

学术异象之动量类因子

——量化选股系列报告之三

金融工程周报

2020 年 08 月 05 日

报告摘要:

● 因子研究框架，追根溯源

本篇报告主要对动量类因子进行梳理和实证。

市场中的大部分因子均来源于学术文献，因此，我们在进行因子研究时对其追根溯源，梳理出发展脉络，方便投资者根据自己的偏好对因子做进一步探究。为了更好的探究学术界中对于因子的理解，我们参考学术文献中的分类，将因子分成交易摩擦类(Trading Frictions)、动量类(Momentum)、价值成长类(Value-versus-Growth)、投资类(Investment)、盈利能力类(Profitability)以及无形资产(Intangibles)类。

● 传统动量因子剖析

(1) 传统的动量因子在 A 股市场中表现为反转效应，窗口期越短，反转效应越强。在剔除了短期反转效应后，长期动量因子的反转效应依然存在。

(2) 动量因子与其它大类因子没有明显的线性关系，仅与市值因子在两端具有正相关关系，因此在进行动量类因子的研究时应剔除市值影响。

(3) 国外文献中在构建动量因子时经常使用过去一年以上的数据，由于 A 股市场的换手率与国外市场不同，投资者的平均持仓期限要远低于美股市场。因此在构建因子时，以年为单位的数据不太适用，应使用颗粒度更为精细、窗口期更短的数据。

● 价格动量

我们对已有文献中动量因子改进方法进行了梳理，总结出了两个改进方向：度量方式和形成过程。其中度量方式又可以继续划分为前端价格改进和收益度量改进两个分支；形成过程可以继续划分为细节和趋势两个分支。最后我们分别挑选了有代表性的因子进行了回测。其中，残差动量因子表现为动量效应；CGO、TK、股价增速因子均表现为反转效应。

● 基本面动量

基于 PEAD 现象，我们详细分析了业绩超预期因子的构造细节。对于超预期、预期以及盈利的构造方式进行了详细讨论。最后分别使用净利润、营业收入和税收支出构建了相应的业绩超预期因子进行了回测。三种方式构建的因子均表现出较强的选股能力。其中，以净利润为基准构造的 SUE 因子表现最好。A 股市场中存在稳定的 PEAD 效应。

● 风险提示:

报告结果均基于历史数据，历史数据存在不被重复验证的可能。

民生证券研究院

分析师：祁嫣然

执业证号：S0100519110004

电话：010-85127519

邮箱：qiyanran@mszq.com

相关研究

《构建多因子策略的工匠精神——量化选股系列报告之一》

《学术异象之交易摩擦类因子——量化选股系列报告之二》

目录

一、	从学术异象到 ALPHA 还有多远.....	3
(一)	学术异象.....	3
(二)	从学术异象到 ALPHA.....	3
(三)	因子研究框架.....	4
二、	动量效应发展.....	4
(一)	动量效应及其解释.....	5
(二)	动量因子的分类.....	5
三、	价格动量.....	7
(一)	A 股动量与反转.....	7
(二)	传统动量因子的改进.....	9
(三)	度量方式改进.....	10
(四)	形成过程改进.....	16
四、	基本面动量.....	22
(一)	股价漂移现象.....	22
(二)	基本面动量因子构造.....	22
五、	动量类因子总结.....	26
(一)	价格动量总结.....	26
(二)	基本面动量总结.....	26
(三)	总结与展望.....	26
六、	风险提示.....	26
	插图目录.....	27
	表格目录.....	27

一、从学术异象到 Alpha 还有多远

(一) 学术异象

多因子模型研究的核心是找到一组能够解释股票预期收益率截面差异的因子。通常的做法是根据股票的某些特征构建投资组合,如果该组合的收益率无法被资产定价模型所解释,则该特征被称为**异象**。在过去几十年里,海外学术界对上述问题进行了大量的探索,针对美股所挖掘的异象多达 400 多个。然而将学术异象转化为收益还有很长的路要走。

首先,学术异象可能来自于数据挖掘, Hou, Xue and Zhang (2017)¹在论文中复现了学术界提出的 447 个异象,当排除了小市值股票的影响后,其中 64%不再显著;如果按照 Harvey, Liu and Zhu (2016)²提出的测试方法,将 t-statistic 阈值提升到 3.0,则其中 85%异象不再显著;如果按照 Hou, Xue and Zhang (2015)³提出的 4 因子模型作为定价模型,则其中 98%异象不再显著。其次,资产定价模型可能不准确,如果仅以 CAPM 为定价模型,那么很多异象都能获得 CAPM 无法解释的收益率;随着定价模型中因子个数的增加,更多的异象变得不再显著。但是,真正的定价模型是未知的。

(二) 从学术异象到 Alpha

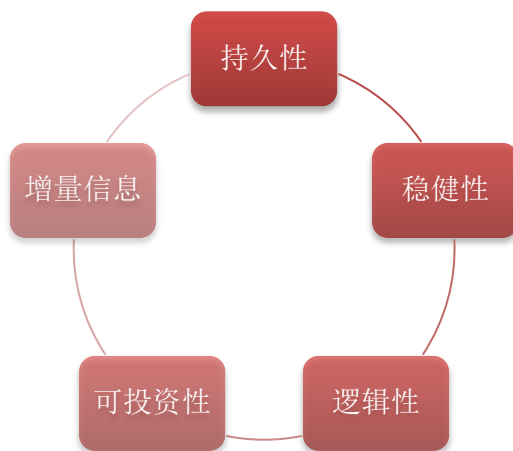
一个“异象”存在成为一个优秀因子的可能;由于异象之间的相关性,并不是所有异象都是因子。一个因子应该能够对解释资产预期收益率的截面差异有显著的增量贡献。如果异象满足上述条件,它就可以被称之为因子。

学术界与投资界对于因子的理解并不相同,主要区别在对套利成本的理解上。学术界认为,在无摩擦的世界中,如果发生定价错误,投机者会立刻涌入,进而将其消除。大多数研究因子的学术论文中并没有对交易费用给予充分的考虑,造成对因子收益率的高估。由于因子投资组合一般都是多、空对冲的组合,因此如果不合理考虑做空限制,也会高估因子的收益。除此之外,投资界在还看重因子是否符合经济学逻辑,对于数据挖掘算法得出的因子较为谨慎。

因此,投资界在判定一个异象是否可以成为因子时更加苛刻,主要考虑以下几个方面:

(1) 持久性,因子需要长期有效;(2) 稳健性,因子不应有过多的参数,且对参数不敏感;(3) 逻辑性,因子的构造需要合乎投资逻辑;(4) 可投资性,因子的表现应该考虑到真实交易中的各种情况;(5) 增量贡献,因子无法被其他因子所解释,带有增量信息。

图 1: 因子评价标准



资料来源: Wind, 民生证券研究院

¹ Hou, K., C. Xue and L. Zhang (2017). Replicating Anomalies. Fisher College of Business Working Paper No. 2017-03-010

² Harvey, C.R., Liu, Y. and Zhu, H. (2016) and the Cross-Section of Expected Returns. The Review of Financial Studies, 29, 5-68.

³ Hou, K., C. Xue and L. Zhang (2015). Digesting anomalies: An investment approach. Review of Financial Studies, Vol. 28(3), 650 – 705.

学术异象是 Alpha 的主要来源，然而从学术异象到 Alpha 还有很长的路要走，本篇报告旨在总结学术论文中讨论过的学术异象，并以投资者的视角进行实证分析。

（三）因子研究框架

本系列报告的开篇对多因子回测框架进行了构建，在之后的报告中还对市场中的单因子进行了回测，并且追根溯源找到其出处，总结因子发展脉络，方便投资者查看和进一步研究。为了更好的探究学术界中对因子的理解，我们将因子分成交易摩擦类(Trading Frictions)、动量类(Momentum)、价值成长类(Value-versus-Growth)、投资类(Investment)、盈利能力类(Profitability)以及无形资产(Intangibles)类。目前已经完成了交易摩擦类因子的回测，本篇报告将对动量类因子进行测试。

动量类因子一直以来在美股市场都有着优异的表现，由于动量异象的长期存在，很多学者也将其纳入定价模型中。本篇报告对动量类因子在 A 股市场进行回测，主要针对因子的发展脉络进行梳理，并总结了两大类改进方向，包括度量方式和形成过程。构造加权多空组合进行因子有效性测试，测试的股票池分别选用沪深 300、中证 500、流动性 1500⁴以及全市场，对于指数类投资策略更关注于因子在沪深 300 和中证 500 中的表现效果。对于 Alpha 策略来说选股的范围更大，因此我们在上一篇报告中构建了更符合投资逻辑的流动性 1500 股票池。回测的样本区间选择 2007 年至 2020 年。为了更好的观察因子在各个交易日中的表现，我们采用日度频率进行调仓。

二、动量效应发展

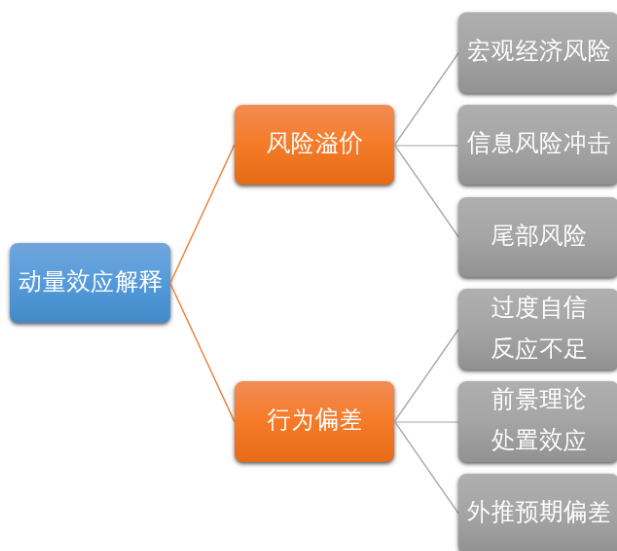
⁴ 每个交易日首先剔除 ST、次新股、停牌股，然后计算每只股票的交易金额历史 20 日平均，最后选取排名前 1500 只股票作为股票池。

（一）动量效应及其解释

动量效应起源于 Jegadeesh and Titman (1993) 对美股的研究。他们发现过去一段时间收益高的股票在未来仍然会获得高收益。资产的动量效应广泛存在于全球不同区域资本市场的多种资产中，这种与有效市场假说相悖的现象吸引了大量的研究者对其进行解释。经过多年的研究与争论，依然没有足够优秀的定价模型能够解释动量效应。对于投资界来说，动量因子是资产配置的重要风格因子。Barra 的风格因子中动量因子的年化收益率和夏普率表现都非常优秀。

对于动量效应的解释分为两类，基于风险溢价的理性解释和基于投资行为偏差的行为金融解释。理性解释的主要逻辑是动量因子能够持续获得超过市场的收益是因为其承担了额外的风险，如宏观经济风险（Liu 和 Zhang, 2008; Geczy 和 Samonov, 2016）、信息风险冲击（Zhang, 2006）以及尾部风险（Daniel 和 Moskowitz, 2016）。行为金融的解释是基于各种行为偏差，如过度自信与反应不足（Daniel 等, 1998）、前景理论与处置效应（Grinblatt 和 Han, 2005）和外推预期偏差（Barberis 等, 2015）。

