

# 聪明的贝塔：来自 A 股市场因子动量策略的实证研究

顾明 熊志涛 陈海强

作者简介：

顾明，厦门大学经济学院/王亚南经济研究院副教授，曾在《管理世界》、Journal of Banking and Finance、Journal of Corporate Finance 等国内外重要期刊发表论文。

Email: guming@xmu.edu.cn, 电话: 13167533868

熊志涛，厦门大学王亚南经济研究院博士研究生

Email: xiongzt1995@163.com, 电话: 18859270663

陈海强（通讯作者），厦门大学经济学院/王亚南经济研究院教授，曾在《经济研究》、《管理科学学报》、《金融研究》、AEA Papers and Proceedings、Journal of Empirical Finance、Econometric Theory、China Economic Review 等国内外重要期刊发表论文。

Email: hc335@xmu.edu.cn, 电话: 18705923658

通讯地址：福建省厦门市思明南路422号厦门大学经济学院 A204, 361005

## 聪明的贝塔：来自 A 股市场因子动量策略的实证研究

**摘要：**本文首次检验了因子动量策略在中国 A 股市场上的盈利能力，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，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、使用不同的因子数量、极端市场行情以及使用 ETF 基金作为因子样本后，因子动量策略的收益仍然具有良好的稳定性。机制分析结果表明，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，而是与投资者情绪有关。投资者情绪越低，因子动量策略的收益会越高。聪明贝塔和 FOF 基金的存在也使得因子动量策略在实务操作中具有一定的可行性。

**JEL 分类：** G12, G11

**关键词：** 因子动量策略；聪明的贝塔；投资者情绪；错误定价

### Smart Beta:

#### An Empirical Study on the Factor Momentum Strategy of A-Share Market

**Abstract:** This paper tests the profitability of factor momentum strategy in China's A-share market for the first time, and gives a reasonable explanation for the source of excess return of factor momentum strategy. We find that both time-series factor momentum strategy and cross-sectional factor momentum strategy can make profits in the A-share market, and the long leg contributes most of the benefits of the strategy. After considering controlling multiple cross-sectional indicators, using different factor numbers, extreme market conditions and using ETF funds as factor samples, the return of factor momentum strategy still has good stability. The results of mechanism analysis show that the excess return of factor momentum strategy cannot be explained from the perspective of risk compensation, but is related to investor sentiment. The lower investor sentiment, the higher the return of factor momentum strategy. The existence of smart beta and FOF funds also makes the factor momentum strategy feasible in practical operation.

**Keywords:** Factor Momentum Strategy; Smart Beta; Investor Sentiment; Mispricing

## 一、引言

自 2018 年资管新规发布以来，我国的量化投资发展迅速。与此同时，大数据、机器学习和深度学习等数字科技的发展也为量化投资提供了助力（Gu 等，2020；苏治等，2017；沈艳等，2019）。李斌等（2019）认为量化投资作为金融科技创新的形式之一，能够大幅提高资产管理的效率，正在成为中国金融业高质量发展的重要组成部分。在 2021 年第 60 届世界交易所联合会（WFE）会员大会上，证监会主席易会满表示，量化交易在成熟市场上比较普遍，能够起到增强市场流动性、提升定价效率的积极作用。除此之外，量化投资的精确性、纪律性和机构化特征也能够降低我国金融市场受散户投资者情绪影响而导致的剧烈波动，进而防止市场出现系统风险。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。例如，Harvey 等（2016）和 McLean 和 Pontiff（2016）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、盈利和波动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（例如，姜富伟等，2011；王茵田和朱英姿，2011；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）。学术界对于定价因子和异象的研究也催生了一种新型的投资方式——因子投资<sup>1</sup>。因为存在来自统计学和现代金融学理论的坚实支撑，因子投资越来越受到投资者的欢迎，多因子选股模型更是已经成为量化投资的主流策略。

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。一方面，Smart Beta 规则透明，属于典型的指数化投资，交易成本很低；另一方面，Smart Beta 通过主动暴露在特定的因子上，又可以获得来自因子超越基准的风险溢价。在美国市场上，Smart Beta 发展已经非常成熟，截止到 2021 年底，美国市场存续的 Smart Beta ETF 产品数量为 931 只，管理规模高达 1.53 万亿美元。这在很大程度上要归功于学术界针对美国市场定价因子的丰富研究。相比之下，国内的 Smart Beta 在投资理念和产品规模上都处于起步阶段，截止到 2021 年末，国内 Smart Beta ETFs 产品数量为 34 支，合计规模仅达到 323 亿元<sup>2</sup>。

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。然而对投资者来说，基于单个因子来制定交易策略可能不是一个好的选择。McLean 和 Pontiff（2016）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。另外，单个因子的表现是具有周期性的，如 Daniel 和 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。而在 A 股市场，也可以发现自 2017 年以来，大市值的蓝筹股表现要明显好于小市值股票，使得规模因子遭遇了大幅回撤。Avramov 等（2017）发现相比于股票，不同因子收益率之间的相关性很弱，有利于风险的分散。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，就成为了一个非常值得探讨的问题，同时也具有一定的可行性。如果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高的权重，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，本文在因子层面构建了动量策略，并检验其有效性。

---

<sup>1</sup> 例如业界常见的价值因子指数就根植于学术界对于价值因子的研究（Fama 和 French，1993；Asness 等，2013）。

<sup>2</sup> 数据来源于中证指数 2021 年 Smart Beta ETF 发展报告。原文链接如下：

[https://csi-web-dev.oss-cn-shanghai-finance-1-pub.aliyuncs.com/static/html/csindex/public/uploads/researches/files/zh\\_CN/20220214144448-Smart%20Beta%20ETF%E5%8F%91%E5%B1%95%E5%B9%B4%E5%BA%A6%E6%8A%A5%E5%91%8A%EF%BC%882021%EF%BC%89.pdf](https://csi-web-dev.oss-cn-shanghai-finance-1-pub.aliyuncs.com/static/html/csindex/public/uploads/researches/files/zh_CN/20220214144448-Smart%20Beta%20ETF%E5%8F%91%E5%B1%95%E5%B9%B4%E5%BA%A6%E6%8A%A5%E5%91%8A%EF%BC%882021%EF%BC%89.pdf)

