

金融工程专题研究

反转因子全解析

核心观点

反转因子的统一框架

A股市场具有显著的反转效应，反转因子长期有效但是2019年以来呈现出阶段性的失效。我们从反转因子的均值回复本质入手建立了反转因子的统一框架，并尝试为每只股票寻找其更精准合理的均值回复基准。我们从分析师共同覆盖、基金共同持仓、概念共同覆盖、形态相似股票四种不同的维度为不同类型股票构建了均值回复的基准，从而构建了改进的反转因子：

- **分析师共同覆盖**：共同覆盖两只股票的分析师越多，两只股票可能越相似，因此可以分析师共同覆盖的股票来构建股票的均值回复基准。
- **基金共同持仓**：共同买两只股票的基金越多，股票的基本面可能越相似，因此可以通过基金共同持仓的股票来构建股票的均值回复基准。
- **概念共同覆盖**：共同覆盖两只股票的概念板块越多，两只股票可能越相似，因此可以概念共同覆盖的股票来构建股票的均值回复基准。
- **形态相似股票**：股票的长期价格走势越接近，两只股票可能越相似，因此可以形态相似的股票来构建股票的均值回复基准。

在四种基准下构建的反转因子的选股能力都得到了显著提高，并且2019年以来的选股能力也都得到了明显提升。

结构化反转因子

我们以分析师共同覆盖、基金共同持仓、概念公共覆盖、形态相似股票的顺序来构建股票的均值回复基准从而得到结构化反转因子，因子月度IC均值0.065，年化ICIR为2.67，在2019年之前及2019年之后反转因子阶段性失效期间因子的表现均显著好于传统反转因子。将结构化反转因子对传统反转因子剥离得到的残差因子仍然具有显著的选股能力，月度IC均值0.033，年化ICIR为2.65，而将传统反转因子对结构化反转因子剥离后因子不再显著，这说明我们构建的结构化反转因子确实提供了额外的选股能力。

其他反转类因子的应用

我们复用同该框架来改进三个月反转、一个月日内反转等其他反转类因子，两个因子的IC均值、ICIR、多空收益都得到了显著改善，说明我们的因子构建框架能够用来改进其他反转类因子。

增强组合中的应用

我们进一步检验改进的结构化反转因子能否在指数增强组合中贡献增量超额收益。我们将中证500、中证1000指数增强组合中的反转类因子替换为改进后的结构化反转因子：

- 中证500增强组合的年化超额收益从23.75%提升到24.50%、最大相对回撤从4.37%降低到3.24%、信息比从4.09提升到4.29。
- 中证1000增强组合的年化超额收益从28.14%提升到29.96%、最大相对回撤从7.68%降低到5.14%、信息比从3.57提升到3.92。

风险提示：市场环境变动风险，因子失效风险。

金融工程专题报告

金融工程·量化投资

证券分析师：杨怡玲

021-60875176

yangyiling@guosen.com.cn

S0980521020001

证券分析师：张欣慰

021-60933159

zhangxinwei1@guosen.com.cn

S0980520060001

相关研究报告

《超预期投资全攻略》——2020-09-30

《基于优秀基金持仓的业绩增强策略》——2020-11-15

《基于分析师认可度的成长股投资策略》——2021-05-12

《基于分析师推荐视角的港股投资策略》——2021-05-13

《北向因子能否长期有效？——来自亚太地区的实证》——

2021-05-17

《基于风险预算的中证500指数增强策略》——2021-10-20

《动量类因子全解析》——2021-12-13

《寻找业绩与估值的错配：非理性估值溢价因子》——

2021-12-15

《券商金股全解析——数据、建模与实践》——2022-02-18

《聚焦小盘股——如何构建小市值股票投资策略？》——

2022-04-05

内容目录

反转因子的统一框架.....	5
反转因子的起源.....	5
传统反转因子的表现.....	6
反转因子的统一框架.....	7
分析师共同覆盖下的反转因子.....	9
因子构造逻辑.....	9
因子收益表现.....	11
基金共同持仓下的反转因子.....	13
因子构造逻辑.....	13
因子收益表现.....	15
概念共同覆盖下的反转因子.....	17
因子构造逻辑.....	17
因子收益表现.....	19
形态相似股票下的反转因子.....	21
因子构造逻辑.....	21
因子收益表现.....	22
结构化反转因子.....	24
结构化反转因子的构建及表现.....	24
结构化反转因子在不同选股空间中的表现.....	26
结构化反转因子的增量信息.....	27
结构化反转因子的应用.....	29
其他反转类因子的应用.....	29
指数增强组合中的应用.....	30
总结.....	33
参考文献.....	34
免责声明.....	35

图表目录

图 1: A 股市场反转与动量因子的多空收益 (2010-2022.4)	5
图 2: A 股市场投资者持股结构	6
图 3: A 股市场投资者交易结构	6
图 4: 一个月反转因子的月度超额均值 (2010-2018)	6
图 5: 一个月反转因子的月度超额均值 (2019-2022.4)	6
图 6: 一个月反转因子的多空收益 (2010-2018)	7
图 7: 一个月反转因子的多空收益 (2019-2022.4)	7
图 8: 股票-属性二维矩阵	8
图 9: 2022 年 4 月底覆盖昭衍新药的卖方分析师	9
图 10: 股票-分析师覆盖矩阵	10
图 11: 昭衍新药分析师共同覆盖反转因子计算过程 (2022 年 4 月底)	11
图 12: 分析师共同覆盖反转因子的月度超额 (2010-2018)	11
图 13: 分析师共同覆盖反转因子的月度超额 (2019-2022.4)	11
图 14: 分析师共同覆盖反转因子的多空收益 (2010-2018)	12
图 15: 分析师共同覆盖反转因子的多空收益 (2019-2022.4)	12
图 16: 分析师共同覆盖反转因子基准的覆盖度	12
图 17: 股票-基金持仓矩阵	13
图 18: 余弦相似度计算示意图	14
图 19: 通策医疗等股票的基金持仓向量的余弦相似度 (2021 年年报)	14
图 20: 基金共同持仓反转因子的月度超额 (2010-2018)	15
图 21: 基金共同持仓反转因子的月度超额 (2019-2022.4)	15
图 22: 基金共同持仓反转因子的多空收益 (2010-2018)	16
图 23: 基金共同持仓反转因子的多空收益 (2019-2022.4)	16
图 24: 基金共同持仓反转因子基准的覆盖度	16
图 25: Wind 概念的数量及股票覆盖情况	17
图 26: 股票-概念覆盖矩阵	18
图 27: 概念共同覆盖反转因子的月度超额 (2010-2018)	19
图 28: 概念共同覆盖反转因子的月度超额 (2019-2022.4)	19
图 29: 概念共同覆盖反转因子的多空收益 (2010-2018)	20
图 30: 概念共同覆盖反转因子的多空收益 (2019-2022.4)	20
图 31: 概念共同覆盖反转因子基准的覆盖度	20
图 32: 股票-收益矩阵	21
图 33: 中国铁建等股票收益序列的相关系数 (2022 年 4 月底)	21
图 34: 形态相似股票反转因子的月度超额 (2010-2018)	22
图 35: 形态相似股票反转因子的月度超额 (2019-2022.4)	22
图 36: 形态相似股票反转因子的多空收益 (2010-2018)	22
图 37: 形态相似股票反转因子的多空收益 (2019-2022.4)	22

图 38: 形态相似股票反转因子基准的覆盖度.....	23
图 39: 结构化反转因子的构建过程.....	24
图 40: 结构化反转因子的月度超额 (2010-2022.4)	25
图 41: 结构化反转因子的多空收益 (2010-2022.4)	25
图 42: 结构化反转因子的月度超额 (2010-2018)	25
图 43: 结构化反转因子的月度超额 (2019-2022.4)	25
图 44: 结构化反转因子的多空收益 (2010-2018)	26
图 45: 结构化反转因子的多空收益 (2019-2022.4)	26
图 46: 结构化反转因子各基准的覆盖度.....	26
图 47: 结构化反转残差因子的月度超额均值.....	27
图 48: 结构化反转残差因子的多空收益.....	27
图 49: 结构化反转残差因子的月度 IC 和累计 IC.....	28
图 50: 反转剩余残差因子的月度超额均值.....	28
图 51: 反转剩余残差因子的多空收益.....	28
图 52: 三个月反转因子改进前后月度超额均值.....	29
图 53: 三个月反转因子改进前后的多空收益.....	29
图 54: 一个月日内反转因子改进前后的月度超额均值.....	30
图 55: 一个月日内反转因子改进前后的多空收益.....	30
表 1: 有概念共同覆盖立讯精密的股票 (2022 年 4 月底)	18
表 2: 反转因子在宽基指数中的选股能力对比 (2010-2022.4)	26
表 3: 结构化反转因子相对于传统反转因子的信息含量 (2010-2022.4)	27
表 4: 中证 500 指数增强组合历史收益表现.....	31
表 5: 中证 1000 指数增强组合历史收益表现.....	32