图 2：动量效应的解释



资料来源：民生证券研究院

（二）动量因子的分类

1、时间序列动量与横截面动量

动量因子可以分为两大类，其中一类是以 Jegadeesh and Titman (1993) 为代表的截面动量，还有一类是以 AQR 为代表的时间序列动量。简单来说，时间序列动量是资产自身在某一段时间的收益情况，如果收益为正，则做多该资产，如果收益为负，则做空该资产。因此，时间序列动量又可以被称为绝对动量。横截面动量则是对比一段时间内每种资产的相对收益，做多收益相对较高的资产，同时做空收益相对较低的资产。因此，横截面动量又可以被称为相对动量。

对于多因子策略来说，横截面动量更符合因子选股的逻辑，因此本文后续的研究均集中在横截面动量。

图 3：时间序列动量与横截面动量对比

时间序列动量

- 绝对动量 (Absolute Momentum)，衡量标准为资产自身过去一段时间的收益情况。历史收益为正，则做多；历史收益为负，则做空。

横截面动量

- 相对动量 (Relative Momentum)，对比每种资产的过去一段时间收益情况。做多相对收益较高的资产，同时做空相对收益较低的资产。

资料来源：民生证券研究院

2、价格动量与基本面动量

动量效应的表现形式为“强者恒强”，这一概念不但适用于股票价格，还适用于其他任何的时间序列。因此，根据动量因子的计算方式来分，还可以将动量因子分为价格动量和基本面动量两大类。价格动量即为上文中提到的以 Jegadeesh and Titman (1993) 为代表的截面动量。而对于股票基本面数据，同样存在着动量效应。盈余漂移现象 (Post-Earnings Announcement Drift, PEAD) 就属于典型的基本面动量。Ball 和 Brown (1968) 在美国市场上研究发现，业绩公告之后盈利超预期的股票将会在未来获得持续正向的超额收益，而对于业绩不达预期的股票将会在未来获得持续负向的超额收益。

根据研究的对象不同，动量效应还包括因子动量、行业动量等，但是对于构建单因子来说，我们将精力主要集中于价格动量与基本面动量的研究。

三、价格动量

价格动量是基于股票历史量价数据构造的动量因子，Jegadeesh and Titman(1993)就是最基本的价格动量因子。随着动量因子的使用者越来越多，动量策略的有效性也受到冲击，投资者和学者们开始用不同的方法对动量因子进行改进。在进行动量因子的改进之前，我们先对传统动量因子的表现做一个概览。

(一) A 股动量与反转

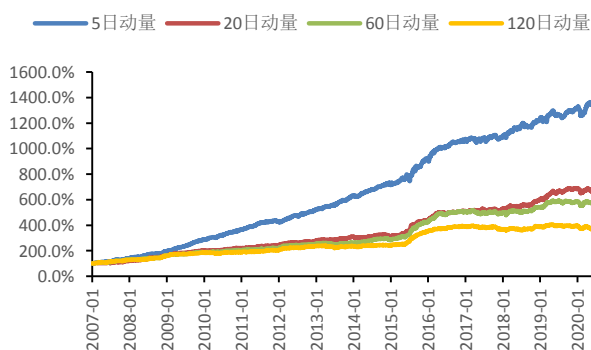
1、A 股动量因子表现

参考文献：Jegadeesh, N. , & Titman, S. . (1993). Returns to buying winners and selling losers: implications for stock market efficiency. *Journal of Finance*, 48(1), 65-91.

我们参考 Jegadeesh and Titman(1993)的构造方法，构建了最原始的动量因子，每个调仓日计算每只股票的历史 N 日收益率。美股的研究结论表明，股票有短期反转、中期动量、长期反转的现象。因此我们分别选择了不同的窗口长度 N 进行测试。股票池选择流动性 1500。

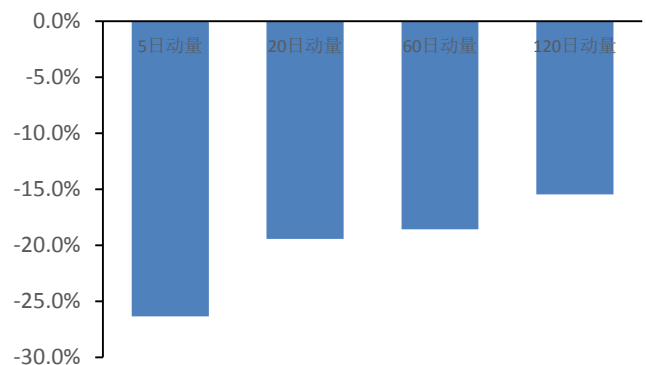
$$MOM_n = \frac{Price_{t-1}}{Price_{t-1-n}} - 1$$

图 4：不同窗口长度因子收益净值曲线（调整方向）



资料来源：Wind，民生证券研究院

图 5：不同窗口长度因子年化收益率（未调整方向）



资料来源：Wind，民生证券研究院

回溯结果可以明显看到，A 股市场短期、中期以及长期均表现为反转效应，即前期强势股票在未来的表现不如前期弱势股票。其中 5 日反转因子最为强势，随着窗口期的拉长，因子效果逐渐减弱。

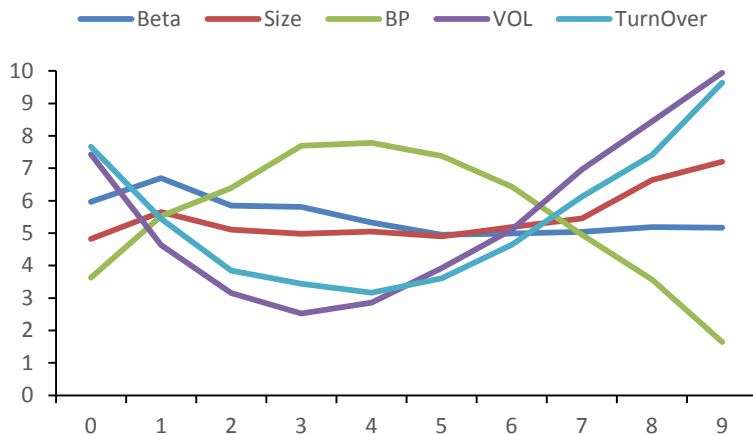
2、传统动量因子特征

(1) 动量因子与其它大类因子相关性

一般认为动量因子与市值因子存在较强的相关性，本部分我们通过分组打分的方法观察传统动量因子与大类因子的相关性。传统动量因子选择历史 20 日收益率。在每个月末首先根据动量因子将股票分为 10 组，再计算每组股票在其它因子上的暴露，然后计算暴露的均值排名作为最后得分，最后计算所有截面得分的平均值作为最终结果。

我们分别选取了 Beta、市值、BP、波动率、换手率进行测试。

图 6：20 日动量因子与其它大类因子相关性



资料来源：公司网站，民生证券研究院

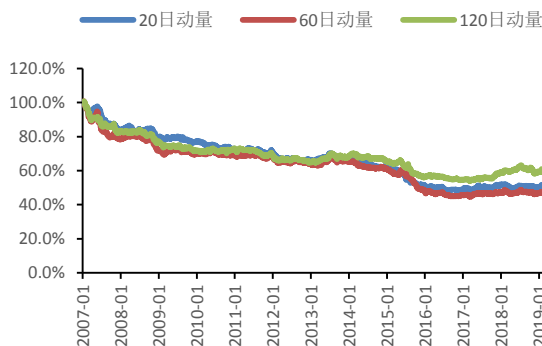
统计结果可以看出，20 日动量因子与其它大类因子并没有明显的线性关系，仅在两端部分与市值因子正相关，因此在进行动量类因子的研究时应剔除市值影响。

(2) 动量因子对窗口期的敏感度

美股市场中，股票有短期反转，中期动量，长期反转的现象。然而在 A 股中较难发现动量效应。第一种可能是短期反转效应对动量因子造成影响。

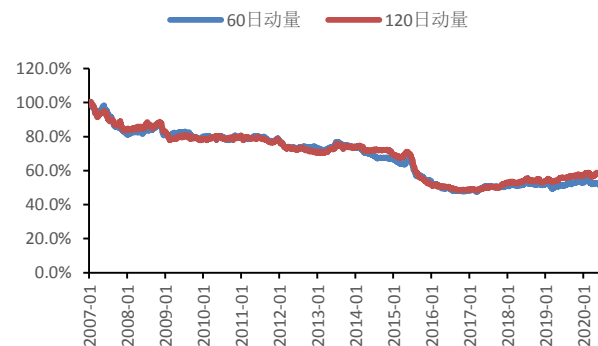
国外文献中在构建动量因子时为了减轻短期反转的影响，通常会使用滞后一个月的数据进行计算。除此之外，我们还可以采用回归取残差的方式剔除反转效应的影响。我们分别使用了上述两种方法对不同窗口期的动量进行回测，股票池选择流动性 1500。

图 7：滞后 1 月动量因子净值曲线（未调整方向）



资料来源：Wind，民生证券研究院

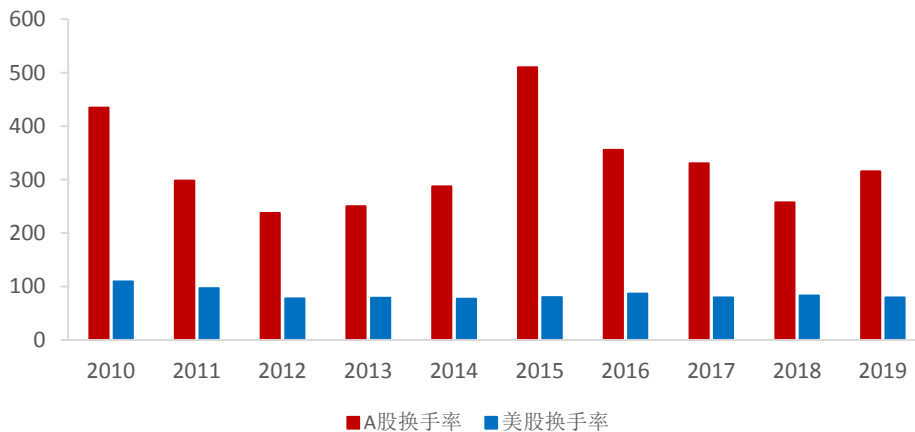
图 8：回归剔除法动量因子净值曲线（未调整方向）



资料来源：Wind，民生证券研究院

回测结果可以看到，使用上述两种方法剔除短期反转效应后，因子不具备选股能力。另一种可能是 A 股与美股的市场环境所致，A 股投资者的平均持仓周期要短于美股市场，这就导致了 A 股市场中信息衰减速度更快，使用过长的窗口期计算动量因子不再合适，我们分别统计了 A 股全部股票和美国 NYSE 年度平均换手率，可以看到 A 股的换手率要远高于美股。因此，我们认为 A 股市场中构建因子时使用窗口期更短、颗粒度更细的数据更为合理。