现有文献对于因子动量策略的研究主要集中在美国等发达国家的市场中。例如，Ehsani 和 Linnainmaa（2021）使用美国股票市场的规模、价值、盈利和投资等的因子数据，同时构造了时序因子动量策略和截面因子动量策略，结果发现大部分因子的收益存在自相关性，因此通过历史收益来构造因子多空组合的策略能够盈利。而且因子动量可以很好地解释个股动量，但是个股动量不能解释因子动量。Arnott 等（2021）发现了美国市场上存在因子动量效应，而且因子动量能够完全解释行业动量，反之则不成立。Gupta 和 Kelly（2019）利用全球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在全球股票市场中的稳健性。通过文献回顾可以发现，尚未有基于中国市场的因子动量策略研究。陈国进和张贻军（2009），Chen 等（2010）和陆蓉等（2021）认为相比美国股票市场，我国投资者的异质信念程度较大而且中国投资者的结构和行为习惯与美国等国家有所不同，这导致中国股票市场的收益可预测性要弱于美国市场。中国市场的这些特性是否会造成在美国等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。此外，现有文献主要关注的是因子动量策略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策略的超额收益存在的根本原因。本文首先确认了因子动量策略在 A 股市场可以获得显著的超额收益。更进一步的是，本文首次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给出了相应的理论解释，弥补了现有文献在因子动量收益解释层面的不足。

具体来说，本文首先计算了 A 股市场上的 14 个因子收益率序列（因子选取参考 Liu 等，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的中位数来构造多空组合。在样本期间内，*TSMOM* 的月均超额收益率为 0.53%（t 值为 3.41），*CSMOM* 的月均超额收益率为 0.54%（t 值为 3.52），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也适用于中国 A 股市场。进一步，我们发现多头端在多空对冲组合中占主导地位，以 *TSMOM* 为例，经 Fama-French 三因子调整后的月均超额收益为 0.52%（t 值为 3.33），其中多头端的月均超额收益为 0.41%（t 值为 4.70），贡献了因子动量策略收益的 79%。稳健性检验中，在依次控制住市值、非流动性、换手率和分析师关注等变量以及使用不同的因子数量，因子动量策略均能够保持盈利性。在 2008~2009 年和 2015~2016 年的 A 股极端市场行情下，因子动量策略的表现甚至超过了整个样本期间的平均水平。基于 ETF 基金而构造的因子动量策略也能获得超额收益，这提升了因子动量策略在现实中的可投资性，也为 FOF 基金的投资实践提供了一定的参考。

对于因子动量策略收益的解释，本文按照学术界的惯例，沿着风险补偿和错误定价两条思路展开。我们以因子收益率是否和它在因子动量上的载荷显著正相关为依据，来判断因子动量策略的超额收益是否服从风险补偿解释（尹力博和廖辉毅，2019）。具体来说，以每个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，结果发现在依次使用 1-3 年的滚动窗口来计算因子动量载荷之后，无论是否控制 Fama-French 三因子，回归系数均不显著，这说明无法从风险补偿角度来解释因子动量策略。因此本文转向了基于行为金融学理论的错误定价解释。在机制分析这一部分，本文主要关注的是投资者情绪对于因子动量策略收益的影响。以过去一个月 A 股新增投资者数量为投资者情绪的代理变量进行分组检验，发现相比高投资者情绪时期，*TSMOM* 和 *CSMOM* 在投资者情绪低时的月均收益率分别要高 0.92%（t 值为 2.02）和 0.84%（t 值为 2.16），这说明在投资者情绪低时，因子动量策略的收益会更高。

本文的贡献主要有三个方面：第一，证实了因子动量策略在 A 股市场上的适用性，这为因子动量的相关研究提供了来自新兴市场的证据。本文实证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。第二，本文沿着风险补偿和错误定价这两条思路展开，对因子动量策略的收益做出了解释，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风险补偿无关，而与投资者情绪有关。第三，本文的发现也具有重要的政策意义。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 ETF 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 ETF 基金，FOF 可进行二次风险分散，并降低多样化基金投资门槛。这有助于鼓励养老金等中长期资金入市，拓展长期、稳定资金来源，促进基金市场的高质量发展。

## 二、研究设计

### （一）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、股票交易的价格数据和定价因子的收益数据，这些数据均来源于 CSMAR 数据库。

本文的一个核心问题就是检验 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 等（2019）总结了我国 A 股市场中的 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，具体信息可见附表 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，所有因子收益率数据为月度频率。

参考经典的因子构造方法（Fama 和 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  $S - B$ 。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<sup>1</sup>。

附表 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 和 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。附表 2 结果显示，14 个因子中有 11 个因子的月均收益率出现了下降。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，对于投资者来说不是一个好的选择。

---

<sup>1</sup>以 MAX 因子为例，朱红兵和张兵（2020）发现在 A 股市场上个股当月的 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。

## （二）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 Gupta 和 Kelly（2019）以及 Ehsani 和 Linnainmaa（2021），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，我们在形成期跳过了  $t-1$  月的因子收益率<sup>1</sup>。记  $t$  月时序因子动量策略  $TSMOM$  的收益率为

$$TSMOM_t = TS\_Winner_t - TS\_Loser_t \quad (1)$$

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

$$CSMOM_t = CS\_Winner_t - CS\_Loser_t \quad (2)$$

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

## 三、实证结果与分析

### （一）确认因子动量策略的有效性

表 1 汇报了两种因子动量策略在样本期间的表现。其中， $TSMOM$  的平均月超额收益率为 0.53%（ $t$  值为 3.41）， $CSMOM$  的平均月超额收益率为 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， $TS\_Winner$  的平均月超额收益率为 0.41%（ $t$  值为 4.54）， $CS\_Winner$  的平均月超额收益率为 0.54%（ $t$  值为 5.36），说明因子动量策略的超额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要更小，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 等，2013），但在中国 A 股市场上并不存在月度的个股动量效应（鲁臻和邹恒甫，2007；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）<sup>2</sup>。在样本期间  $UMD$  的平均月超额收益率为 0.11%（ $t$  值为 0.48），这验证了 A 股市场上不存在显著的个股动量效应。