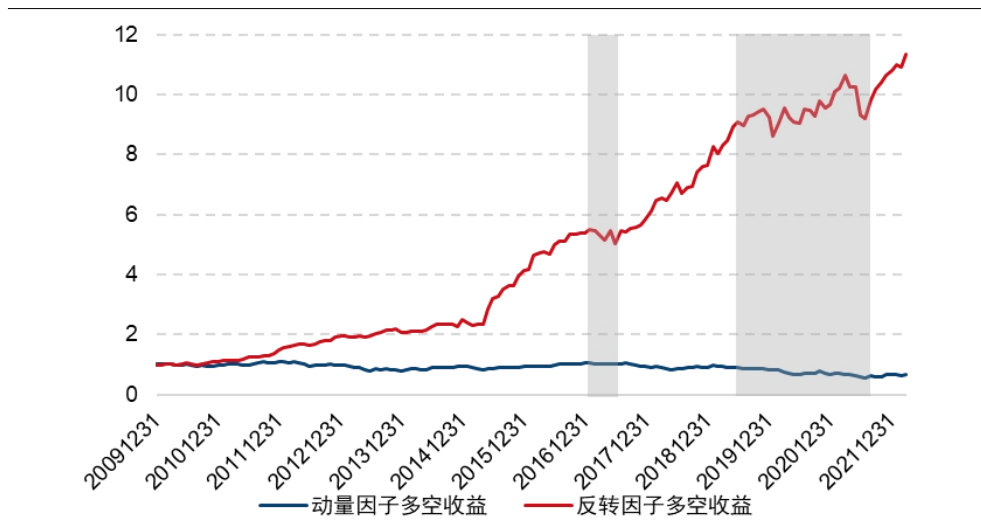
反转因子的统一框架

反转因子的起源

反转因子是 A 股市场多因子模型中最常用的因子之一，该因子的逻辑非常直观——均值回复，即过去一段时间内超额收益较高的股票，在未来的表现相对较差，而过去一段时间内超额收益较低的股票，在未来的表现相对较好。尽管以有效市场假说为基石的传统金融理论认为，股票的价格已经包含了该时点市场中的全部信息，没有人能通过历史价格来预测未来的价格走势，但人们并没有放弃对股价运行规律的探索，因此反转效应（Bondt and Thaler[1985]）一经提出就受到广泛关注。

Jegadeesh[1990]和 Lehmann[1990]发现美股市场具有显著的一个月短期反转效应，Jegadeesh and Titman[1993]发现美股市场具有显著的【12-1】个月的中期动量效应，Bondt and Thaler[1985]发现美股市场具有显著的 3-5 年的长期反转效应。下图展示了 A 股市场中短期反转与中期动量因子的多空收益，可以看到和美股市场不同，A 股市场具有非常显著的短期反转效应，而没有中期动量效应。

图1：A 股市场反转与动量因子的多空收益（2010-2022.4）



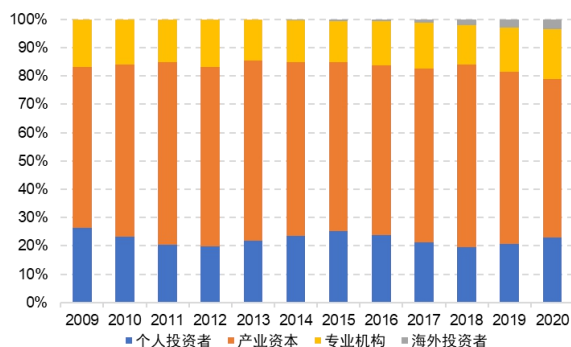
资料来源：Wind，国信证券经济研究所整理

自反转效应被提出以来，学术界对于其收益来源于投资者的过度反应还是风险补偿做出了大量的研究，Shiller[1984]、Bondt and Thaler[1985]、Black[1986]、Stiglitz[1989]、Summers and Summers[1989]、Subrahmanyam[2005]等研究都认为投资者对于信息的过度反应是短期反转效应的异常收益来源。A 股市场具有显著的反转效应而较弱的动量效应，攀登[2003]等从行为金融学出发认为其原因是 A 股个人投资者占比较高，而个人投资者具有典型的卖出盈利股票、持有亏损股票的处置效应，并且 A 股个人投资者在交易时存在较强的锚定偏误，均值回归信念强，这些原因共同导致中国市场存在较显著的非理性短期反转的价格异象。从下图 A 股投资者结构也可以看出，A 股市场的自由流通市值长期以来有 25% 左右被个人投资者所持有，而个人投资者贡献的交易额占比长期维持在 85% 左右，由此导致了 A 股市场短期反转效应较为显著。

一个月反转因子是我们在构建选股组合时经常会使用的反转类因子，从图 1 中反

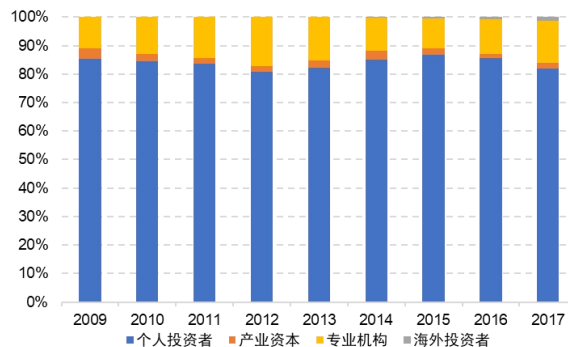
转因子的多空收益可以看到,在 2016 年之前反转因子都持续有效,而进入到 2017 年随着小市值风格的失效,反转因子也有短期的失效,之后又持续有效,而进入到 2019 年到 2021 年上半年随着机构抱团、赛道股投资的火热,市场呈现出较强的动量效应,反转因子也进入持续的失效状态,而 2021 年下半年之后随着抱团瓦解、成长股回调,反转因子的表现又显著回升。

图2: A 股市场投资者持股结构



资料来源: 上交所统计年鉴, 国信证券经济研究所整理

图3: A 股市场投资者交易结构



资料来源: 上交所统计年鉴, 国信证券经济研究所整理

反转因子的长期收益和近期表现值得我们关注,但是其历史上的阶段性失效又需要我们深入把握反转因子有效运行的内在逻辑。本篇报告从反转因子的均值回复的内在逻辑出发,试图从多个角度全面地为不同类型的股票寻找其均值回复的基准,进而构造出更稳健的反转因子。

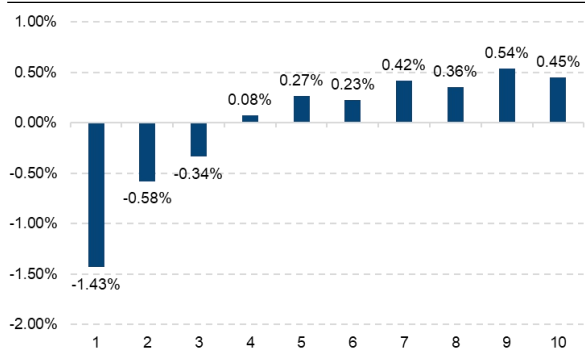
传统反转因子的表现

反转类因子刻画了股价过度反应（超涨或超跌）后的均值回复现象,下面我们以经典的一个月反转因子作为反转类因子的代表来展开后续的讨论。一个月反转因子是在多因子体系中经常使用的经典反转类因子,通常认为股票的收益会向其市场平均回报水平进行均值回复,最常见的刻画股票 i 的一个月反转因子如下:

$$Reverse_i = mean(Ret_{20}) - Ret_{i,20}$$

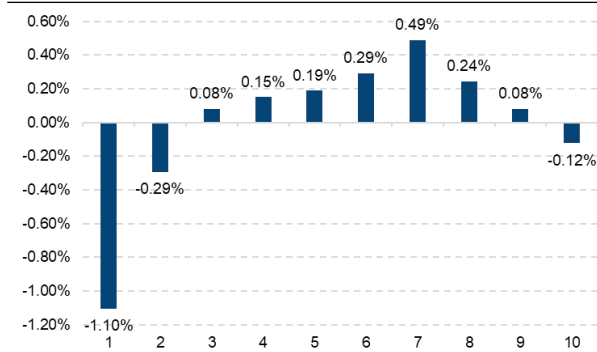
其中, $Ret_{i,20}$ 表示股票 i 过去一个月的收益率, $mean(Ret_{20})$ 表示全市场股票一个月反转因子的均值。即我们认为每只股票未来的收益与其过去一个月偏离全市场平均水平的幅度相反。

图4: 一个月反转因子的月度超额均值 (2010-2018)



资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

图5: 一个月反转因子的月度超额均值 (2019-2022.4)