图 9：A 股与美股年度平均换手率对比



资料来源：公司网站，民生证券研究院

3、A 股市场中动量效应总结

本章节在 A 股市场中对传统动量因子进行了研究，并得出了一个初步的认识。

(1) 根据因子表现来看，传统的动量因子在 A 股市场中表现为反转效应，窗口期越短，反转效应越强。在剔除了短期反转效应后，长期动量因子的反转效应依然存在。

(2) 从因子相关性来看，动量因子与其它大类因子没有明显的线性关系，仅与市值因子在两端具有正相关关系，因此在进行动量类因子的研究时应剔除市值影响。

(3) 国外文献中在构建动量因子时经常使用过去一年以上的数据，由于 A 股市场的换手率与国外市场不同，投资者的平均持仓期限远低于美股市场。因此在构建因子时，以年为单位的数据不太适用，应使用颗粒度更为精细、窗口期更短的数据。

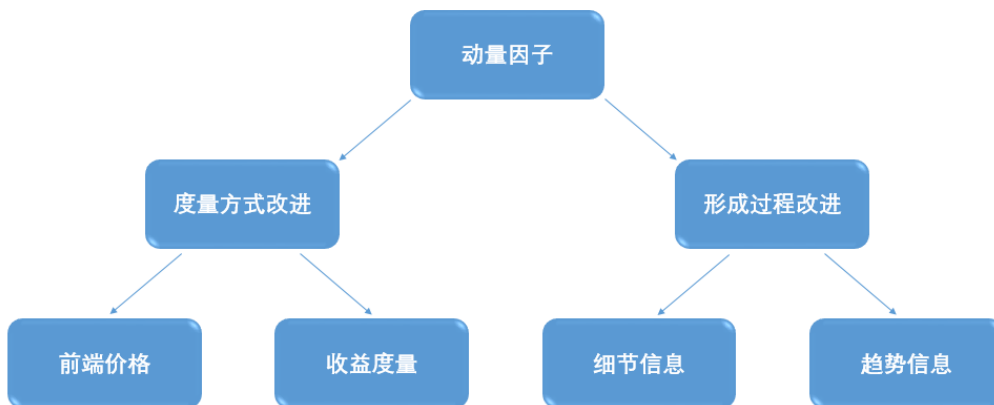
(二) 传统动量因子的改进

随着传统动量因子弊端的逐渐显现，研究者们对动量因子的研究越来越深入，进而衍生出了多种改进方法。我们将改进动量类因子的文献进行了汇总并分类，梳理出一套动量因子改进框架，并在 A 股进行了实证检验。

首先，动量的度量方式存在改进空间，仅使用个股历史收益率作为动量的度量方式过于简单，研究者尝试使用不同的方式度量动量，包括前端价格改进和收益度量改进两个方向。

其次，传统动量没有充分利用收益形成过程的信息，形成过程改进方式包括细节和趋势两个方向。

图 10：改进动量因子分类



资料来源：Wind，民生证券研究院

（三）度量方式改进

从“动量”一词的定义来看，强者恒强即为动量。因此对于动量因子的研究需要厘清如何定义“强者”。传统动量因子使用的是个股过去一段时间的绝对收益来度量，然而金融理论发展到现在，对于股票好坏的评价已经不单单是历史收益那么简单。波动率、夏普比率、超额收益等都可以作为“强者”的代理指标。此外，传统动量在计算收益时使用的是区间开始和末端的收盘价数据，根据行为金融学理论，投资者存在的行为偏差会使得前端价格的参考意义下降，因此对前端价格的改进也是动量度量方式改进的一种。本章节将对国内外文献中关于度量方式改进动量因子的文章进行总结并实证。

1、残差动量因子

（1）因子概述

参考文献：

1. Blitz, Huij and Martens. (2011). Residual momentum. Journal of Empirical Finance.
2. Lin, Q. (2019). Residual momentum and the cross-section of stock returns: Chinese evidence. Finance Research Letters, Vol. 29, 206 – 215.
3. Blitz, D., Hanauer, M. X., & Vidojevic, M. (2020). The idiosyncratic momentum anomaly. International Review of Economics & Finance.

残差动量因子是典型的对动量因子度量方式进行改进，将个股绝对收益中传统风格因子的影响进行剔除后能得到股票的特质收益，将特质收益作为研究对象构造动量因子即为残差动量因子。

传统截面动量因子在美股市场中经常出现动量崩溃。为了改善动量因子的极端表现，Blitz, Huij, and Martens (2011) 提出了残差动量策略。具体来说，使用股票相对于 FF 三因子的残差收益率，计算波动率调整后的残差收益率，称为残差动量。具体构造方法如下：首先，使用股票月频超额收益和三因子月频超额收益构建时序回归模型：

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_{1,i}RMRF_t + \beta_{2,i}SMB_t + \beta_{3,i}HML_t + \varepsilon_{i,t}$$

其次，每次回归，使用过去 36 个月收益率数据，对每个股票进行时序回归，得到残差序列。

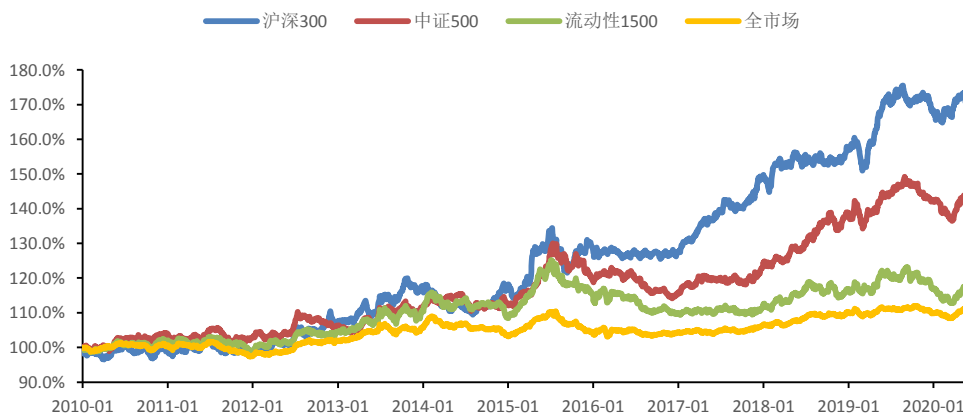
最后，计算 T-12 到 T-2 的残差序列之和，计算相同窗口期的残差序列标准差，最后计算残差总收益率除以残差波动率进行标准化，作为最终的残差动量因子。

$$\text{residual mom}_{i,t} = \frac{\sum_{t=12}^{T-2} \varepsilon_{i,t}}{\sqrt{\sum_{t=12}^{T-2} (\varepsilon_{i,t} - \bar{\varepsilon}_i)^2}}$$

(2) 实证检验

首先，我们参照论文中的构造方式，使用相同的计算参数和回测参数进行实证。结果可以发现，当使用残差收益率构造动量因子时，市场具有明显的动量效应。值得注意的是，残差动量因子在沪深 300 股票池的表现最好，夏普比率为 1.04；全市场股票池中表现最差，夏普率仅为 0.50。

图 11：原始残差动量因子净值曲线



资料来源：Wind，民生证券研究院

表 1：残差动量因子业绩指标

	平均胜率	年化收益率	年化波动率	夏普比率	平均换手率	最大回撤	最大回撤 起始日期	最大回撤 结束日期
沪深 300	52.86%	5.68%	5.45%	1.04	1.74%	-7.94%	2017/02/10	2018/02/05
中证 500	50.47%	3.70%	4.61%	0.80	1.83%	-4.75%	2008/07/28	2008/08/26
流动性 1500	52.16%	1.72%	4.14%	0.42	1.64%	-4.57%	2007/06/20	2007/06/29
全市场	52.67%	1.07%	2.14%	0.50	1.27%	-4.69%	2007/06/20	2007/06/29

资料来源：Wind，民生证券研究院

表 2：残差动量因子自相关系数（因子衰减）

	1 日	3 日	5 日	10 日	15 日	20 日
残差动量	0.93	0.79	0.67	0.43	0.21	0.01

资料来源：Wind，民生证券研究院

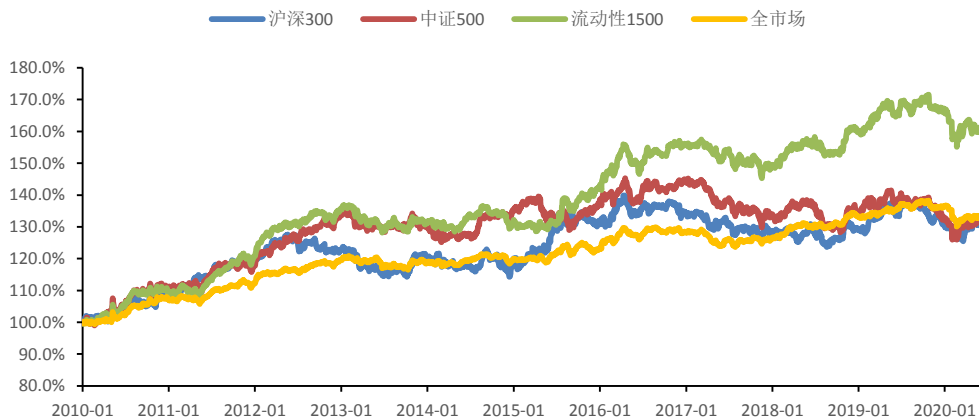
(3) 残差动量因子的进一步思考

本章节的核心观点是要使用更多方法对股票好坏的评价进行度量。残差收益率就是对传统动量因子中个股绝对收益率的一个改进。因此，我们也可以将传统动量的研究放到残差收益上来。本文的第一部分简单阐述了传统动量因子在 A 股中的效果，短、中、长期均表现为反转效应，且短期反转效应最强。那么残差动量因子在短期是否也表现为反转效应是我们做的第一步尝试。

文献中在构造残差动量因子时使用的是 T-12 月到 T-2 月的残差序列，之所以排除最近一个月的数据是为了避免短期反转效应带来的影响。因此，我们对 T-1 月的残差收益进行了回测，并命名为 T-1 残差动量。为了回测结果更加直观，我们对收益率方向进行了负向调整。

$$\text{residual mom}_{t-1} = -1 \times \varepsilon_{t-1}$$

图 12: T-1 残差动量 (调整方向) 净值曲线

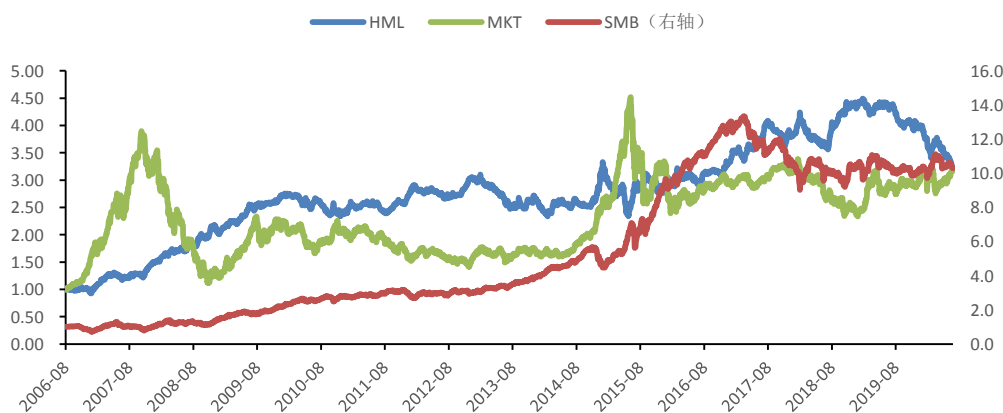


资料来源: Wind, 民生证券研究院

回溯结果可以看到, T-1 残差动量因子表现出了明显的反转效应。其中流动性 1500 股票池中, 反转效应最强烈, 但是因子整体表现一般。

为了让异象更符合 A 股市场的交易逻辑, 我们使用了颗粒度更细的日度数据进行计算和调仓, 股票收益率选择历史 N 个交易日的日度收益率。Fama-French 三因子也采用日度数据进行计算。下图展示了使用日度数据计算的 Fama-French 三因子累计净值曲线, 其走势与月度计算时基本一致。