表 1：因子动量策略在样本期间的表现

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%

<sup>1</sup> 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，实证结果基本保持一致。

<sup>2</sup> 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。这里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。

<i>TS_Winner</i>	0.41***	(4.54)		
<i>TS_Loser</i>	-0.12	(-1.03)		
<i>CSMOM</i>	0.54***	(3.52)	0.79	20.79%
<i>CS_Winner</i>	0.54***	(5.36)		
<i>CS_Loser</i>	-0.00	(-0.00)		

注：在本文的正表和附表中，月收益率均表示为百分比数据，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。

表2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和French（1993）、Carhart（1997）、Liu等（2019）、Fama和French（2015）以及Fama和French（2018）等文献，本文使用了包括CAPM、中国三因子模型CH3、Fama-French三因子模型FF3、Carhart四因子模型FF4、Fama-French五因子模型FF5和在FF5基础上加入UMD因子的Fama-French六因子模型FF6在内的6个定价模型。可以看到，无论是*TSMOM*还是*CSMOM*，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Fama-French三因子模型为例，*TSMOM*调整后的平均月超额收益为0.52%（t值为3.33），其中多头端的平均月超额收益为0.41%（t值为4.70），空头端的平均月超额收益为-0.11%（t值为-0.88），多头端贡献了多空组合总收益的79%，这进一步说明了多头端在因子动量策略中占主导地位。

表2：经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 <i>TSMOM</i>						
	CAPM	CH3	FF3	FF4	FF5	FF6
收益率	0.54***	0.47***	0.52***	0.41***	0.38**	0.42***
t值	(3.54)	(2.78)	(3.33)	(3.25)	(2.50)	(3.31)
Panel B: 截面因子动量策略 <i>CSMOM</i>						
	CAPM	CH3	FF3	FF4	FF5	FF6
收益率	0.54***	0.49***	0.48***	0.37***	0.34**	0.38***
t值	(3.57)	(3.31)	(3.41)	(3.36)	(2.42)	(3.34)

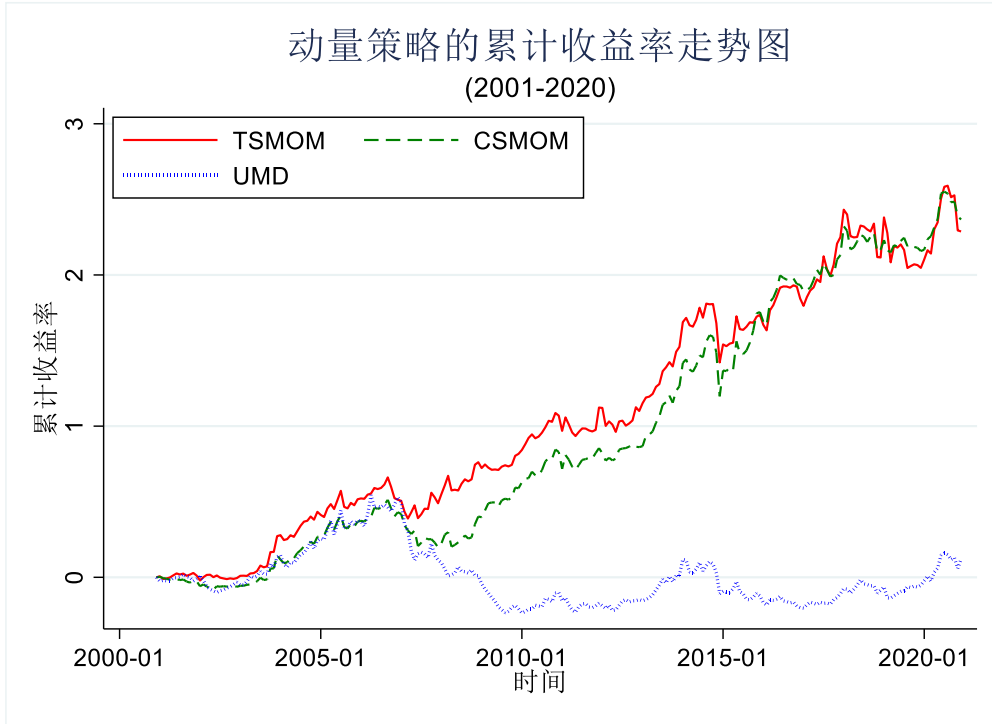


图 1：因子动量策略和个股动量策略的累计收益率对比（2001-2020 年）

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 2001 至 2020 年间的累计收益率走势。可以明显发现 *TSMOM* 和 *CSMOM* 在样本期间整体呈现稳步上行的趋势，而 *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%。

## （二）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解析，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 和 Mackinlay (1990)，该分解法核心的思想是在每月末构造多空对冲组合时，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：

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

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：

$$\begin{aligned} E[TSMOM_t] &= E \left[ \sum_{f=1}^F w_t^f r_t^f \right] = E \left[ \sum_{f=1}^F \frac{1}{F} r_{-t}^f r_t^f \right] \\ &= \frac{1}{F} \sum_{f=1}^F cov(r_{-t}^f, r_t^f) + \frac{1}{F} \sum_{f=1}^F (\mu^f)^2 \end{aligned} \quad (4)$$

其中， $r_t^f$  为因子  $f$  在  $t$  月的收益率， $\mu^f$  为因子  $f$  的期望收益率。根据式 (4)，可将 *TSMOM* 期



望收益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：

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

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：

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

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* 期望收益率依次分解为因子自相关、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 和 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。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能够获取超额收益的一个主要来源。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。