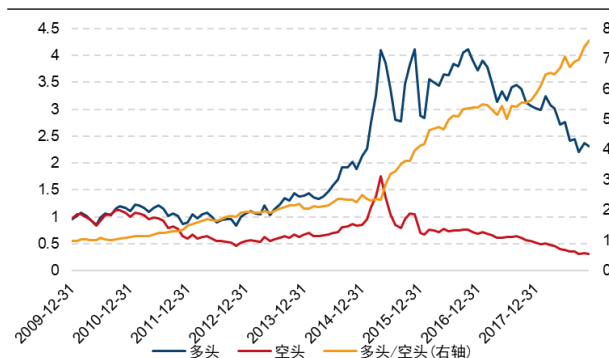


资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

我们将回测时间划分为 2010 年-2018 年、2019 年-2022 年 4 月两段分别代表反转持续有效、反转大部分失效的时间。上图展示了一个月反转因子在这两段时间内的月度十组分档超额收益(如无明确指出,后续的因子检验都已对因子进行了行业和市值中性化处理操作)。可以看到,在 2019 年之前,反转因子十组分档较为单调,多头组合月均超额收益 0.45%,但是 2019 年之后,十组分档收益的单调性显著下滑,因子选股能力大幅削弱,多头组合每月超额收益为-0.12%,不再贡献超额收益。从因子月度 IC 来看,2019 年之前 IC 均值 0.069,年化 ICIR 为 2.32,月度胜率 75%,而 2019 年以来因子月度 IC 均值下降到 0.046,ICIR 下降到 1.9,月度胜率下降到 68%。

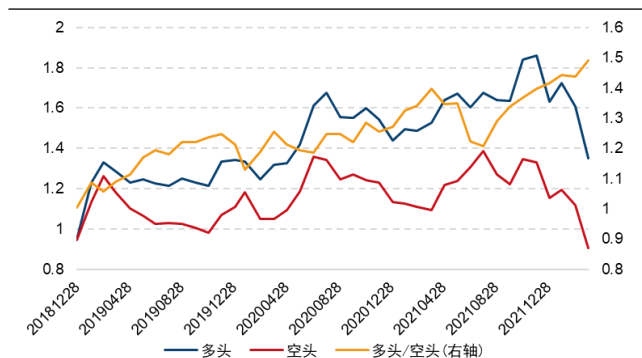
下图进一步展示了反转因子在 2010-2018 年及 2019 年以来两段时间的多空收益。可以看到,在 2019 年之前多空收益较为稳健,只在 2017 年上半年有过失效,但是 2019 年之后多空收益变差,大部分时间处于震荡趋势。

图 6: 一个月反转因子的多空收益 (2010-2018)



资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

图 7: 一个月反转因子的多空收益 (2019-2022.4)



资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

从反转因子的多空收益来看,2021 年下半年以来反转因子的收益又有所回升,因此我们对反转因子不能简单的盲目使用,而需要更深入理解其内涵。

反转因子的统一框架

传统的一个月反转因子的构建逻辑是假设股票的未来收益会向市场平均回报水平进行均值回复,但是这种直接取全市场股票收益均值作为所有股票的统一基准的做法较为简单粗暴,例如机构抱团行情时,白马股相互之间走势较为接近,而与市场上其他股票的走势却可能相差较大。同样是家电行业,白色家电和黑色家电的股票长期走势也相差较大。因此,盲目直接以全市场或行业平均水平作为股票的均值回复基准就略显粗糙,我们认为**能否为每只股票寻找合适的期望收益基准,是决定反转因子表现好坏的关键。**

提到均值回复,我们经常会想起价差套利类策略,典型的价差套利类策略需要底层的两个资产满足协整关系,即资产的表现要相似,再对其价差进行均值回复的套利交易。由这些均值回复类策略可见,一个可行的均值回复策略需要**底层资产间具有高相似性**,因此在反转因子的期望收益基准的选取和构建上也需要充分考虑到这一点。

我们可以从多个维度或属性出发为每只股票寻找到相似的股票,进而以这些相似的股票来构建其均值回复的期望基准。例如同行业内的股票可能更相似,历史收益走势相关性越高的股票,股票可能越相似。这些不同的维度或属性出发,都可能帮助我们为每只股票找到其更精准、更合适的均值回复的基准。

根据我们采用的维度或属性，可以将其在横截面展开得到如下图的股票-属性二维矩阵，矩阵中每一列表示该股票对应属性的取值。例如，属性为 30 个中信一级行业时，那矩阵的每一列取值即为该股票是否属于对应行业的哑变量向量。属性为全市场所有的概念主题时，矩阵中每个元素即代表该股票是否属于该概念主题的成分股。

图8：股票-属性二维矩阵

	股票 1	股票 2	股票 3	股票 4	股票 5	股票 n
属性							
属性							
属性							
属性							
属性							
.....							
属性							

资料来源：国信证券经济研究所整理

基于股票-属性二维矩阵，我们可以将为每只股票寻找相似的股票转化为经典的 TopK 推荐问题，即为每只股票推荐与其最相似的若干只股票，为此我们给出反转因子的统一框架如下：

$$Reverse_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} \cdot Ret_{j,20} - Ret_{i,20}, \quad \sum_{j=1}^N w_{ij} = 1 \quad (1)$$

其中 N 为全市场的股票数量， w_{ij} 为关于股票 i 和股票 j 相似性的函数，其代表股票 j 的加权重。该一般形式的含义是**相似股票的加权收益是其均值回复的基准**。

- 当取 $w_{ij} = 1/N$ 时，代表以全市场平均收益作为基准；
- 当取 $w_{ij} \propto mv_j$ 即正比于股票 j 的市值时，代表以全市场市值加权收益作为基准；
- 当股票 i, j 属于相同行业时取 $1/k$ (k 表示同行业内股票数量)，不同行业时取 0，则表示以行业平均收益为基准。

基于该均值回复的形式，我们需要做的就是为每只股票寻找最相似的若干只股票以及给定其加权的权重。

根据哪些属性来寻找相似股票是构建反转因子均值回复基准的核心。我们之前对很多因子做过一些分域的研究，不同分域下的股票通常会展现出不同的特征，因而不同域的股票其均值回复的基准可能也有较大差别，例如有基本面支撑的股票可能向其同一产业链的股票均值回复，而没有基本面支撑的股票可能向其前期走势相似股票的平均水平回复。

专业机构投资者通常倾向于投资有基本面支撑的股票，其对于股票的估值、盈利、质量等多维度有综合考量，因此本研究中我们想以**是否有机构投资者覆盖来分别寻找这些股票的均值回复的基准**。对于有机构投资者覆盖的股票，我们优先从机构投资者维度为股票寻找均值回复的基准，对于没有机构投资者覆盖的股票，我们尝试从股票价格形态等维度寻找基准。下面我们将分别从分析师共同覆盖、基金共同持仓、概念共同覆盖、形态相似四个维度出发来构造反转因子的均值回复基准。

分析师共同覆盖下的反转因子

因子构造逻辑

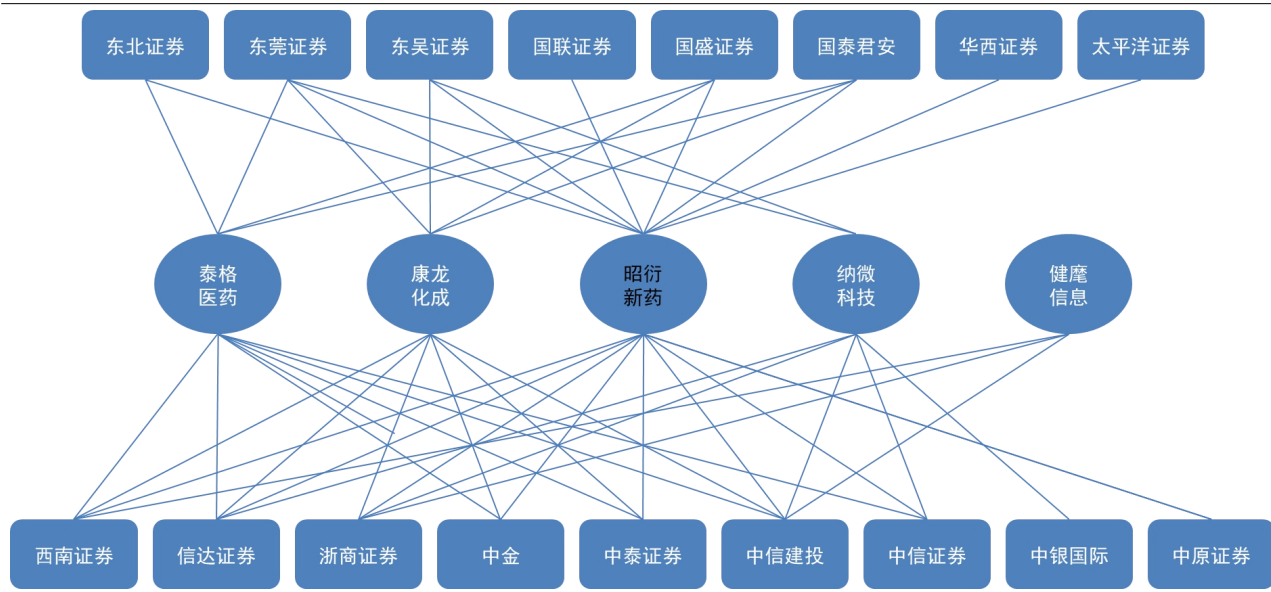
Ali and Hirshleifer [2019] 在 JFE 上发表论文《Shared analyst coverage: Unifying momentum spillover effects》用分析师共同覆盖来识别公司间的关联，发现关联公司具有动量溢出效应，其为股票 i 构造了其关联公司动量因子：

$$CF_Ret_i = \sum_{j=1}^N \frac{n_{i,j}}{\sum_{j=1}^N n_{i,j}} \cdot Ret_{j,20}$$