图 13: Fama-French 三因子净值曲线

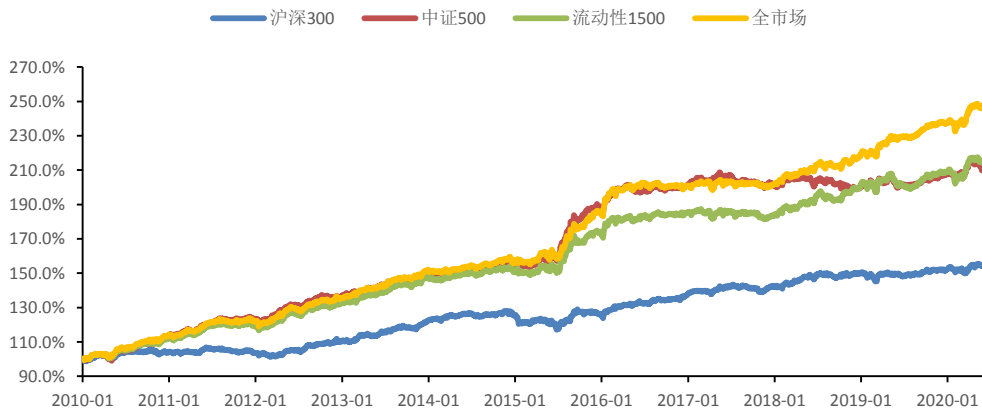


资料来源: Wind, 民生证券研究院

报告第一部分对传统动量因子的测试结果显示, 5 日动量因子的反转效应最强, 随着时间窗口的拉长, 表现越来越弱。因此, 我们使用日度数据进行回归, 以便构造窗口期更短的残差动量因子。

具体来说, 首先用日度收益率数据和三因子的日度数据进行时间序列回归。由于日度数据的信噪比较低, 如果使用过短的数据序列会产生较大偏差, 为了尽可能保持回归结果的稳定, 我们采用过去 60 日的序列数据进行回归, 得到长度为 60 的残差收益序列。最后根据需要进行不同窗口期的动量因子。下图展示了 5 日残差动量因子的回溯结果。

图 14：5 日残差动量因子净值曲线



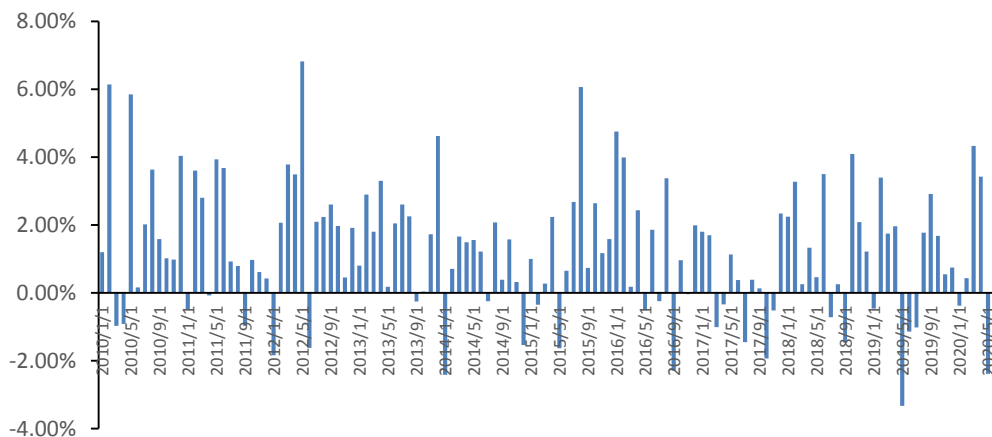
资料来源：Wind，民生证券研究院

表 3：5 日残差动量因子业绩指标

	平均胜率	年化收益率	年化波动率	夏普比率	平均换手率	最大回撤	最大回撤 起始日期	最大回撤 结束日期
沪深 300	52.51%	4.40%	4.10%	1.07	18.44%	8.66%	2014-11-24	2015-06-29
中证 500	54.91%	7.56%	4.13%	1.83	18.28%	5.58%	2017-05-17	2019-03-07
流动性 1500	56.20%	7.86%	4.36%	1.80	17.84%	4.33%	2019-05-10	2019-08-01
全市场	57.46%	9.32%	4.03%	2.31	17.70%	3.95%	2011-12-12	2012-01-18

资料来源：Wind，民生证券研究院

图 15：5 日残差动量因子 IC——流动性 1500



资料来源：Wind，民生证券研究院

表 4：5 日残差动量因子自相关系数（因子衰减）

	1 日	3 日	5 日	10 日	15 日	20 日
残差动量	0.78	0.36	0.00	0.00	0.00	0.00

资料来源：Wind，民生证券研究院

在样本区间内，5 日残差动量因子的表现与 5 日传统动量因子相似，均有较强的反转效应。值得注意的是，在 2016-2017 年虽然表现不佳，但是并没有出现过多的回撤。其中沪深 300、流动性 1500、全市场股票池中表现相对稳定。中证 500 股票池中，2016 年之后表现不佳。

2、前端价格改进因子

(1) 因子概述

参考文献：

1. Mark, Grinblatt, and, Bing, & Han. (2005). Prospect theory, mental accounting, and momentum. *Journal of Financial Economics*.
2. Huijun Wang, Jinghua Yan, & Jianfeng Yu. (2016). Reference-dependent preferences and the risk-return trade-off. *Journal of Financial Economics*, 123(2), pags. 395-414.

传统动量因子计算时使用的是区间起始日期的收盘价格，当区间窗口期较长时，前端价格所包含的信息量会下降，因此，寻找一个更有意义的前端价格是动量因子改进的另一个方向。Grinblatt (2005) 提出了参考价格 (RP)，该价格通过对过去一段时间的平均成交价格 and 换手率进行加权，估算出当前投资者的平均持仓价格。具体来说，取过去 260 周 (5 年) 的每周成交均价乘以对应区间的换手率并连乘后续区间的“不换手率”，得到的即为该周投资者持仓成本折算到现在剩余的比例，最后把所有的折算后成本按比例加权即得到当前的平均成本价格。

将 RP_t 作为前端价格计算的动量因子被称为 CGO 因子，代表的是当前时点投资者的平均盈亏状况。具体公式如下：

$$RP = \frac{1}{k} \sum_{n=1}^N \left(V_{t-n} \prod_{s=1}^{n-1} (1 - V_{t-n+s}) \right) P_{t-n}$$

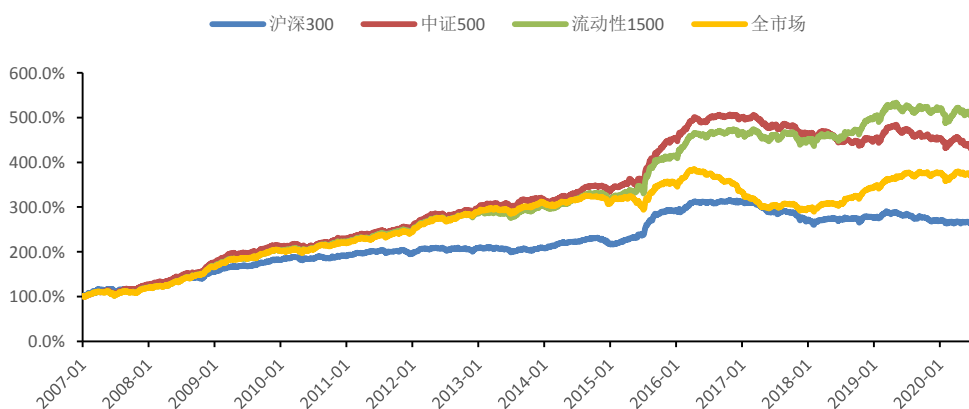
$$CGO = \frac{Close_{t-1} - RP}{RP}$$

其中 P_t 表示 t 周的平均成交价，用该周交易金额除以复权的交易量来估算。 V_t 表示 t 周的换手率。 k 为归一化系数。

(2) 实证检验

A 股市场换手率较高，因而投资者的平均持仓成本变化速度也应该较快。使用过去 5 年的数据计算 CGO 因子意义不大，因此我们在回测时将周度数据改为日度数据，过去 260 周改为过去 100 个交易日。需要说明的是，CGO 因子表现为明显的反转效应，因此回测结果做了负向调整。

图 16：CGO 因子净值曲线(调整方向)



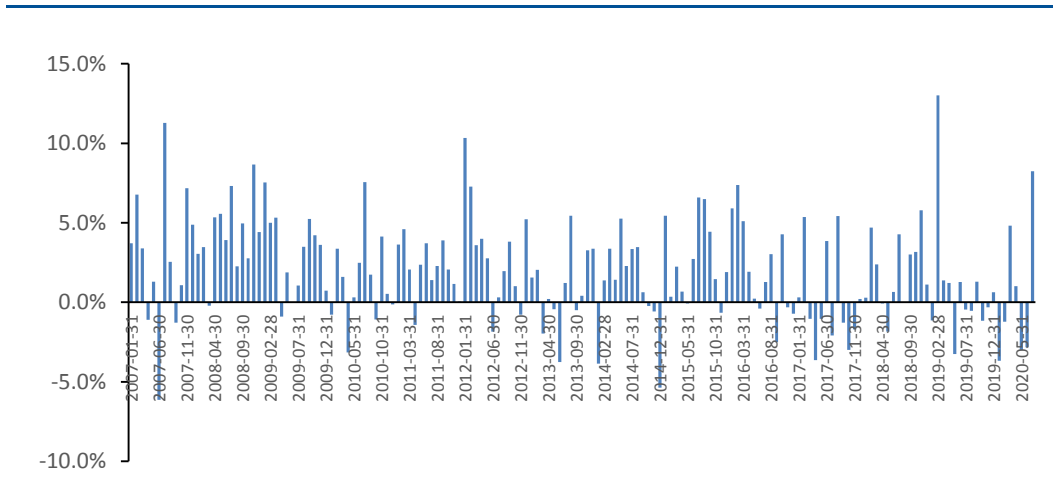
资料来源：Wind，民生证券研究院

表 5: CGO 因子业绩指标

	平均胜率	年化收益率	年化波动率	夏普比率	平均换手率	最大回撤	最大回撤 起始日期	最大回撤 结束日期
沪深 300	52.47%	7.59%	5.66%	1.34	5.59%	17.51%	2016-10-28	2018-02-06
中证 500	55.12%	11.71%	5.74%	2.04	6.14%	15.83%	2016-10-28	2020-06-30
流动性 1500	55.85%	13.07%	5.96%	2.19	6.21%	9.14%	2007-05-23	2007-06-29
全市场	54.88%	10.42%	5.64%	1.85	6.29%	24.83%	2016-04-13	2018-02-06