### (三) 从风险补偿角度解释因子动量收益

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。参考尹力博和廖辉毅 (2019)，本文的检验原理是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<sup>1</sup>。表 3 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 三因子上的载荷，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 3：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)

<sup>1</sup> 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。Fama-MacBeth 回归中，在每月将 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。

因子动量载荷	0.06 (0.27)	0.21 (0.99)	-0.01 (-0.05)	0.14 (0.49)	0.39 (1.06)	0.16 (0.52)
市场因子载荷		0.29 (0.44)		-0.87 (-0.93)		-0.50 (-0.50)
规模因子载荷		0.47 (1.31)		0.35 (0.90)		0.41 (1.00)
价值因子载荷		-0.26 (-0.99)		-0.65** (-2.48)		-0.85*** (-2.88)

#### 四、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。上文已经论证无法从风险补偿的角度去解释因子动量策略的超额收益，因此接下来开始转向来自行为金融学的解释，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。

##### （一）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 等（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 和 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。与本文更为相关的文献是 Stambaugh 等（2012），该文研究了投资者情绪对于美国市场 11 个异象收益的影响，研究发现当投资者情绪高涨时，异象收益会更高。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。

相比于美国等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情绪等非理性因素的影响，从而导致市场上出现错误定价现象（王朝阳和王振霞，2017；武佳薇等，2020）。此外，A 股市场上的做空机制也不够健全。虽然存在股指期货、股指期权和融资融券交易等做空工具，但是做空标的非常有限，融券成本过高也导致融券规模远远低于融资规模（褚剑和方军雄，2016；郭彪等，2020；何诚颖等，2021）。Gu 等（2018）还发现 A 股市场上独特的涨跌停制度也会阻碍套利活动的进行。这些因素使得套利仅能在有限的程度上展开，套利者无法在短期内消除由噪声交易者所引起的错误定价。因此，有理由认为在 A 股市场，投资者情绪很有可能会影响到因子动量策略的收益。

本文使用 A 股新增投资者数量作为投资者情绪的代理变量，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。新增投资者是对投资者情绪的直接刻画，新增投资者越多，也就意味着投资者情绪越高涨。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。新增投资者数据始于 2003 年。

本文首先使用了分组法和时序回归法来研究单个因子在不同投资者情绪下的收益表现，结果可见附表 3。Panel A 显示，14 个因子中的 12 个因子在投资者情绪高时有更高的收益，说明大多数因子在投资者情绪高涨时盈利更强，这一结论与 Stambaugh 等（2012）保持一致。综合来看，如果每个月以等权重的方式持有所有因子来形成投资组合，该组合在投资者情绪高时的月均收益率为 0.86%（t 值为 5.77），在投资者情绪低时的收益为 0.27%（t 值为 1.80），组间差异为 0.59%（t 值为 2.79）。附表 3 的 Panel B 显示，在将所有因子放在一起进行混合回归时，可以发现投资者情绪的回归系数为 0.22（t 值为 3.87），意味着投资者情绪与因子未来收益之间显著正相关，这和分组法的结果保持一致。

表 4 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所得到的结果。其中，*TSMOM* 在投资者情绪低时可以获得 1.09%（t 值为 2.87）的月均超额收益，而在投资者情绪高时仅能获得 0.16%（t 值为 0.60）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 0.92%（t 值为 2.02），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 2.16），这也说明投资者情绪越低，因子动量策略的收益会越高。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。附表 4 的结果显示，无论是 *TSMOM* 还是 *CSMOM*，以及无论在时序回归中是否控制住 Fama-French 三因子，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保持一致。

表 4：投资者情绪与因子动量策略的收益

		<i>TSMOM</i>	<i>TS_Winner</i>	<i>TS_Loser</i>	<i>CSMOM</i>	<i>CS_Winner</i>	<i>CS_Loser</i>
情绪低	收益率	1.09***	0.28*	-0.80**	1.06***	0.48**	-0.58**
	t 值	(2.87)	(1.76)	(-2.41)	(3.99)	(2.58)	(-2.33)
情绪高	收益率	0.16	0.48***	0.31	0.22	0.62***	0.40*
	t 值	(0.60)	(4.19)	(1.30)	(0.81)	(4.99)	(1.76)
低 - 高	收益率	0.92**	-0.19	-1.11***	0.84**	-0.14	-0.98***
	t 值	(2.02)	(-1.01)	(-2.79)	(2.16)	(-0.66)	(-2.87)

## （二）因子收益率对投资者情绪的敏感性

进一步通过表 4 可以发现，*TS\_Winner* 组合收益率在投资者情绪高与低的组间差异为 0.19%（t 值为 1.01），*TS\_Loser* 组合收益率在投资者情绪高与低的组间差异为 1.11%（t 值为 2.79）。这首先说明无论是赢家组合还是输家组合，在投资者情绪高涨时均能获得更高的收益。这一结果可以从附表 3 的发现中得到解释。综合来看，单个因子在投资者情绪高涨时的盈利性更强，而 *TS\_Winner* 和 *TS\_Loser* 作为多个因子的组合，自然在投资者情绪高涨时也能获取更高收益，这符合 Stambaugh 等（2012）。*CS\_Winner* 和 *CS\_Loser* 的分组结果同样支持这一结论。更重要的一个发现是，因子动量策略在不同投资者情绪下的表现差异主要来源于因子动量策略的空头端，而在多头端并没有出现显著的差异。接下来我们从因子对投资者情绪的敏感性这一角度给出解释。

虽然整体来看，投资者情绪越高，因子的盈利性更强。但是，不同因子的盈利性提升幅度会有所不同，这和因子收益率对投资者情绪的敏感性有关。随着投资者情绪的变化，敏感性越高的因子收益变动幅度也会越大。我们在附表 3 的 Panel B 中将每个因子收益率对投资者情绪进行了时序回归，可以把回归系数当作每个因子对投资者情绪的敏感性。如换手率因子 *TO* 的回归系数为 0.73，在 14 个因子的回归系数中最大，表明 *TO* 因子对于投资者情绪的敏感性最高。