其中 $n_{i,j}$ 表示共同覆盖股票 i,j 的分析师数量， $Ret_{j,20}$ 表示股票 j 过去一个月收益率， N 表示全市场的股票数量。作者认为有分析师共同覆盖的股票的历史收益决定了该股票未来的收益，即存在关联股票的收益动量溢出效应。该因子在多个国家和地区的股票市场都具有显著的超额收益，并且在控制了分析师共同覆盖关联公司动量后，行业、地域、客户、客户/供应商行业、单一或多部门、科技等动量因子的 alpha 都不显著。我们也对该因子在 A 股市场做了检验，发现其在 A 股市场呈现出弱动量效应，因为 A 股市场仍然是以反转效应为主，所以该因子表现并不显著，但是该因子的构造逻辑为我们寻找相似股票提供了启发。

分析师共同覆盖识别了公司基本面之间的联系，因此根据分析师共同覆盖来筛选出有强关联的股票应该更加相似。例如，下图展示了 2022 年 4 月底过去半年覆盖了昭衍新药的卖方机构分析师。

图9：2022 年 4 月底覆盖昭衍新药的卖方分析师



资料来源：Wind，朝阳永续，国信证券经济研究所整理

可以看到，过去半年总共有 17 家卖方机构覆盖了昭衍新药，而这 17 家机构中有 11 家同时覆盖了泰格医药，10 家同时覆盖了康龙化成，因为昭衍新药、泰格医药、康龙化成都是 CRO 类医药股，所以共同覆盖的分析师数量较多。另外我们也可以看到，这 17 家机构中有 7 家都同时覆盖了纳微科技，纳微科技是基础化工行业的股票，其主要业务为生物制药的上游原材料生产，与创新药类公司的业务有较强关联，因此共同覆盖昭衍新药和纳微科技的卖方机构也有 7 家。另外可

以发现这 17 家机构中还有 3 家机构同时覆盖了健麾信息，健麾信息是机械行业的股票，其主要业务为医药自动化设备与医药信息化设备制造，因此也会有 3 家机构同时覆盖。从共同覆盖这几家公司的卖方机构数量来看，共同覆盖的分析师越多，确实体现了股票基本面的相似性，并且分析师共同覆盖还能够捕捉上下游跨行业公司业务的关联，相比于行业划分更精确的捕捉了股票间的内在联系。通过分析师共同覆盖这一个更细粒度的划分，我们能够更精确地捕捉到相似的股票，并且股票的相似程度可以通过共同覆盖的分析师数量来刻画。

我们统计过去一段时间内（例如过去半年）分析师研报对股票的覆盖情况，可以得到一个股票-分析师的覆盖矩阵。矩阵中每个元素表示该分析师过去半年是否对该股票撰写过研报，如下图展示了 2022 年 4 月底往前半年内覆盖昭衍新药等股票的分析师覆盖矩阵。根据矩阵的任意两列向量中同时取值为 1 的元素数量我们即可判断共同覆盖两只股票的分析师数量。共同覆盖两只股票的分析师越多，两只股票的基本面可能越接近，两只股票可能越相似。

图10：股票-分析师覆盖矩阵

	昭衍新药	泰格医药	康龙化成	纳微科技	健麾信息
东北证券	1	1	0	0	0
东莞证券	1	1	1	1	0
东吴证券	1	0	1	1	0
国联证券	1	0	0	0	0
国盛证券	1	1	1	0	0
国泰君安	1	1	1	0	0
华西证券	1	0	0	0	0
太平洋证券	1	0	0	0	0
西南证券	1	1	1	0	1
信达证券	1	1	1	1	0
浙商证券	1	1	1	1	1
中金	1	1	1	0	0
中泰证券	1	1	1	0	0
中信建投	1	1	1	1	1
中信证券	1	1	0	1	0
中银国际	1	0	0	1	0
中原证券	1	0	0	0	0

资料来源：Wind，朝阳永续，国信证券经济研究所整理

我们对每只股票寻找过去半年有分析师共同覆盖的股票集合，并以共同覆盖的分析师数量作为其期望收益的加权均值，则前文中公式（1）的反转因子可以表示为：

$$Reverse_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} \cdot Ret_{j,20} - Ret_{i,20}, \quad \sum_{j=1}^N w_{ij} = 1$$

其中，当股票 i 存在分析师共同覆盖的其他股票时，

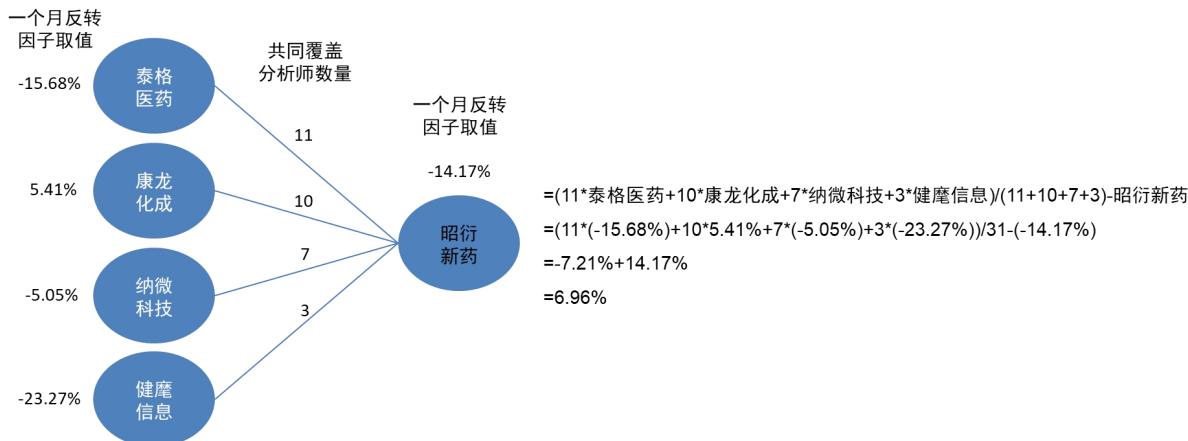
$$w'_{ij} = \text{共同覆盖股票 } i, j \text{ 的分析师数量}$$

$$w_{ij} = w'_{ij} / \sum_{j=1}^N w'_{ij}$$

即对股票加权重归一化来计算每只股票均值回复的基准。当股票 i 没有找到任何分析师共同覆盖的股票时，我们沿用传统一个月反转因子的构造方式，以全市

场均值作为股票的均值回复基准。例如计算 2022 年 4 月底昭衍新药的因子取值时，泰格医药、康龙化成、纳微科技、健麾信息的加权系数分别为 11、10、7、3。下图展示了昭衍新药在 2022 年 4 月底的分析师共同覆盖下反转因子的计算过程。

图 11: 昭衍新药分析师共同覆盖反转因子计算过程（2022 年 4 月底）

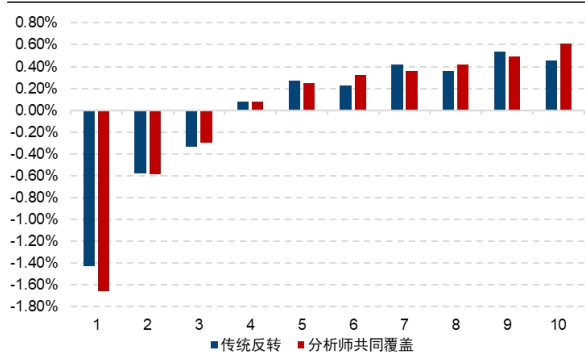


资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

因子收益表现

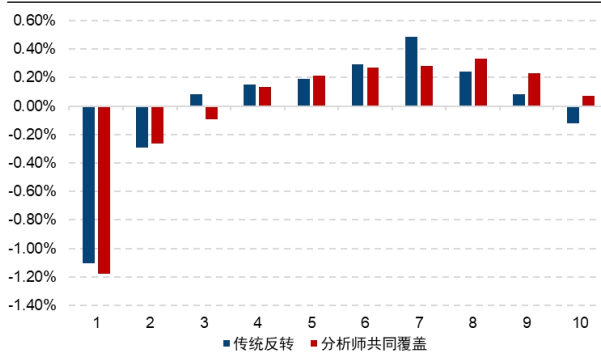
下图展示了分析师共同覆盖下的反转因子在 2010-2018 年及 2019 年以来两段时间的月度十组分档超额收益，并且对比传统反转因子的收益表现。可以看到，在 2019 年之前，分析师共同覆盖反转因子的表现好于传统反转因子，月均多头超额从 0.45% 提升到 0.61%，2019 年之后因子的分组收益单调性得到明显改善，多头组合每月超额收益从 -0.12% 提升到 0.07%。

