- Hou K, Qiao F, Zhang X, (2023). Finding Anomalies in China[R]. Fisher College of Business Working Paper. 2023-03-002.
- Hou K, Xue C, Zhang L, (2020). Replicating Anomalies[J]. *Review of Financial Studies*, 33(5): 2019–2133.
- Jiang F, Tang G, Zhou G, (2018). Firm Characteristics and Chinese Stocks[J]. *Journal of Management Science and Engineering*, 3(4): 259–283.
- Liu J, Stambaugh R F, Yuan Y, (2019). Size and Value in China[J]. *Journal of Financial Economics*, 134(1): 48–69.
- Lo A W, MacKinlay A C, (1990). When are Contrarian Profits Due to Stock Market Overreaction[J]. *Review of Financial Studies*, 3(2): 175–205.
- McLean R D, Pontif J, (2016). Does Academic Research Destroy Stock Return Predictability[J]. *Journal of Finance*, 71(1): 5–32.
- Stambaugh R F, Yu J, Yuan Y, (2012). The Short of it: Investor Sentiment and Anomalies[J]. *Journal of Financial Economics*, 104(2): 288–302.
- Wang K Q, Xu J, (2015). Market Volatility and Momentum[J]. *Journal of Empirical Finance*, 30: 79–91.