表 5：因子对投资者情绪的敏感性、月均收益率与进入输家组合的概率

Panel A: 因子月均收益率对因子情绪敏感性的一元截面回归			
		被解释变量: 因子月均收益率	
解释变量: 因子对投资者情绪的敏感性	系数	-0.67*	
	t 值	(-1.76)	
Panel B: 因子进入输家组合概率对因子情绪敏感性的一元截面回归			
		被解释变量	
		进入 <i>TS_Loser</i> 的概率	进入 <i>CS_Loser</i> 的概率
解释变量: 因子对投资者情绪的敏感性	系数	0.25**	0.36*
	t 值	(2.26)	(1.91)

在表 5 的 Panel A 中，将因子月均收益率对因子的情绪敏感性进行截面回归，其中每个因子的月均收益率来自于附表 2。回归系数为-0.67（t 值为-1.76），说明因子的情绪敏感性越高，其月均收益率越低。由于构建因子动量策略时划分赢家和输家组合的依据是过去一年的因子收益率，这意味着情绪敏感性越高的因子越容易进入输家组合。我们对这一推论进行了验证。附表 5 记录了在样本期间，每个因子进入赢家组合和输家组合的概率。在表 5 的 Panel B 中，将因子进入输家组合的概率对因子的情绪敏感性进行截面回归，其中被解释变量分别为因子进入 *TS\_Loser* 的概率和进入 *CS\_Loser* 的概率，对应的回归系数分别为 0.25（t 值为 2.26）和 0.36（t 值为 1.91）。这意味对投资者情绪越敏感的因子确实越有可能进入输家组合。以非流动性因子 *ILL* 为例，*ILL* 因子的收益率对于投资者情绪的敏感系数为 0.08，在 14 个因子中处于较低水平，其进入 *TS\_Loser* 和 *CS\_Loser* 的概率分别为 20%和 27%，说明在大部分时间里，*ILL* 因子进入了 *TSMOM* 和 *CSMOM* 的赢家组合。相比之下，应计量因子 *ACC* 的收益率对投资者情绪的敏感系数为 0.37，在 14 个因子中处于较高水平，其进入 *TS\_Loser* 和 *CS\_Loser* 的概率高达 51%和 85%，这意味着 *ACC* 因子更可能进入输家组合。总体来看，赢家组合里的因子对投资者情绪的敏感性更低，而输家组合里的因子对情绪的敏感性更高。因此，相比赢家组合，输家组合在投资者情绪高涨和低落时的表现会出现更大的差异。这就解释了为什么因子动量策略在不同投资者情绪下的表现差异主要来源于空头端。

## 五、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，本节主要采用以下四种方式来进行稳健性检验：第一，依次控制住一些常见的横截面股票收益的变量之后，再来构造因子动量策略；第二，使用不同的因子数量来构造因子动量策略；第三，检验因子动量策略在极端市场行情下的表现；第四，基于 ETF 基金来构造因子动量策略。

### （一）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它一些变量的影响。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）、向诚和陆静（2018），我们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 6 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* 的收益率也同样保持稳健。

表 6：控制常见的横截面指标

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

## （二）使用不同的因子数量

上文使用了 Liu 等（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。根据附表 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，这会导致这些因子在每月进入空头组合的可能性要高于其它因子。这样一来，尽管我们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 7 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。

表 7：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	
	<i>TSMOM</i>	<i>CSMOM</i>	<i>TSMOM</i>	<i>CSMOM</i>	<i>TSMOM</i>	<i>CSMOM</i>
收益率	0.63***	0.47**	0.47**	0.51***	0.45***	0.56***
t 值	(3.15)	(2.26)	(2.24)	(2.74)	(2.91)	(3.34)

考虑到上市公司的基本面信息和股票的价格信息在更新频率和数据准确性等方面均存在一定的差异，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）。当仅使用了技术面因子构造因子动量策略时，*TSMOM* 和 *CSMOM* 也分别能获得 0.45%（t 值为 2.91）和 0.56%（t 值为 3.34）的月均超额收益。表 7 结果表明，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。

### （三）极端市场行情

表 8：因子动量策略在极端市场行情下的表现

子样本期间	2008~2009 年		2015~2016 年	
	<i>TSMOM</i>	<i>CSMOM</i>	<i>TSMOM</i>	<i>CSMOM</i>
收益率	0.86**	1.22***	0.70*	1.25***
t 值	(2.17)	(2.71)	(1.81)	(2.84)

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 和 Moskowitz（2016），在市场恐慌时期，动量策略会遭遇大幅度的下跌，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。为此，本文检验了在极端市场行情下因子动量策略的表现。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 2008~2009 年和 2015~2016 年最为严重。表 8 汇报了因子动量策略在这两个子样本期间的表现。在 2008~2009 年间，*TSMOM* 和 *CSMOM* 分别能够获得 0.86%（t 值为 2.17）和 1.22%（t 值为 2.71）的月均超额收益。在 2015~2016 年间，*TSMOM* 和 *CSMOM* 也分别可以获得 0.70%（t 值为 1.81）和 1.25%（t 值为 2.84）的月均超额收益。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<sup>1</sup>。进一步比较因子动量策略在极端市场行情和整个样本期间的表现，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整个样本期间的平均收益。因子动量策略在极端市场下的良好表现使其特别适合平稳型基金。

### （四）基于 ETF 来构造因子动量策略

表 9：基于 ETF 构造的因子动量策略表现

	<i>TSMOM</i>	<i>TS_Winner</i>	<i>TS_Loser</i>	<i>CSMOM</i>	<i>CS_Winner</i>	<i>CS_Loser</i>
收益率	0.72**	1.01**	0.29	0.38**	1.15***	0.77
t 值	(2.41)	(2.14)	(0.84)	(1.99)	(2.68)	(1.48)

上文在构造因子动量策略时，遵循着两个步骤：第一步是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；第二步是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。为进一步提升因子动量策略在现实中的可投资性，接下来直接将交易型开放式指数基金 ETF 作为因子，以此来构造因子动量策略。ETF 作为被动指数型基金，一般在一个或几个因子上有较高的暴露，例如沪深 300ETF 在市场因子上有很高的暴露。此外，ETF 的