图 12: 分析师共同覆盖反转因子的月度超额（2010-2018）



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

图 13: 分析师共同覆盖反转因子的月度超额（2019-2022.4）

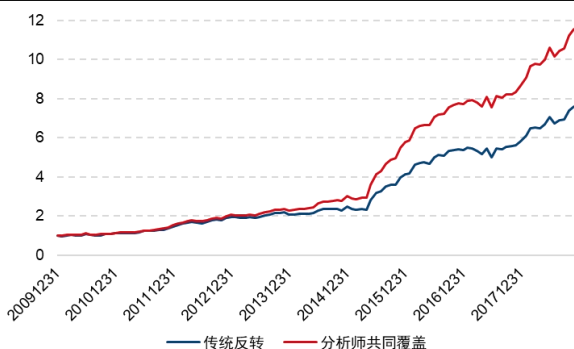


资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

从因子月度 IC 来看，2019 年之前 IC 均值 0.072，年化 ICIR 为 2.64，月度胜率 81%，而传统反转因子 IC 均值 0.069，年化 ICIR 为 2.32，月度胜率 75%。2019 年以来因子月度 IC 均值 0.050，ICIR 为 2.32，月度胜率 68%，而传统反转因子 IC 均值 0.046，ICIR 为 1.90，月度胜率 68%，可见分析师共同覆盖反转因子的表现较之传统反转因子有明显提升。

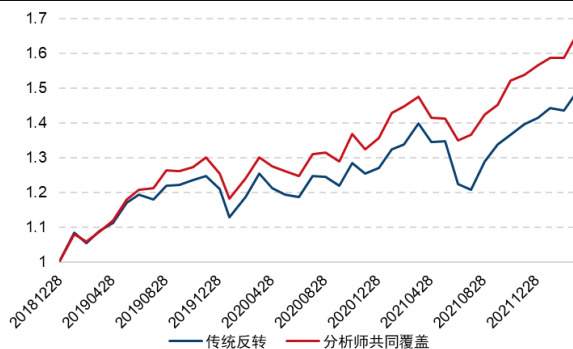
下图展示了分析师共同覆盖下的反转因子在 2010-2018 年及 2019 年以来两段时间的多空收益，并对比传统反转因子的表现。可以看到，在 2019 年之前及 2019 年之后，因子多空收益表现都明显好于传统反转因子。

图 14: 分析师共同覆盖反转因子的多空收益 (2010-2018)



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

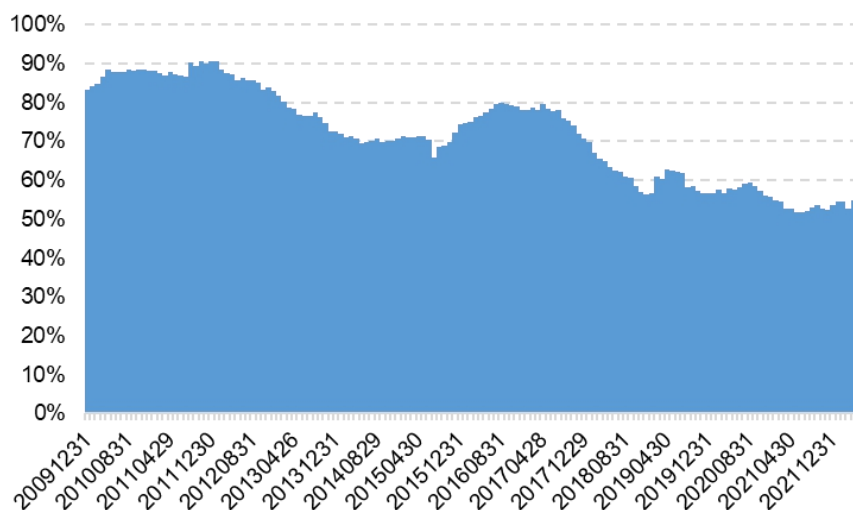
图 15: 分析师共同覆盖反转因子的多空收益 (2019-2022.4)



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

下图展示了每期截面上能够寻找到分析师共同覆盖基准的股票的覆盖度情况。可以看到, 由于近几年新股发行不断加速, 分析师覆盖共同覆盖反转因子能够寻找到基准的股票在全市场的占比呈现逐步下降的趋势, 当前占比只有 50% 左右。

图 16: 分析师共同覆盖反转因子基准的覆盖度



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

基金共同持仓下的反转因子

因子构造逻辑

前文我们从卖方分析师共同覆盖的角度，为有分析师公共覆盖的股票寻找其均值回复的基准。下面我们从买方主动股票型基金的角度来为基金覆盖的股票尝试构建其均值回复的基准。如果持有股票 A 的基金都持有股票 B，那么股票 A 和股票 B 可能存在较强的基本面关联。

图 17：股票-基金持仓矩阵

	通策医疗	康龙化成	我武生物	昭衍新药	爱尔眼科	欧普康视	凯莱英
中欧医疗健康	31.27	45.70	13.96	18.09	59.54	17.43	52.15
广发医疗保健	7.96	6.75	0.00	2.78	11.27	5.18	12.00
嘉实新兴产业	4.18	0.00	2.34	0.00	0.00	0.00	0.00
诺德价值优势	3.79	0.00	0.00	0.00	0.00	3.98	0.00
广发聚瑞	2.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
前海开源医疗健康	1.11	0.78	0.00	0.00	1.07	0.00	2.37
博时新兴成长	1.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
富国天益价值	1.08	0.00	0.00	0.00	3.68	2.49	0.00
中银中国 LOF	1.07	0.00	0.00	0.00	0.36	0.00	0.00
交银医药创新	1.03	1.81	0.00	0.42	2.01	0.89	2.81
诺德周期策略	1.03	0.00	0.00	0.00	0.00	1.03	0.00
华泰柏瑞品质成长	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.61	0.00
民生加银景气行业	0.84	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.35
东方红启兴	0.76	0.00	0.00	0.00	0.75	0.00	0.00
景顺长城精选蓝筹	0.69	0.00	0.00	0.00	0.97	0.00	0.00
信达澳银品质回报	0.59	0.00	0.00	0.00	0.81	0.77	0.00

资料来源：Wind，国信证券经济研究所整理

主动股基每半年/年报都会披露其全部持仓，基于其最近一期的持仓，我们可以构建股票-基金的持仓矩阵。如上图所示，我们展示了 2021 年报持仓中部分基金对于通策医疗、康龙化成、我武生物、昭衍新药、爱尔眼科、欧普康视、凯莱英的持股市值矩阵。矩阵的每一列表示主动股基对于某只股票的持股市值向量。可以看到持有通策医疗的基金大多都同时持有了康龙化成等股票，这些股票大多经营创新药、医疗器械，很多都是医药细分领域龙头股。**基金对于两只股票的持股市值向量越相似，则两只股票的内在联系可能越大，基金经理对于两只股票的加减仓行为可能越接近，两只股票越相似。**

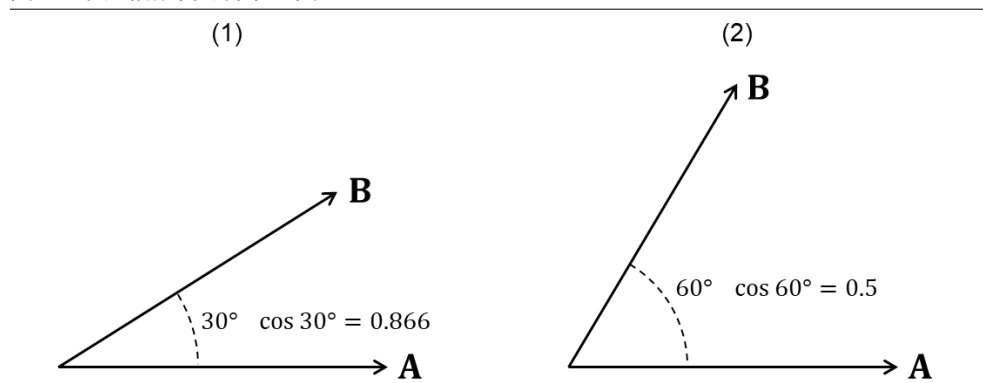
同时我们也可以发现，该股票-基金持仓矩阵是一个稀疏矩阵，其中会有大量的元素取值为 0，当两个列向量的某一行同时为 0 时，即某只基金都没有持有这两只股票，那这只基金不应该参与这两只股票相似性的计算。因此为了判断某两列向量的相关性，这里我们采用余弦相似度来计算任意两列的相似程度。对于两个向量 A, B ，它们的余弦相似度计算公式如下：

$$\cos(A, B) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \cdot \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \cdot B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}}$$