资料来源: Wind, 民生证券研究院

图 17: CGO 因子 IC——流动性 1500



资料来源: Wind, 民生证券研究院

表 6: CGO 因子自相关系数 (因子衰减)

	1 日	3 日	5 日	10 日	15 日	20 日
CGO	0.95	0.86	0.79	0.65	0.57	0.60

资料来源: Wind, 民生证券研究院

在样本区间内, CGO 因子 2017 年之前表现优异, 但是 2017 年之后处于失效状态。值得注意的是, 文献中使用美国市场数据对 CGO 的回测结果为动量效应。其解释是基于行为金融学中的展望理论, 投资者有“出盈保亏”的行为偏差, CGO 越大, 表示投资者平均盈利越高, 卖出股票的倾向越强烈, 股票更有可能被低估, 反之亦然。因此, 展望理论很好的解释了 CGO 的动量效应。

对于 A 股市场中表现出的反转效应, 有两种流行的解释: 首先是受到短期反转效应的影响, 其次是 A 股较高的换手率。然而就 CGO 因子的计算方法来说, 相比于传统动量因子, 唯一变化的只有前端价格, 反转效应难以避免。

(3) 彩票型股票对 CGO 的增强

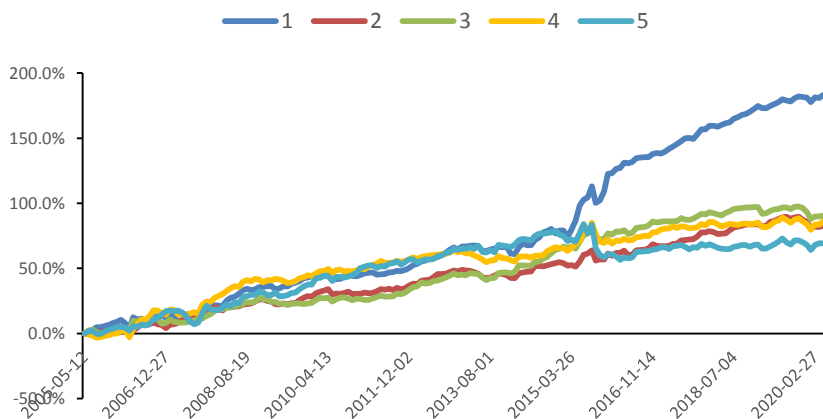
Huijun Wang, Jinghua Yan, & Jianfeng Yu. (2016)研究了彩票型股票与 CGO 因子的关系。其中彩票效应被定义为过去一个月内日收益率的最大值, 如果某只股票在过去一个月的某一天获得较高收益, 并且预计未来可能也会发生, 那么这只股票更像是一张彩票, 在未来只有小概率能获得较高收益。

当投资者处于盈利状态时 (CGO 大于零), 对彩票型股票的需求较低, 此时更倾向于出售高风险的彩票型股票锁定盈利。当处于亏损状态时 (CGO 小于零), 投资者更倾向于购买彩票型股票, 对彩票型股票需求上升。在 CGO 小于零的股票中做多非彩票型股票, 做空彩票型股票能够获得超额收益。

我们根据 CGO 将样本分为 5 组, 每组内按照彩票效应排序构造多空组合。回测结果可以看出, 在 2015 年上半年之前, 根据 CGO 分组后每组彩票效应的多空组合累计收益率曲线走势基本一致, CGO 对彩票效应影响不大, 但在 2015 年后, 第一组, 即发生亏损

的样本中构建的多空组合走势明显与其他组不同。

图 18: CGO 分组下彩票效应因子净值曲线



资料来源: Wind, 民生证券研究院

(四) 形成过程改进

传统动量因子在计算上仅使用区间收益, 对于区间内的收益形成过程并没有加以利用。文献中对路径改进的方法大致有两个方向: 细节和趋势。更关注细节的文献认为, 区间内的收益形成过程带有重要信息, 相同涨幅的两只股票, 稳步上涨的更倾向于动量, 急涨急跌的更倾向于反转。关注趋势的文献则认为细节存在过多的噪音, 通过各种滤波手段抓住主要趋势才是关键。

我们分别选取了比较有代表性的因子进行了实证。

1、基于展望理论的动量因子

(1) 因子概述

参考文献: Tversky, A., and Kahneman, D. (1992). Advances in Prospect Theory: Cumulative Representation of Uncertainty. Journal of Risk and Uncertainty, 5, 297-323.

资产定价是现代金融理论的核心, 给资产定价有均衡定价和套利定价两条思路。其中均衡定价与经济学的分析过程一致, 通过研究资产的供给和需求进而推导出均衡时的资产价格, 经典的均衡定价模型有 CAPM、C-CAPM 等。为了研究投资者对资产的需求, 就需要描述投资者在面对风险时是如何决策的。其中应用最广泛的为“期望效用理论”。

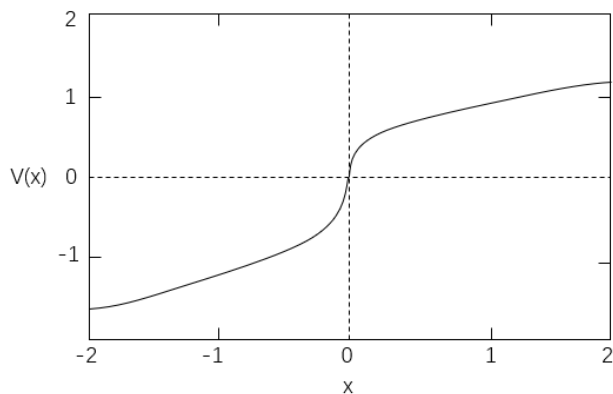
期望效用理论是定义在结果而非收益上的。例如甲乙两个投资者在第一期分别拥有财富 1 和 100, 第二期拥有的财富均为 10, 那么在期望效用理论的框架下, 二者的效用相同, 但是显然二者的幸福程度是不同的。因此, Tversky, A., and Kahneman, D. (1979)⁵提出了展望理论, 他们认为失去一笔钱带来的效用损失幅度, 比得到同一数额的钱带来的效用增进的幅度要更大。

基于展望理论提出的效用函数分为两段, 当收益大于 0 时, 效用函数与期望效用一致, 表现为风险厌恶。当收益小于 0 时, 效用函数则表现为风险偏好。

$$v(x) = \begin{cases} x^\alpha & \text{for } x \geq 0 \\ -\lambda(-x)^\beta & \text{for } x < 0 \end{cases}$$

⁵ Kahneman, D. and A. Tversky (1979), "Prospect theory: An analysis of decision under risk," Econometrica 47: 263-291.

图 19：展望理论效用函数

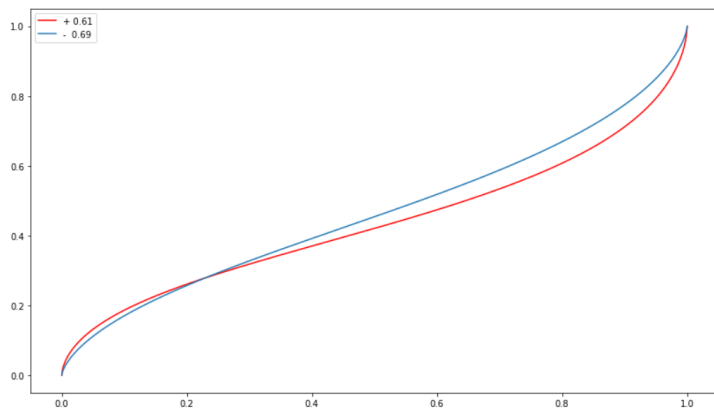


资料来源：Wind，民生证券研究院

展望理论还提出了人们对于小概率事件发生可能性的期望存在偏差，也即会高估小概率事件发生的可能性。对于股票收益来说，投资者会给予极端高收益和极端低收益的股票更高的权重。权重函数及权重曲线如下所示：

$$\begin{cases} w^+(P) = \frac{P^\gamma}{(P^\gamma + (1-P)^\gamma)^{\frac{1}{\gamma}}} \\ w^-(P) = \frac{P^\delta}{(P^\delta + (1-P)^\delta)^{\frac{1}{\delta}}} \end{cases}$$

图 20：展望理论权重曲线



资料来源：Wind，民生证券研究院

对于理论解释的部分，投资者有兴趣可以去查阅相关参考文献。我们主要对该因子的数学表达式进行讨论。因子计算所使用的数据为个股的历史收益率，构造方式上与动量因子类似，所以我们认为该因子可以看成是对传统动量因子的改进。具体来说，对于动量因子的第一步改进本质上是对历史收益率进行了非线性变换，可以表示为如下公式：

$$\alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v(r_i)$$

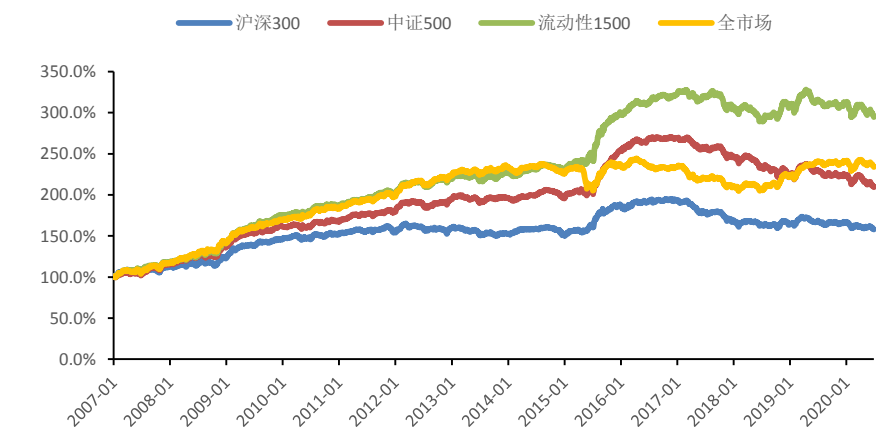
对于动量因子的第二步改进本质上是对线性变换后的历史收益率进行概率加权，加入概率估算函数之后的因子可以表示为如下形式：

$$\alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=-m}^{-1} v(r_i) \times \left[w^- \left(\frac{i+m+1}{60} \right) - w^- \left(\frac{i+m}{60} \right) \right] + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v(r_i) \times \left[w^+ \left(\frac{n-i+1}{60} \right) - w^+ \left(\frac{n-i}{60} \right) \right]$$