<sup>1</sup> 作为对比，本文也计算了个股动量策略 *UMD* 在极端市场行情下的表现。在 2008~2009 年间，*UMD* 的月均收益率为 -1.38%（t 值为 -2.10），表明个股动量策略确实在极端市场下遭遇了较大的回撤，出现了动量崩溃。

可投资性非常强，普通投资者也可以直接通过二级市场来购买此类基金。

本文将我国市场上的股票型 ETF 和偏股混合型 ETF 作为因子样本，为保证在每个组合中有足够多的因子，采用的时间范围是 2013 年至 2021 年。使用这些 ETF 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* 这两种策略。表 9 结果显示，*TSMOM* 和 *CSMOM* 在样本期间分别可以获得 0.72%（t 值为 2.41）和 0.38%（t 值为 1.99）的月均超额收益，且多头端贡献了大部分收益。该实证结果对于 FOF 基金的投资实践具有一定的参考意义。

总的来说，在考虑依次控制住常见影响股票收益的变量、使用不同的因子数量、在不同的市场行情下以及使用 ETF 基金作为因子样本时，因子动量策略均能够保持盈利性。

## 六、结论

本文利用 2000~2020 年的因子收益率数据，首次研究了因子动量策略在中国 A 股市场上的盈利能力。我们的主要发现如下：第一，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，且多头端对于因子动量策略的超额收益率贡献更多；第二，依次控制住常见的横截面指标、使用不同的因子数量在极端市场行情下以及使用 ETF 基金作为因子样本的稳健性检验发现，因子动量策略的收益具有很好的稳定性；第三，因子动量策略的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，我们发现因子动量收益与投资者情绪有关。投资者情绪越低，因子动量策略的收益会越高。

本文的研究结论不仅对于业界因子投资的实务操作具有一定的参考意义，对于监管部门来说也有一定的政策含义。对于超额收益的追求，是投资者永恒的目标，聪明贝塔以及 FOF 基金的存在使得因子动量策略在实务操作中具有一定的可行性。FOF 基金可以通过交易 Smart Beta ETF 类产品来进行因子投资，享有其带来的超额收益。而投资者在追求超额收益的同时，能够增强市场流动性、促使信息迅速地反映到价格中去，这可以提高市场的有效性。因此从政策面上来说，监管部门需要进一步完善信息披露制度以及减少投资者的交易限制。

## 参考文献

- [1] 陈国进和张贻军，2009，《异质信念、卖空限制与我国股市的暴跌现象研究》，《金融研究》第 4 期，第 80~91 页。
- [2] 褚剑和方军雄，2016，《中国式融资融券制度安排与股价崩盘风险的恶化》，《经济研究》第 5 期，第 143~158 页。
- [3] 郭彪、刘普阳和姜圆，2020，《卖空限制与收益可预测性——A 股融资融券制度的证据》，《金融研究》第 8 期，第 169~187 页。
- [4] 何诚颖、陈锐、薛冰和何牧原，2021，《投资者情绪、有限套利与股价异象》，《经济研究》第 1 期，第 58~73 页。
- [5] 胡熠和顾明，2018，《巴菲特的阿尔法：来自中国股票市场的实证研究》，《管理世界》第 8 期，第 41~54+191 页。
- [6] 姜富伟、涂俊、David E.Rapach、Jack K.Strauss 和周国富，2011，《中国股票市场可预测性的实证研究》，《金融研究》第 9 期，第 107~121 页。
- [7] 李斌、邵新月和李玥阳，2019，《机器学习驱动的基本面量化投资研究》，《中国工业经济》第 8 期，第 61~79 页。
- [8] 李志冰、杨光艺、冯永昌和景亮，2017，《Fama-French 五因子模型在中国股票市场的实证检验》，

- 《金融研究》第6期,第191~206页。
- [9] 陆蓉、陈实和李金龙, 2021, 《彩票型股票与动量效应》, 《经济学动态》第7期, 第34~50页。
- [10] 鲁臻和邹恒甫, 2007, 《中国股市的惯性与反转效应研究》, 《经济研究》第9期, 第145~155页。
- [11] 潘莉和徐建国, 2011, 《A股市场的风险与特征因子》, 《金融研究》第10期, 第140~154页。
- [12] 沈艳、陈赞和黄卓, 2019, 《文本大数据分析在经济学和金融学中的应用:一个文献综述》, 《经济学(季刊)》第4期, 第1153~1186页。
- [13] 苏治、卢曼和李德轩, 2017, 《深度学习的金融实证应用:动态、贡献与展望》, 《金融研究》第5期, 第111~126页。
- [14] 田利辉、王冠英和谭德凯, 2014, 《反转效应与资产定价:历史收益率如何影响现在》, 《金融研究》第10期, 第177~192页。
- [15] 王朝阳和王振霞, 2017, 《涨跌停、融资融券与股价波动率——基于AH股的比较研究》, 《经济研究》第4期, 第151~165页。
- [16] 王茵田和朱英姿, 2011, 《中国股票市场风险溢价研究》, 《金融研究》第7期, 第152~166页。
- [17] 武佳薇、汪昌云、陈紫琳和 Guo J M, 2020, 《中国个人投资者处置效应研究——一个非理性信念的视角》, 《金融研究》第2期, 第147~166页。
- [18] 向诚和陆静, 2018, 《投资者有限关注、行业信息扩散与股票定价研究》, 《系统工程理论与实践》第4期, 第817~835页。
- [19] 谢谦、唐国豪和罗倩琳, 2019, 《上市公司综合盈利水平与股票收益》, 《金融研究》第3期, 第189~206页。
- [20] 尹力博和廖辉毅, 2019, 《中国A股市场存在品质溢价吗?》, 《金融研究》第10期, 第170~187页。
- [21] 尹玉刚、谭滨和陈威, 2018, 《套利非对称性、误定价与股票特质波动》, 《经济学(季刊)》第3期, 第1235~1258页。
- [22] 张峥和刘力, 2006, 《换手率与股票收益:流动性溢价还是投机性泡沫?》, 《经济学(季刊)》第2期, 第871~892页。
- [23] 郑振龙和孙清泉, 2013, 《彩票类股票交易行为分析:来自中国A股市场的证据》, 《经济研究》第5期, 第128~140页。
- [24] 朱红兵和张兵, 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》, 《金融研究》第2期, 第167~187页。
- [25] Arnott R D, Clements M, and Kalesnik V, and Linnainmaa J T. 2021. "Factor Momentum". SSRN Working paper.
- [26] Asness C S, Moskowitz T J, and Pedersen L H. 2013. "Value and Momentum Everywhere". *Journal of Finance*, 68: 929~985.
- [27] Avramov D, Cheng S, Schreiber A, and Shemer K. 2017. "Scaling up Market Anomalies". *Journal of Investing*, 26: 89~105.
- [28] Baker M, and Wurgler J. 2006. "Investor Sentiment and the Cross-Section of Stock Returns". *Journal of Finance*, 61: 1645~1680.
- [29] Barberis N, Shleifer A, and Vishny R. 1998. "A Model of Investor Sentiment". *Journal of Financial*