即向量的内积除以两个向量的模。余弦相似度的取值范围为[-1,1]，余弦相似度刻画了两个列向量在空间中的夹角，两个向量越相似，其夹角越小，其余弦相似度

越大。当两个向量某一行同时为 0 时，其不影响余弦相似度的取值。

图 18：余弦相似度计算示意图



资料来源：国信证券经济研究所整理

通过计算股票-基金持仓矩阵任意两列的余弦相似度，我们就能判断两只股票的相似程度。下图展示了两不同夹角下向量的余弦相似度，可以看到，夹角为 30° 时，余弦相似度为 0.866，夹角为 60° 时，余弦相似度为 0.5。当夹角为 90° 时，余弦相似度为 0，当夹角为 180° 时，余弦相似度为 -1。当两个向量的均值均为 0 时，余弦相似度和 pearson 相关系数等价。

图 19：通策医疗等股票的基金持仓向量的余弦相似度（2021 年年报）

	通策医疗	康龙化成	我武生物	昭衍新药	爱尔眼科	欧普康视	凯莱英
通策医疗	1.00	0.94	0.93	0.92	0.91	0.91	0.88
康龙化成		1.00	0.93	0.96	0.95	0.91	0.92
我武生物			1.00	0.91	0.89	0.85	0.84
昭衍新药				1.00	0.94	0.91	0.94
爱尔眼科					1.00	0.91	0.93
欧普康视						1.00	0.89
凯莱英							1.00

资料来源：Wind，国信证券经济研究所整理

基于股票-基金持仓矩阵，我们可以计算通策医疗等股票间的余弦相似度如上图所示。可以看到通策医疗和康龙化成的余弦相似度为 0.94，表明它们的持仓向量较为相似，并且通策医疗和其他的医药股的相似性都较高，这些股票的基本面确实较为相似，这也比较符合大众的认知，当用相似股票构建均值回复基准时，我们可以考虑以余弦相似度来作为加权重。

具体而言，我们在每个截面上筛选以下的主动型基金的持仓：

- 基金类型为普通股股票型、偏股混合型、灵活配置型；
- 基金成立时间满半年；
- 基金最近一期半年/年报持仓中股票仓位在 60% 以上；
- 剔除基金持仓权重低于 0.2% 的微权重股。

我们在每个截面上取最近披露全部持仓的基金半年报/年报持仓，展开成股票-基金持仓矩阵，对每只股票计算基金持股市值向量的余弦相似度，以余弦相似度高于 0.8 的股票作为其相似股票的集合，并以余弦相似度作为加权重来构建均值回复的基准，即前文公式(1)中反转因子可以表示为：

$$Reverse_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} \cdot Ret_{j,20} - Ret_{i,20}, \quad \sum_{j=1}^N w_{ij} = 1$$

其中

$$w'_{ij} = \begin{cases} \cos(i,j) & \text{if } \cos(i,j) \geq 0.8 \\ 0 & \text{else.} \end{cases}$$

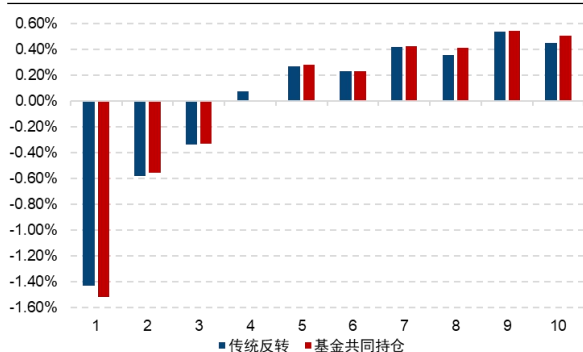
$$w_{ij} = w'_{ij} / \sum_{j=1}^N w'_{ij}$$

$\cos(i,j)$ 表示股票 i,j 的基金持股市值向量的余弦相似度。然后，对股票加权重归一化来计算每只股票均值回复的基准。当没有找到任何基金持仓向量相关性高的股票时，我们沿用传统一个月反转因子的构造方式，以全市场均值作为股票的均值回复基准。

因子收益表现

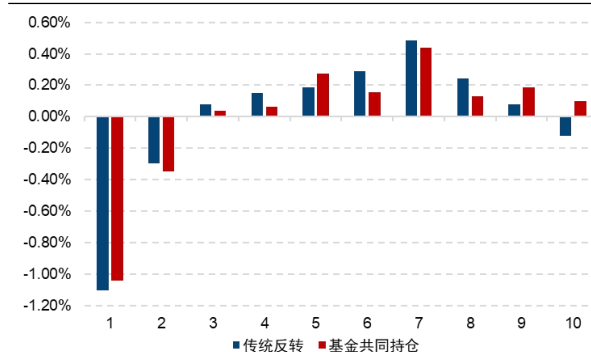
下图展示了基金共同持仓下的反转因子在 2010-2018 年及 2019 年以来两段时间的月度十组分档超额收益，并且对比传统反转因子的收益表现。可以看到，在 2019 年之前，基金共同持仓反转因子的表现优于传统反转因子，2019 年之后因子的分组收益单调性得到明显改善，多头组合每月度超额收益从 -0.12% 提升到 0.1%。

图 20: 基金共同持仓反转因子的月度超额 (2010-2018)



资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

图 21: 基金共同持仓反转因子的月度超额 (2019-2022.4)

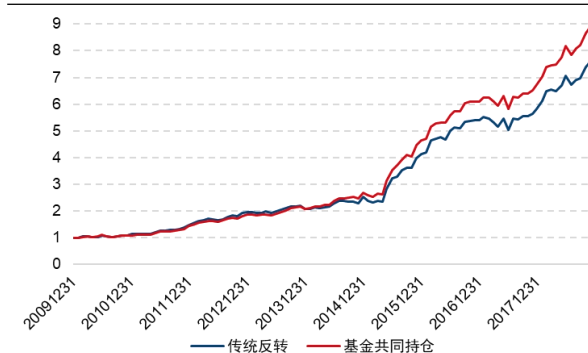


资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

从因子月度 IC 来看，2019 年之前 IC 均值 0.068，年化 ICIR 为 2.54，月度胜率 77%，而传统反转因子 IC 均值 0.069，年化 ICIR 为 2.32，月度胜率 75%。2019 年以来因子月度 IC 均值 0.046，ICIR 为 2.11，月度胜率 68%，而传统反转因子 IC 均值 0.046，ICIR 为 1.90，月度胜率 68%，可见基金共同持仓下的反转因子的 IC 表现优于传统反转因子。

下图展示了基金共同持仓下的反转因子在 2010-2018 年及 2019 年以来两段时间的多空收益，并对比传统反转因子的表现。可以看到，在 2019 年之前和 2019 年之后，因子的多空收益表现均略好于传统反转因子。

图22: 基金共同持仓反转因子的多空收益 (2010-2018)



资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

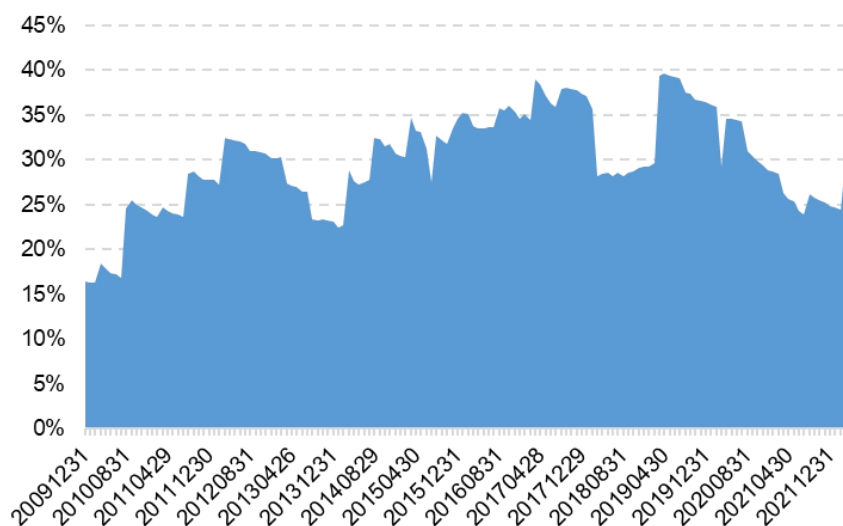
图23: 基金共同持仓反转因子的多空收益 (2019-2022.4)