(2) 实证检验

我们采用论文中参数进行回测，提取过去 60 周收益按照从负到正排序，其中 m 为正收益个数， n 为负收益个数。将收益率带入上述相应的函数中。参数选择与文献保持一致 $\alpha = 0.88$, $\lambda = 2.25$, $\gamma = 0.61$, $\delta = 0.69$ 。

图 21：基于展望理论动量因子净值曲线



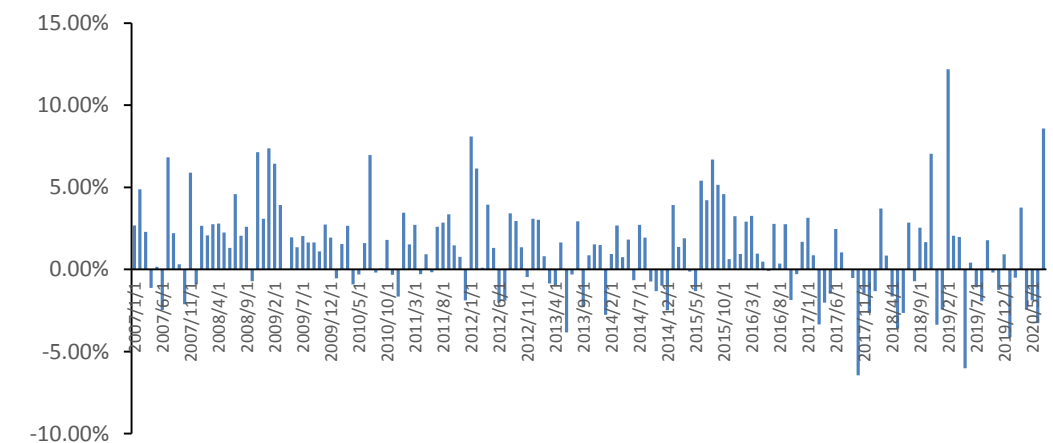
资料来源：Wind，民生证券研究院

表 7：基于展望理论动量因子业绩指标

	平均胜率	年化收益率	年化波动率	夏普比率	平均换手率	最大回撤	最大回撤 起始日期	最大回撤 结束日期
沪深 300	52.62%	3.55%	5.22%	0.68	24.16%	19.13%	2016-12-07	2020-06-30
中证 500	53.35%	5.82%	4.92%	1.18	24.89%	22.62%	2016-11-23	2020-06-30
流动性 1500	54.97%	8.62%	5.03%	1.71	23.06%	11.77%	2017-03-03	2018-07-11
全市场	53.72%	6.70%	4.80%	1.39	23.19%	16.30%	2016-04-13	2018-02-06

资料来源：Wind，民生证券研究院

图 22：基于展望理论动量因子 IC——流动性 1500



资料来源：Wind，民生证券研究院

表 8：基于展望理论动量因子自相关系数（因子衰减）

	1 日	3 日	5 日	10 日	15 日	20 日
展望理论动量	0.88	0.82	0.96	0.93	0.90	0.87

资料来源：Wind，民生证券研究院

在样本区间内，TK 因子表现与传统动量因子相似，2017 年之前能获得稳定收益，之后则处于失效状态。

2、股价增速因子

(1) 因子概述

参考文献：

1. Chen, L. W., Yu, H. Y., & Wang, W. K.. (2017). Evolution of historical prices in momentum investing. *Journal of Financial Markets*, 37(JAN.), 120-135.

形成过程的另一个改进方向是关注趋势。相关的研究者认为，短周期数据存在较多的噪音，因此尝试通过各种滤波方法提取个股趋势信息。比较常用的有移动平均、低通滤波、线性回归等方法。滤波之后的动量因子能更好的剔除短期波动的影响。

除了股票上涨速度和方向信息，Chen, L. W., Yu, H. Y., & Wang, W. K.(2017)提出对股票价格进行二次回归，计算其上涨和下跌的加速度。二次项系数小于 0 时，股票处于减速下跌和加速上涨的阶段；相反，股票则处于加速下跌和减速上涨的阶段。股价增速因子在美股中表现出了明显的动量效应。

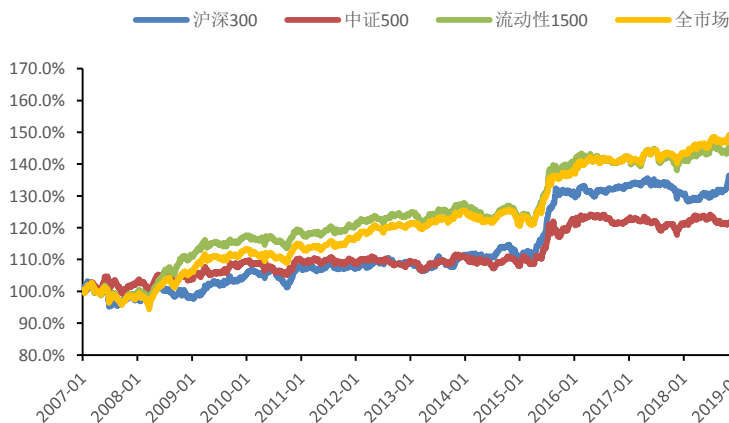
$$Q_i(t) = \alpha_i + \beta_i t + \gamma_i t^2$$

其中 $Q_i(t)$ 为股票 i 在 t 日的复权价格， t ($t=1,2,3\dots$) 为顺序变量。

(2) 实证检验

在回测中我们使用了日度数据进行计算，窗口期选择 60 日，调仓周期选择 5 日。回测结果如下：

图 23：股价增速因子净值曲线（调整方向）



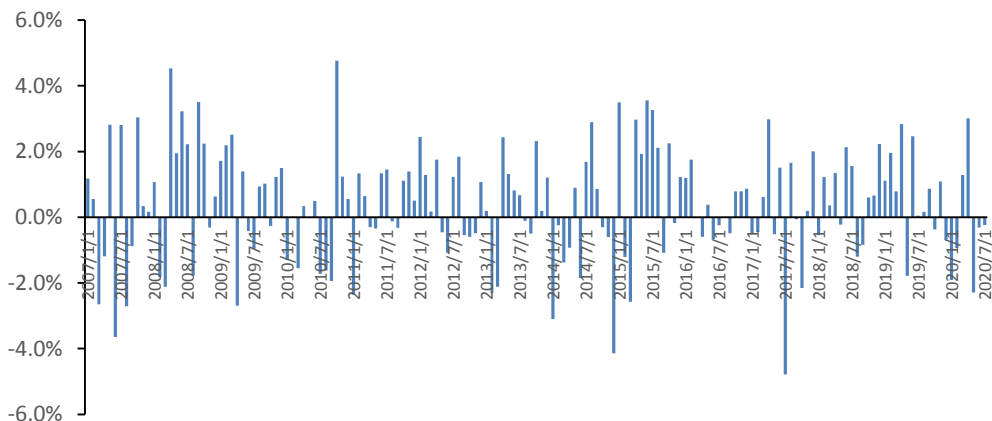
资料来源：Wind，民生证券研究院

表 9：股价增速因子业绩指标

	平均胜率	年化收益率	年化波动率	夏普比率	平均换手率	最大回撤	最大回撤 起始日期	最大回撤 结束日期
沪深 300	51.04%	2.42%	3.67%	0.66	5.12%	7.79%	2007-02-06	2007-06-29
中证 500	50.95%	1.79%	3.47%	0.52	4.84%	6.11%	2007-06-05	2008-03-25
流动性 1500	52.50%	3.35%	3.30%	1.01	4.68%	6.44%	2007-03-07	2008-03-25
全市场	53.54%	3.70%	3.11%	1.19	4.70%	8.24%	2007-03-07	2008-03-25

资料来源：Wind，民生证券研究院

图 24：股价增速因子 IC——流动性 1500



资料来源：Wind，民生证券研究院

表 10：股价增速因子自相关系数（因子衰减）

	1 日	3 日	5 日	10 日	15 日	20 日
股价增速	0.99	0.92	0.82	0.50	0.16	0.00

资料来源：Wind，民生证券研究院

回测结果可以看到，股价增速因子依然表现为反转效应。其中在流动性 1500 和全市场股票池中表现较好，夏普比率达到 1 以上，在沪深 300 和中证 500 股票池中表现一般。

(3) 股价增速因子进一步思考

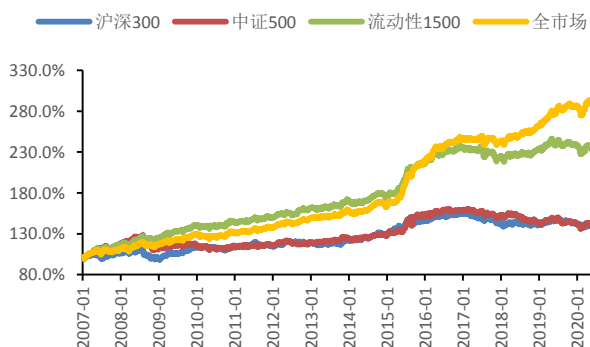
上文中提到，股价增速因子小于 0 时，股票处于减速下跌和加速上涨的阶段；相反，股票则处于加速下跌和减速上涨的阶段。即该因子的多空双方均包含处于上涨和下跌阶段的股票，由于 A 股较强的反转效应存在，该因子的效果可能会受到影响。为了更好的观察股价增速因子的效果，我们构造了两个多空组合。

组合一：做多加速下跌，做空加速上涨。

组合二：做多减速下跌，做空减速上涨。

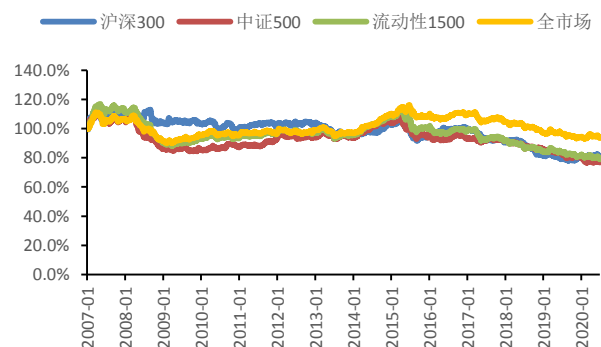
回测参数与上一小节保持一致。

图 25：加速多空组合净值曲线（调整方向）



资料来源：Wind，民生证券研究院

图 26：减速多空组合净值曲线（调整方向）



资料来源：Wind，民生证券研究院

表 11：加速多空组合业绩指标

	平均胜率	年化收益率	年化波动率	夏普比率	平均换手率	最大回撤	最大回撤 起始日期	最大回撤 结束日期
沪深 300	51.40%	2.55%	5.54%	0.47	11.58%	13.59%	2008-08-06	2009-01-15
中证 500	51.92%	2.43%	5.76%	0.42	10.49%	15.09%	2016-08-22	2020-02-06
流动性 1500	55.06%	6.67%	5.02%	1.33	8.47%	8.53%	2016-12-06	2018-02-02
全市场	56.52%	8.33%	4.79%	1.74	8.34%	5.40%	2007-05-23	2007-06-29

资料来源：Wind，民生证券研究院

回测结果可以看到，减速多空组合不具备选股能力。将减速样本剔除后，加速多空组合的选股能力明显优于原始股价增速因子，全市场股票池中胜率为 56.52%，夏普率提升为 1.74；流动性 1500 股票池中胜率为 55.06%，夏普率提升为 1.33。但是在沪深 300 和中证 500 股票池中依然较弱。

四、基本面动量

(一) 股价漂移现象

动量效应表现为在前期某指标表现良好的股票，其未来收益也较高。基本面动量则是在公司财务指标盈利方面表现良好的股票，未来的收益较好。其中最为主要的基本面动量异象 (anomaly) 为盈余漂移现象 (Post-Earnings Announcement Drift, PEAD)，指的是在盈余公告发布之后，股票在数周或数月内的累积超额收益发生漂移的现象。盈利超预期的股票在未来会获得持续的正向的超额收益，而盈利不达预期的股票未来超额累积收益为负 (Ball & Brown (1968))。

(二) 基本面动量因子构造

1、业绩超预期因子概述

参考文献：

1. Foster, G. (1977). Quarterly accounting data: Time-series properties and predictive-ability results. *The Accounting Review*, 52(1), 1-21.
2. Foster, G. , & Shevlin, O. T. . (1984). Earnings releases, anomalies, security returns and the behavior of security returns. *Accounting Review*, 59(4), 574-603.
3. Thomas, J. , & Zhang, F. X. . (2011). Tax expense momentum. *Journal of Accounting Research*, 49(3), 791-821.