- Economics*, 49: 307~343.
- [30] Carhart M M. 1997. “On Persistence in Mutual Fund Performance”. *Journal of Finance*, 52: 57~82.
- [31] Chen X., K. A. Kim, T. Yao and T. Yu. 2010. “On the Predictability of Chinese Stock Returns”. *Pacific-Basin Finance Journal*, 18: 403~425.
- [32] Daniel K, and Moskowitz T J. 2016. “Momentum Crashes”. *Journal of Financial Economics*, 122: 221~247.
- [33] Ehsani S, and Linnainmaa J T. 2021. “Factor Momentum and the Momentum Factor”. *Journal of Finance*, forthcoming.
- [34] Fama E F, and French K R. 1993. “Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds”. *Journal of Financial Economics*, 33: 3~56.
- [35] Fama E F, and French K R. 2015. “A Five-Factor Asset Pricing Model”. *Journal of Financial Economics*, 116: 1~22.
- [36] Fama E F, and French K R. 2018. “Choosing Factors”. *Journal of Financial Economics*, 128: 234~252.
- [37] Gu M, Kang W, and Xu B. 2018. “Limits of Arbitrage and Idiosyncratic Volatility: Evidence from China Stock Market”. *Journal of Banking and Finance*, 86: 240~258.
- [38] Gu S, Kelly B, and Xiu D. 2020. “Empirical Asset Pricing via Machine Learning”. *Review of Financial Studies*, 33: 2223~2273.
- [39] Gupta T, and Kelly B. 2019. “Factor Momentum Everywhere”. *Journal of Portfolio Management*, 45: 13~36.
- [40] Harvey C R, Liu Y, and Zhu H. 2016. “... and the Cross-Section of Expected Returns”. *Review of Financial Studies*, 29: 5~68.
- [41] Hsu J, Viswanathan V, and Wang M, et al. 2018. “Anomalies in Chinese A-shares”. *Journal of Portfolio Management*, 44: 108~123.
- [42] Liu J, Stambaugh R F, and Yuan Y. 2019. “Size and Value in China”. *Journal of Financial Economics*, 134: 48~69.
- [43] Lo A W, and MacKinlay A C. 1990. “When are Contrarian Profits Due to Stock Market Overreaction?”. *Review of Financial Studies*, 3: 175~205.
- [44] McLean R D, and Pontiff J. 2016. “Does Academic Research Destroy Stock Return Predictability?”. *Journal of Finance*, 71: 5~32.
- [45] Stambaugh R F, Yu J, and Yuan Y. 2012. “The Short of it: Investor Sentiment and Anomalies”. *Journal of Financial Economics*, 104: 288~302.

## 附录

附表 1: 14 个因子列表

因子类别	因子简称	中文名称	预期方向	计算方法	参考文献
规模	<i>MV</i>	总市值	-	月截止日总市值	李志冰等 (2015)
	<i>EP</i>	PE 倒数	+	净利润 / 总市值	潘莉和徐建国 (2011)
价值	<i>BM</i>	PB 倒数	+	账面价值 / 总市值	李志冰等 (2015)
	<i>CFP</i>	PCF 倒数	+	经营活动现金净流量 / 总市值	王茵田和朱英姿 (2011)
盈利	<i>ROE</i>	净资产收益率	+	净利润 / 净资产	李志冰等 (2015)
波动	<i>VOL</i>	波动率	-	最近 1 个月日收益率的标准差	Hsu 等 (2018)
	<i>MAX</i>	最大平均收益	-	最近 1 个月最大的 5 个日收益率的均值	朱红兵和张兵 (2020)
反转	<i>STR</i>	短期反转	-	最近 1 个月收益率	鲁臻和邹恒甫 (2007)
	<i>TO</i>	换手率	-	最近 12 个月换手率均值	张峥和刘力 (2006)
换手率	<i>ABTO</i>	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	Liu 等 (2019)
投资	<i>INV</i>	资产增长率	-	总资产年增长率	李志冰等 (2015)
应计量	<i>ACC</i>	应计量	-	$(\text{营业利润} - \text{经营活动现金净流量}) / \text{总资产}$	Hsu 等 (2018)
	<i>NOA</i>	净营运资产比率	-	$(\text{营运资产} - \text{营运负债}) / \text{总资产}$	Chen 等 (2010)
流动性	<i>ILL</i>	非流动性指标	+	$(\text{日绝对收益绝对值} / \text{日成交额}) \text{的月平均值}$	Chen 等 (2010)

注: (1) 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。

(2) 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, 我们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。