资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

下图展示了每期截面上能够寻找到基金共同持仓基准的股票的覆盖度情况。可以看到, 基金共同持仓反转因子能够寻找到基准的股票在全市场的占比长期维持在30-40%左右。

图24: 基金共同持仓反转因子基准的覆盖度



资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

概念共同覆盖下的反转因子

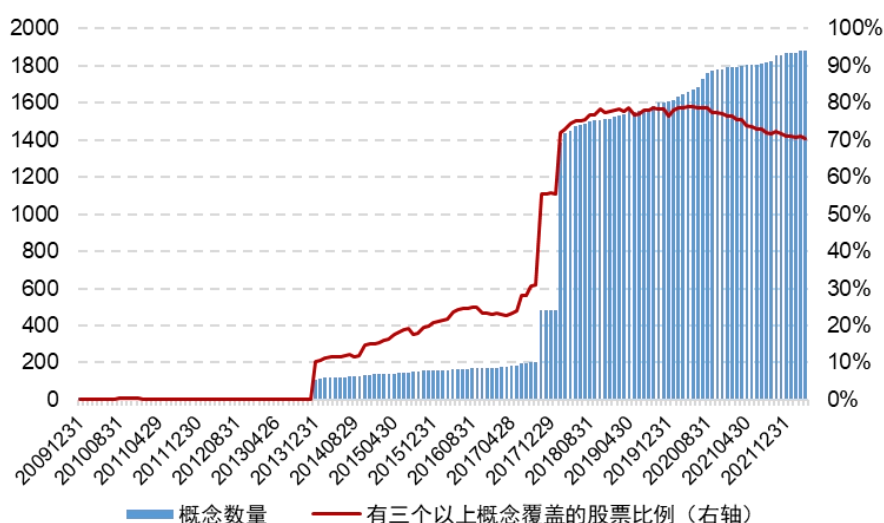
因子构造逻辑

近几年来以新能源、光伏、半导体为代表的赛道股或概念板块投资非常火热，这些赛道股或概念板块往往能走出自己的独立行情，这些概念板块内的股票通常不会向全市场均值进行均值回复，而是向其所属的概念或赛道进行均值回复。

金融市场的投资者通常会将很多注意力关注到金融资产的类别划分上。由于注意力是一种相对稀缺的资源（Kahneman[1973]），因此对金融资产进行类别划分有助于简化资产配置决定并帮助投资者高效地处理各类信息。Peng and Xiong[2006]等很多研究都基于不同的资产类别划分对投资者的决策过程进行了分析。Cooper[2001]发现，1998-1999 年互联网泡沫时期，很多公司只要沾上.com 的概念，即便其主营业务与互联网相关性不大，公司的股价也能够获得明显的正向超额收益。这一现象表明，对于投资者来讲，上市公司的类别划分不仅仅与传统的行业或产品属性这样的“硬性”划分有关，还跟公司的商业模式、主营业务等“软性”概念有关，例如 1990 年代的互联网概念、近年的电子商务概念等等。

然而，与有着清晰定义的“硬性”划分不同，股票所属的概念板块划分相对模糊，它更多地是指与公司基本面有关的某一种市场趋势或潮流。这种概念板块的模糊划分增加了投资者在分析概念相关新闻时的难度，从而导致投资者对于好消息的过度反应以及对于坏消息的反应不足。因此，过去表现好的“赢家”概念和表现较差的“输家”概念可能具有较强的动量持续性。Du[2022]通过做多概念板块涨幅大的股票并做空概念板块涨幅低的股票，发现具有显著的超额收益。我们认为相比于行业分类，概念板块的划分能够进一步刻画股票间跨行业的产业上下游关系，例如新能源车概念板块中既有上游的原材料公司，又有下游的汽车制造公司。概念板块也能够刻画新兴出现的产业关联，例如虚拟现实、工业互联网、新冠抗原检测等概念板块。同时，还能刻画政策导向的产业趋势，例如乡村振兴、西部大基建等概念板块。另外，概念板块还能够刻画市场资金的聚集效应，例如机构抱团行情中的茅指数、宁组合。这些概念板块刻画了很多行业分类捕捉不到的股票间的内在关联。这种内在关联可以为我们寻找相似股票提供了新的信息来源。

图 25: Wind 概念的数量及股票覆盖情况



资料来源：Wind，国信证券经济研究所整理

上图展示了 Wind 编制的概念在历史上的数量情况，可以看到 2013 年之前，概念的数量在 10 个以内，而 2014 年-2017 年缓慢上升到 480 个左右，而进入 2018 年，伴随着机构抱团、赛道股投资的火热，概念的数量快速突破 1400 个，截止到 2022 年 4 月底，概念的数量已经接近 1900 个。同时我们可以看到，每个时间点上三个及三个以上概念覆盖的股票占比也经历了几个阶段的跳跃，2013 年之前覆盖不到 1%，2013 年开始覆盖度从 10% 提升到 2017 年底的 55%，2018 年快速上升至近 80%，而近三年随着新股上市发行速度的提升，覆盖度缓慢下降到 70% 左右。

每个编制的概念都有基数日期和发布日期，例如茅指数概念的基数日是 1996 年 12 月 31 日，而其发布日期是 2020 年 9 月 21 日。我们统计了茅指数发布前后成分股的相关系数变化情况。可以看到，茅指数发布前半年成分股的收益平均相关系数为 0.3，而茅指数发布后半年成分股的收益平均相关系数提高到 0.36，这说明概念的发布会使得概念成分股的走势相关性变高，也说明了概念的存在会使得市场对于概念内的股票形成价值参考。

在每个时点，我们根据当前已发布的概念的成分股纳入/退出时间，可以得到每个概念板块当前包含的股票集合，进而计算共同包含某两只股票的概念集合。下表展示了 2022 年 4 月底有 Wind 概念板块共同包含立讯精密的股票集合。可以看到，有华为平台、苹果、TWS 耳机、智能穿戴等 37 个概念共同包含了立讯精密和歌尔股份，有 24 个概念共同包含了立讯精密与京东方 A，有 22 个共同包含了立讯精密与 TCL 科技。相比于 TCL 科技，歌尔股份和立讯精密在“概念维度”更相似。因此我们认为，共同覆盖两只股票的概念板块越多，两只股票可能也越相似。

表 1：有概念共同覆盖立讯精密的股票（2022 年 4 月底）

	歌尔股份	京东方 A	闻泰科技	海康威视	欣旺达	TCL 科技
共同覆盖的概念数量	37	24	24	23	22	22

资料来源：Wind，国信证券经济研究所整理

基于每个概念板块当前包含的股票成分股，我们可以得到一个股票-概念的覆盖矩阵，矩阵中每个元素表示该股票是否为对应概念板块的成分股。例如，下表中展示了 2022 年 4 月底部分概念板块对于立讯精密等股票的覆盖情况。矩阵的任意两列中同时为 1 的数量即为同时覆盖两只股票的概念数量。

图 26：股票-概念覆盖矩阵

	立讯精密	歌尔股份	京东方 A	闻泰科技	海康威视	欣旺达	TCL 科技
华为平台	1	1	1	1	1	1	0
苹果	1	1	1	1	0	1	0
TWS 耳机	1	1	0	0	0	1	0
智能穿戴	1	1	1	0	0	0	0
茅	1	1	0	0	1	0	0
元宇宙	1	1	1	1	0	1	1
数字经济	1	1	1	1	1	0	1
虚拟现实	1	1	1	0	0	0	1
核心资产	1	1	1	1	1	1	1

资料来源：Wind，国信证券经济研究所整理

我们对每只股票寻找有 3 个以上概念板块共同覆盖的股票集合，并以共同覆盖的概念数量作为加权重来构建均值回复的基准，即公式(1)中反转因子可表示为：

$$Reverse_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} \cdot Ret_{j,20} - Ret_{i,20}, \quad \sum_{j=1}^N w_{ij} = 1$$

其中

$$w'_{ij} = \begin{cases} \text{共同覆盖股票 } i,j \text{ 的概念数量} & \text{if 共同覆盖概念数量} \geq 3 \\ 0 & \text{else.} \end{cases}$$

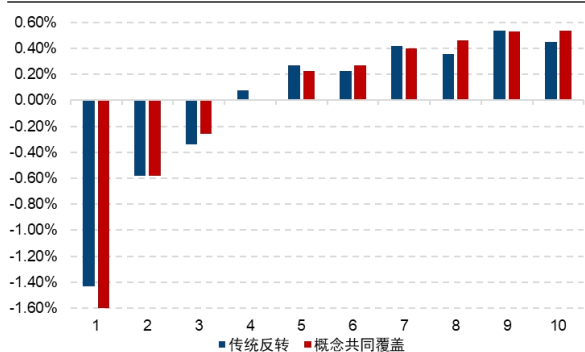
$$w_{ij} = w'_{ij} / \sum_{j=1}^N w'_{ij}$$