较为直观来看，企业盈利良好，超出人们预期，则其股票未来会上涨。内在逻辑主要是投资者对于盈利公告的**反应不足**，使得股票价格未能及时反映公告信息，当股价在未来完全反映此基本面信息时，股价较公告披露时有明显的上涨趋势，即超预期的盈利使得未来股价上升。

对于公司业绩超预期程度的代理变量，Foster 和 Shevlin (1984) 提出了构造四种方法。其中较为有效的是基于财务数据的构造方法。具体构造方式如下：

方法 1：

$$SUE_{i,t}^1 = \frac{Q_{i,t} - E(Q_{i,t})}{|Q_{i,t}|}$$

方法 2：

$$SUE_{i,t}^2 = \frac{Q_{i,t} - E(Q_{i,t})}{\sigma[Q_{i,t} - E(Q_{i,t})]}$$

其中 $SUE_{i,t}$ 表示股票 i 在 t 季度的因子值， $Q_{i,t}$ 表示个股在 t 季度实际公布的单季度业绩数据， $E(Q_{i,t})$ 表示股票在 t 季度的**预期**单季度业绩数据， $\sigma_{i,t}$ 表示公司单季度业绩数据增长的标准差。公式中有两个较为重要的部分需要详细讨论，首先是如何定义预期 $E(Q_{i,t})$ ，其次是如何定义盈利 $Q_{i,t}$ 。

2、如何定义预期

对于预期 $E(Q_{i,t})$ 的定义，学术界曾尝试过多种方法，具体来说有以下三种：

方法 1：使用上一年同期盈利数据作为本期的预测值，该模型假定公司的基本面状况在短期内保持稳定。具体构造方式如下，其中 $\varepsilon_{i,t}$ 为白噪声。

$$E(Q_{i,t}) = Q_{i,t-4} + \varepsilon_{i,t}$$

方法 2：该方法假设盈利增长服从 AR(1) 过程，盈利预期可以表示为如下形式，其中参数 ϕ_i 和 δ_i 需要通过时间序列回归来确定。

$$E(Q_{i,t}) = Q_{i,t-4} + \phi_i(Q_{i,t-1} - Q_{i,t-5}) + \delta_i$$

方法 3：目前最常用的是 Jegadeesh 和 Livnat (2006) 使用的模型，他们认为公司的单季度净利润服从带有漂移项的季节性随机游走过程，因此盈利预期可以定义为如下形式：

$$E(Q_{i,t}) = Q_{i,t-4} + \delta_{i,t}$$

$$\delta_{i,t} = \frac{\sum_{j=1}^8 (Q_{i,t-j} - Q_{i,t-j-4})}{8}$$

$$\sigma_{i,t} = \frac{1}{7} \sqrt{\sum_{j=1}^8 (Q_{i,t-j} - Q_{i,t-j-4} - \delta_{i,t})^2}$$

$E(Q_{i,t})$ 等于去年同期实际单季度净利润 $Q_{i,t-4}$ 与漂移项 $\delta_{i,t}$ 的加总，漂移项为过去 8 个季度单季度净利润同比增长的平均值， $\sigma_{i,t}$ 由过去 8 个季度公司单季度超预期净利润的标准差计算得出。

我们在后续的实证检验中均采用更为常用的方法 3。

3、如何定义盈利

在上面两个小节我们讨论了超预期 SUE 和预期 $E(Q_{i,t})$ 的定义方式。还有一个重要的因素则是定义盈利。Foster 和 Shevlin (1984) 在文献中使用的是净利润来构造因子。此外，有学者提出采用标准化预期外营业收入 (SUR) 作为公司业绩超预期的代理变量。计算方式与 SUR 一致，公式为：

$$SUR_{i,t} = \frac{REV_{i,t} - E(REV_{i,t})}{\xi_{i,t}}$$

其中， $REV_{i,t}$ 表示股票 i 在 t 季度的单季营业收入， $E(REV_{i,t})$ 表示其预期的单季度营业收入， $\xi_{i,t}$ 表示单季度营业收入增长的标准差。

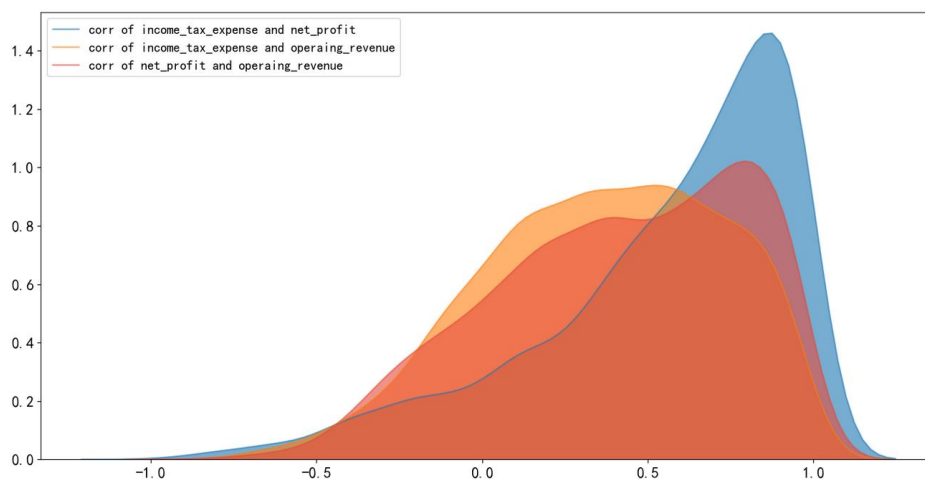
Thomas 和 Zhang (2011) 认为预期外的税收增加同样是正面信息，税收的增加会使收益保持预期外的增长。预期外的税收增加预示着核心盈利能力的变化。对于预期外税收的构建方式，他们选择的方法为计算每股税费支出的同比增长。该方法较为简单，我们参考 Foster 和 Shevlin (1984) 的方法，构造了预期外税收因子：

$$SUT_{i,t} = \frac{TAX_{i,t} - E(TAX_{i,t})}{\eta_{i,t}}$$

其中， $TAX_{i,t}$ 表示股票 i 在 t 季度的单季所得税费用， $E(TAX_{i,t})$ 表示其预期的单季度所得税费用， $\eta_{i,t}$ 表示单季度所得税费用增长的标准差。

由于营业收入、所得税费用以及净利润之间存在钩稽关系，因此三者之间的相关性可能较高。我们统计了每只股票三者之间的相关系数，下图为相关系数分布图。可以看到所得税费用与净利润的相关性最高，大部分股票都集中在 0.9 附近。

图 27：所得税费用、净利润、营业收入相关性分布图



资料来源：Wind，民生证券研究院

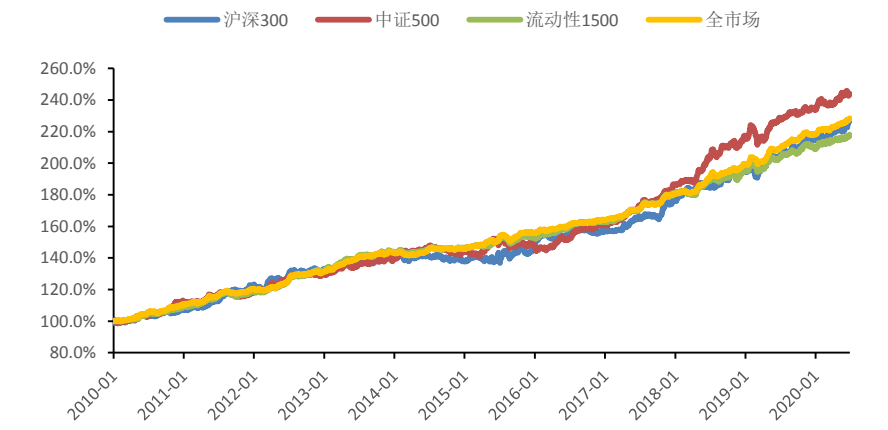
4、盈利超预期因子实证检验

我们分别使用所得税费用、净利润和营业收入数据构建了业绩超预期因子进行回测，组合构造方式选择简单多空组合，调仓周期选择 20 个交易日。下图展示了 SUE 因子的回

测结果。

回测结果可以看到，A股市场中的 PEAD 效应较为稳健。SUE 因子在各股票池中均有不错的表现，全市场股票池中，平均胜率为 58.91%，夏普比率为 3.56。回撤仅为 2.9%

图 28：SUE 因子净值曲线



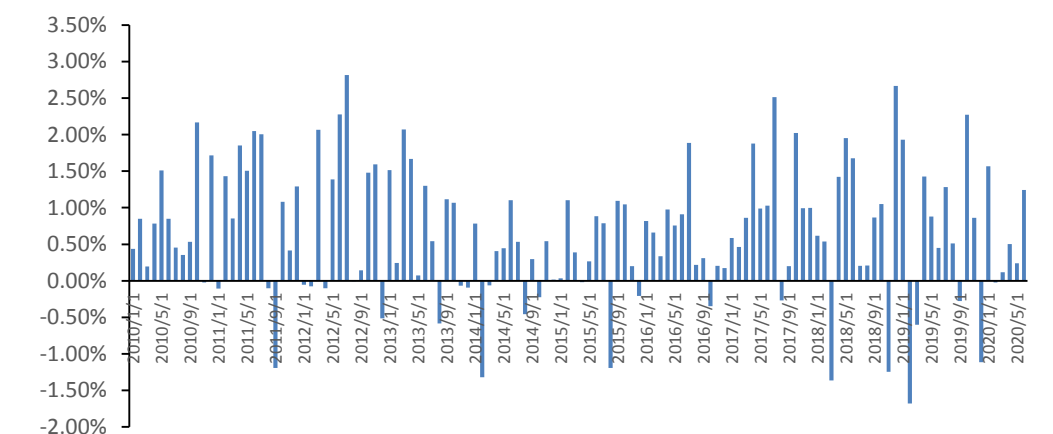
资料来源：Wind，民生证券研究院

表 12：SUE 因子业绩指标

	平均胜率	年化收益率	年化波动率	夏普比率	平均换手率	最大回撤	最大回撤 起始日期	最大回撤 结束日期
沪深 300	54.71%	8.39%	4.83%	1.74	3.43%	4.60%	2013-12-30	2015-07-08
中证 500	56.08%	9.14%	4.09%	2.23	3.16%	6.24%	2015-07-20	2016-01-13
流动性 1500	57.89%	7.92%	2.86%	2.77	3.01%	3.32%	2015-07-29	2015-09-02
全市场	58.91%	8.43%	2.37%	3.56	2.96%	2.90%	2015-07-28	2015-09-02