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

附表 3：投资者情绪与单个因子的收益表现

Panel A: 分组法						
因子	情绪高		情绪低		高 - 低	
	收益率	t 值	收益率	t 值	收益率	t 值
综合	0.86***	(5.77)	0.27*	(1.80)	0.59***	(2.79)
<i>MV</i>	1.03	(1.40)	0.12	(0.18)	0.92	(0.94)
<i>EP</i>	0.46	(1.14)	0.85**	(2.15)	-0.39	(-0.68)
<i>BM</i>	0.71*	(1.66)	-0.02	(-0.04)	0.73	(1.27)
<i>CFP</i>	0.28	(1.24)	0.21	(0.83)	0.07	(0.22)
<i>ROE</i>	0.41	(1.11)	0.83**	(2.14)	-0.41	(-0.77)
<i>VOL</i>	1.20**	(2.51)	0.23	(0.49)	0.97	(1.47)
<i>MAX</i>	1.35***	(3.39)	0.50	(1.26)	0.85	(1.51)
<i>STR</i>	1.10**	(2.46)	0.96**	(2.48)	0.14	(0.23)
<i>TO</i>	1.41***	(3.41)	-0.41	(-1.09)	1.81***	(3.26)
<i>ABTO</i>	1.47***	(4.54)	0.73***	(3.09)	0.74*	(1.84)
<i>INV</i>	0.50	(1.60)	-0.43	(-2.17)	0.93**	(2.51)
<i>ACC</i>	0.54**	(2.08)	-0.30	(-1.53)	0.85**	(2.58)
<i>NOA</i>	0.10	(0.29)	-0.08	(-0.30)	0.18	(0.41)
<i>ILL</i>	1.52***	(3.87)	0.61	(1.44)	0.92	(1.59)

Panel B: 时序回归法		
因子	解释变量：投资者情绪	
	系数	t 值
综合	0.22***	(3.87)
<i>MV</i>	0.07	(0.59)
<i>EP</i>	0.06	(0.42)
<i>BM</i>	0.38***	(2.80)
<i>CFP</i>	0.10	(0.75)
<i>ROE</i>	-0.09	(-0.53)
<i>VOL</i>	0.28*	(1.69)
<i>MAX</i>	0.27	(1.60)
<i>STR</i>	-0.08	(-0.37)
<i>TO</i>	0.73***	(4.25)
<i>ABTO</i>	0.23	(1.33)
<i>INV</i>	0.40***	(3.35)
<i>ACC</i>	0.37***	(3.56)
<i>NOA</i>	0.16	(1.52)
<i>ILL</i>	0.08	(0.54)

注：附表 3 的 Panel B 对应的回归方程为  $R_{i,t} = \alpha_i + \beta_{i,s}S_{t-1} + Control_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$ 。其中， $R_{i,t}$  为因子  $i$  在  $t$  时的收益率， $S_{t-1}$  为  $t-1$  时的投资者情绪， $Control_{i,t}$  包括因子  $i$  在过去一年的平均收益和 Fama-French 三因子中的变量。在回归方程中加入因子过去一年的平均收益作为控制变量，主要是考虑到因子收益率的潜在自相关性。

附表 4：因子动量收益对投资者情绪的时序回归

Panel A: 未控制 Fama-French 三因子						
	<i>TSMOM</i>	<i>TS_Winner</i>	<i>TS_Loser</i>	<i>CSMOM</i>	<i>CS_Winner</i>	<i>CS_Loser</i>
投资者情绪	-0.36** (-2.24)	0.05 (0.62)	0.41*** (3.29)	-0.38** (-2.36)	0.03 (0.32)	0.34*** (3.06)
Panel B: 加入 Fama-French 三因子作为控制变量						
	<i>TSMOM</i>	<i>TS_Winner</i>	<i>TS_Loser</i>	<i>CSMOM</i>	<i>CS_Winner</i>	<i>CS_Loser</i>
投资者情绪	-0.37** (-2.28)	0.07 (0.91)	0.44*** (3.50)	-0.45*** (-2.84)	0.06 (0.63)	0.46*** (4.45)
市场因子	-0.03 (-0.89)	-0.05*** (-2.97)	-0.02 (-0.93)	-0.02 (-0.70)	-0.05*** (-2.82)	-0.04** (-2.58)
规模因子	0.03 (0.54)	0.03 (1.19)	-0.00 (-0.04)	0.13** (2.27)	0.08** (2.60)	-0.05 (-1.17)
价值因子	0.01 (0.10)	0.10* (1.81)	0.08 (0.95)	-0.03 (-0.27)	0.14* (1.91)	0.18** (2.56)

注：附表 4 对应的回归方程为  $R_{i,t} = \alpha_i + \beta_{i,s}S_{t-1} + Control_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$ 。其中， $R_{i,t}$  为因子动量策略  $i$  在  $t$  时的收益率， $S_{t-1}$  为  $t-1$  时的投资者情绪。在 Panel A 中， $Control_{i,t}$  仅包括因子动量策略  $i$  在过去一年的平均收益；而在 Panel B 中， $Control_{i,t}$  中不仅包括了因子动量策略  $i$  在过去一年的平均收益，还包括了 Fama-French 三因子。

附表 5：每个因子进入赢家组合和输家组合的概率

因子	进入 <i>TS_Winner</i>	进入 <i>TS_Loser</i>	进入 <i>CS_Winner</i>	进入 <i>CS_Loser</i>
<i>MV</i>	63%	37%	55%	45%
<i>EP</i>	78%	22%	64%	36%
<i>BM</i>	65%	35%	45%	55%
<i>CFP</i>	59%	41%	28%	72%
<i>ROE</i>	73%	27%	53%	47%
<i>VOL</i>	67%	33%	50%	50%
<i>MAX</i>	83%	17%	77%	23%
<i>STR</i>	86%	14%	73%	27%
<i>TO</i>	63%	37%	43%	57%
<i>ABTO</i>	91%	9%	80%	20%
<i>INV</i>	53%	47%	25%	75%
<i>ACC</i>	49%	51%	15%	85%
<i>NOA</i>	62%	38%	18%	82%
<i>ILL</i>	80%	20%	73%	27%