资料来源：Wind，民生证券研究院

图 29：SUE 因子 IC——流动性 1500



资料来源：Wind，民生证券研究院

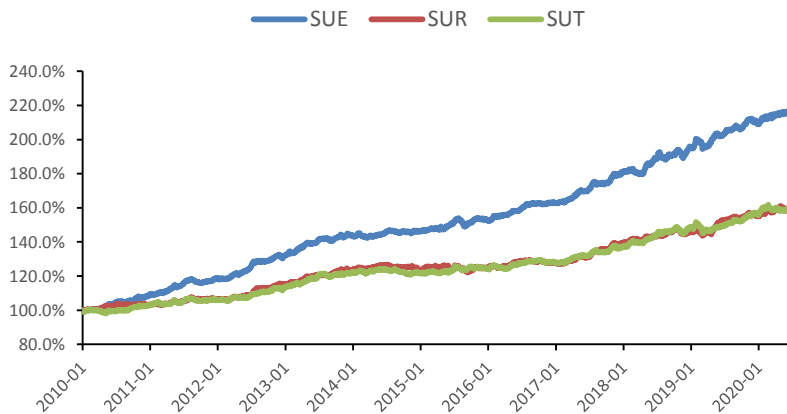
表 13：SUE 因子自相关系数（因子衰减）

	1 日	3 日	5 日	10 日	15 日	20 日
SUE	0.99	0.96	0.94	0.88	0.82	0.77

资料来源：Wind，民生证券研究院

我们还对比了 SUE、SUR 和 SUT 因子的业绩表现，下图为回测结果，其中回测参数与上述保持一致，股票池统一选择流动性 1500。回测结果可以看到，三个因子都表现出稳定的选股能力，其中以净利润为基准构造的 SUE 因子表现最好，夏普比率为 2.77。以所得税费用构建的 SUT 和以营业收入构建的 SUR 表现稍弱，夏普率分别为 1.77 和 1.82。

图 30: SUE、SUR、SUT 因子净值曲线对比——流动性 1500



资料来源：Wind，民生证券研究院

表 14: SUE、SUR、SUT 因子业绩指标

	平均胜率	年化收益率	年化波动率	夏普比率	平均换手率	最大回撤	最大回撤 起始日期	最大回撤 结束日期
SUE	57.89%	7.92%	2.86%	2.77	3.01%	3.32%	2015-07-29	2015-09-02
SUR	54.28%	4.71%	2.59%	1.82	2.91%	3.68%	2014-07-08	2015-09-16
SUT	53.49%	4.78%	2.70%	1.77	3.06%	4.39%	2019-01-31	2019-03-12

资料来源：Wind，民生证券研究院

五、动量类因子总结

本篇为动量类(Momentum)因子的整理与回测，我们将动量因子分为价格动量和基本面动量两大类，分别进行了文献梳理与实证检验。

(一) 价格动量总结

首先，我们研究了传统动量因子在 A 股中的表现，并得出了初步认识：

(1) 传统的动量因子在 A 股市场中表现为反转效应，窗口期越短，反转效应越强。在剔除了短期反转效应后，长期动量因子的反转效应依然存在。

(2) 动量因子与其它大类因子没有明显的线性关系。仅与市值因子在两端具有正相关关系，因此在进行动量类因子的研究时应剔除市值影响。

(3) 国外文献中在构建动量因子时经常使用过去一年以上的数据，由于 A 股市场的换手率与国外市场不同，投资者的平均持仓期限要远低于美股市场。因此在构建因子时，以年为单位的数据不太适用，应使用颗粒度更为精细、窗口期更短的数据。

其次，在传统动量的基础上，我们对已有文献中动量因子改进方法进行了梳理，总结出了两个改进方向：度量方式和形成过程。其中度量方式又可以继续划分为前端价格改进和收益度量改进两个分支；形成过程可以继续划分为细节和趋势两个分支。最后我们分别挑选了有代表性的因子进行了回测。

(二) 基本面动量总结

基于 PEAD 现象，我们讨论了基本面动量因子的构造及细节。首先对于超预期、预期以及盈利的构造方式做了较为详细的讨论。之后我们分别使用净利润、营业收入和所得税费用构造了相应的业绩超预期因子进行了回测，结果显示三个因子都有显著的选股能力，A 股市场中的 PEAD 效应较为稳健。

(三) 总结与展望

目前我们已经完成了交易摩擦类(Trading Frictions)因子、动量类(Momentum)因子的整理与回测。后续我们将继续对价值成长类(Value-versus-Growth)、投资类(Investment)、盈利能力类(Profitability)以及无形资产(Intangibles)类因子进行梳理与深入挖掘。

六、风险提示

报告结果均基于模型和历史数据，模型存在失效的风险，历史数据存在不被重复验证的可能。

插图目录

图 1: 因子评价标准.....	3
图 2: 动量效应的解释.....	5
图 3: 时间序列动量与横截面动量对比.....	5
图 4: 不同窗口长度因子收益净值曲线 (调整方向)	7
图 5: 不同窗口长度因子年化收益率 (未调整方向)	7
图 6: 20 日动量因子与其它大类因子相关性.....	8
图 7: 滞后 1 月动量因子净值曲线 (未调整方向)	8
图 8: 回归剔除法动量因子净值曲线 (未调整方向)	8
图 9: A 股与美股年度平均换手率对比.....	9
图 10: 改进动量因子分类.....	10
图 11: 原始残差动量因子净值曲线.....	11
图 12: T-1 残差动量 (调整方向) 净值曲线	12
图 13: Fama-French 三因子净值曲线	12
图 14: 5 日残差动量因子净值曲线.....	13
图 15: 5 日残差动量因子 IC——流动性 1500.....	13
图 16: CGO 因子净值曲线(调整方向).....	14
图 17: CGO 因子 IC——流动性 1500	15
图 18: CGO 分组下彩票效应因子净值曲线	16
图 19: 展望理论效用函数.....	17
图 20: 展望理论权重曲线.....	17
图 21: 基于展望理论动量因子净值曲线.....	18
图 22: 基于展望理论动量因子 IC——流动性 1500.....	18
图 23: 股价增速因子净值曲线 (调整方向)	19
图 24: 股价增速因子 IC——流动性 1500.....	20
图 25: 加速多空组合净值曲线 (调整方向)	20
图 26: 减速多空组合净值曲线 (调整方向)	20
图 27: 所得税费用、净利润、营业收入相关性分布图	23
图 28: SUE 因子净值曲线.....	24
图 29: SUE 因子 IC——流动性 1500	24
图 30: SUE、SUR、SUT 因子净值曲线对比——流动性 1500	25

表格目录

表 1: 残差动量因子业绩指标.....	11
表 2: 残差动量因子自相关系数 (因子衰减)	11
表 3: 5 日残差动量因子业绩指标.....	13
表 4: 5 日残差动量因子自相关系数 (因子衰减)	13
表 5: CGO 因子业绩指标.....	15
表 6: CGO 因子自相关系数 (因子衰减)	15
表 7: 基于展望理论动量因子业绩指标.....	18
表 8: 基于展望理论动量因子自相关系数 (因子衰减)	19
表 9: 股价增速因子业绩指标.....	19
表 10: 股价增速因子自相关系数 (因子衰减)	20
表 11: 加速多空组合业绩指标.....	21
表 12: SUE 因子业绩指标.....	24
表 13: SUE 因子自相关系数 (因子衰减)	24
表 14: SUE、SUR、SUT 因子业绩指标.....	25

分析师简介

祁嫣然，民生证券金融工程首席分析师。南京大学应用统计硕士，2019年加盟民生证券研究院。曾获2018年Wind金牌分析师金融工程第三名、2018年第一财经最佳分析师金融工程第三名。

分析师承诺

作者具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格或相当的专业胜任能力，保证报告所采用的数据均来自合规渠道，分析逻辑基于作者的职业理解，通过合理判断并得出结论，力求客观、公正，结论不受任何第三方的授意、影响，特此声明。

民生证券研究院：

北京：北京市东城区建国门内大街28号民生金融中心A座17层； 100005
上海：上海市浦东新区世纪大道1239号世纪大都会1201A-C单元； 200122
深圳：广东省深圳市深南东路5016号京基一百大厦A座6701-01单元； 518001

免责声明

本报告仅供民生证券股份有限公司（以下简称“本公司”）的客户使用。本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。

本报告是基于本公司认为可靠的已公开信息，但本公司不保证该等信息的准确性或完整性。本报告所载的资料、意见及预测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，且预测方法及结果存在一定程度局限性。在不同时期，本公司可发出与本报告所刊载的意见、预测不一致的报告，但本公司没有义务和责任及时更新本报告所涉及的内容并通知客户。

本报告所载的全部内容只提供给客户做参考之用，并不构成对客户的投资建议，并非作为买卖、认购证券或其它金融工具的邀请或保证。客户不应单纯依靠本报告所载的内容而取代个人的独立判断。本公司也不对因客户使用本报告而导致的任何可能的损失负任何责任。

本公司未确保本报告充分考虑到个别客户特殊的投资目标、财务状况或需要。本公司建议客户应考虑本报告的任何意见或建议是否符合其特定状况，以及（若有必要）咨询独立投资顾问。

本公司在法律允许的情况下可参与、投资或持有本报告涉及的证券或参与本报告所提及的公司的金融交易，亦可向有关公司提供或获取服务。本公司的一位或多位董事、高级职员或/和员工可能担任本报告所提及的公司的董事。

本公司及公司员工在当地法律允许的条件下可以向本报告涉及的公司提供或争取提供包括投资银行业务以及顾问、咨询业务在内的服务或业务支持。本公司可能与本报告涉及的公司之间存在业务关系，并无需事先或在获得业务关系后通知客户。

若本公司以外的金融机构发送本报告，则由该金融机构独自为此发送行为负责。该机构的客户应联系该机构以交易本报告提及的证券或要求获悉更详细的信息。

未经本公司事先书面授权许可，任何机构或个人不得更改或以任何方式发送、传播本报告。本公司版权所有并保留一切权利。所有在本报告中使用的商标、服务标识及标记，除非另有说明，均为本公司的商标、服务标识及标记。