对股票加权重归一化来计算每只股票均值回复的基准。当没有找到任何概念共同覆盖的股票时，我们沿用传统一个月反转因子的构造方式，以全市场均值作为股票的均值回复基准。

因子收益表现

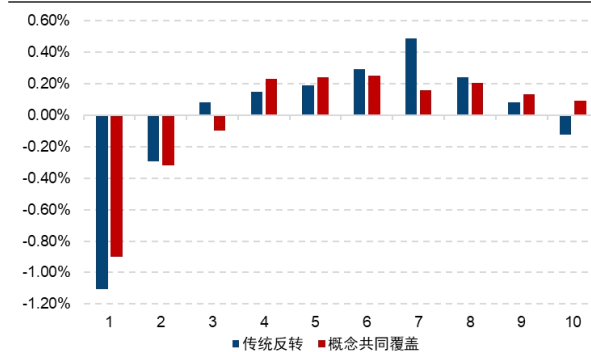
下图展示了概念共同覆盖下的反转因子在 2010-2018 年及 2019 年-2022 年 4 月两段时间的月度十组分档超额收益，并且对比传统反转因子的收益表现。可以看到，在 2019 年之前，概念共同覆盖反转因子的表现好于传统反转因子，2019 年之后因子分组收益的单调性得到一定程度的改善，多头组合每月超额收益从 -0.12% 提升到 0.09%。

图 27：概念共同覆盖反转因子的月度超额（2010-2018）



资料来源：Wind，国信证券经济研究所整理

图 28：概念共同覆盖反转因子的月度超额（2019-2022.4）

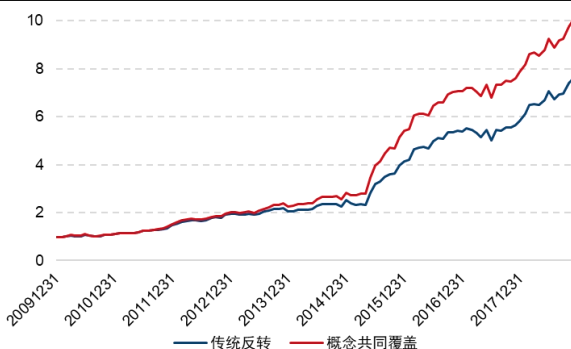


资料来源：Wind，国信证券经济研究所整理

从因子月度 IC 来看，2019 年之前 IC 均值 0.07，年化 ICIR 为 2.43，月度胜率 75%，而传统反转因子 IC 均值 0.069，年化 ICIR 为 2.32，月度胜率 75%。2019 年以来因子月度 IC 均值 0.04，ICIR 为 2.11，月度胜率 73%，而传统反转因子 IC 均值 0.046，ICIR 为 1.90，月度胜率 68%。

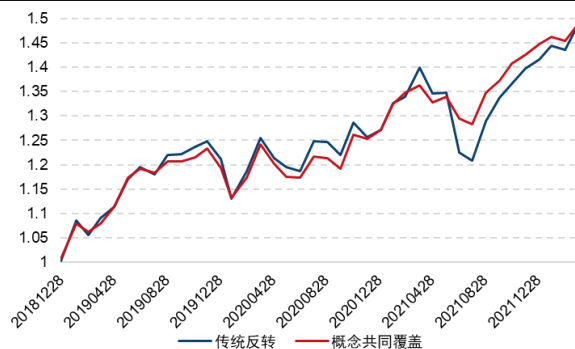
下图展示了概念共同覆盖下的反转因子在 2010-2018 年及 2019 年以来两段时间内的多空收益，并对比传统反转因子的表现。可以看到，在 2019 年之前因子多空收益表现略好于传统反转因子。2019 年以来多空收益和传统反转因子表现较为接近，但多空收益的稳定性优于传统反转因子。

图 29: 概念共同覆盖反转因子的多空收益 (2010-2018)



资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

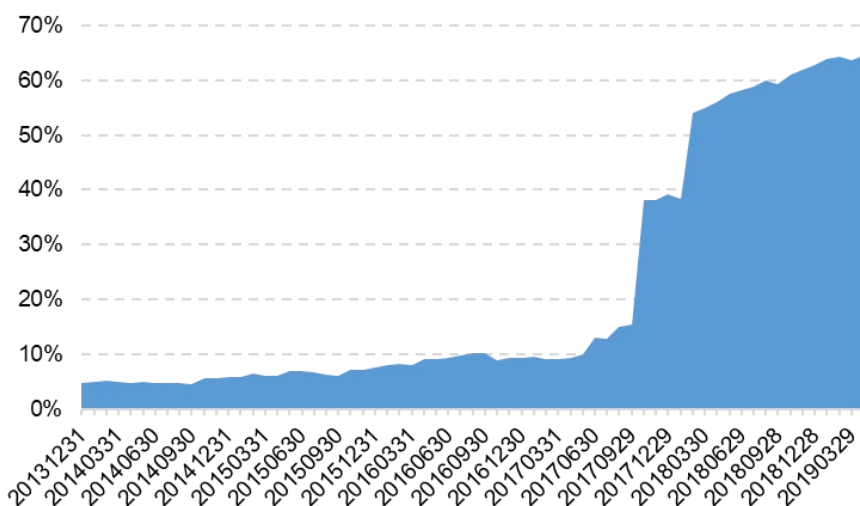
图 30: 概念共同覆盖反转因子的多空收益 (2019-2022.4)



资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

下图展示了每期截面上能够寻找到概念共同覆盖基准的股票的覆盖度情况。可以看到, 得益于近几年赛道股投资的火热, 概念共同覆盖下反转因子能够寻找到基准的股票在全市场的占比呈现阶梯上升的趋势, 当前能够覆盖全市场 65% 左右的股票。

图 31: 概念共同覆盖反转因子基准的覆盖度



资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

形态相似股票下的反转因子

因子构造逻辑

对于没有机构投资者覆盖，又没有概念覆盖的股票，我们从股票的价格形态出发寻找其相似性。有很多学术研究都从股价的历史表现来预测股票的未来表现。Tsinaslanidis and Kugiumtzisb[2014]、Yao and Wei[2017]认为相似股票形态背后是有相似的背景环境，通过寻找历史上相似形态股票的未来表现能够预测股票的未来收益。

秉承这一理念，我们认为股票的价格能够反映当下股票的基本面和技术面等多维信息共同作用下的市场观点，所以股价走势相似的股票可能直接反映股票内在的相似性。短期的股价面临的交易噪声较多，因此我们在每个时点以过去一段较长时间的股票收益数据来判断股票的相似性。具体而言，我们以每只股票过去【13-1】个月的日度收益来填充股票-属性矩阵，可以得到一个股票-收益矩阵，如下图所示。

图 32：股票-收益矩阵

	中国铁建	中国交建	中国中铁	中国建筑	中铁工业
20210401	1.62%	1.83%	-0.51%	0.58%	-0.55%
20210402	-0.86%	-1.52%	-1.36%	-0.38%	-1.34%
20210406	0.00%	0.14%	-0.17%	-0.58%	-0.79%
... ..					
20220330	1.99%	2.44%	2.72%	2.64%	2.06%
20220331	-0.39%	-1.97%	-0.33%	0.00%	-0.25%

资料来源：Wind，国信证券经济研究所整理

上图中展示了中国铁建等股票在 2021 年 4 月底往前【13-1】个月的日度收益率矩阵，每一列表示每只股票过【13-1】个月的日度收益向量。我们计算日度收益向量的相关系数来判断两只股票的相似程度。下图展示了这些股票收益向量的相关系数矩阵。可以看到中国中铁与中国铁建最相似，其次是中国交建、中国建筑、中铁工业等股票，通过股票收益序列的相关系数高低我们就可以判断两只股票的相似程度。

图 33：中国铁建等股票收益序列的相关系数（2022 年 4 月底）

	中国铁建	中国中铁	中国交建	中国建筑	中铁工业
中国铁建	1.00	0.89	0.86	0.78	0.74
中国中铁		1.00	0.78	0.78	0.71
中国交建			1.00	0.71	0.70
中国建筑				1.00	0.69
中铁工业					1.00

资料来源：Wind，国信证券经济研究所整理

我们对每只股票寻找收益向量相关系数大于 0.5 的前 10 只股票集合，并以相关系数作为加权权重来构建均值回复的基准，即前文公式(1)中反转因子可以表示为：

$$Reverse_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} \cdot Ret_{j,20} - Ret_{i,20}, \quad \sum_{j=1}^N w_{ij} = 1$$

其中

$$w'_{ij} = \begin{cases} \text{股票 } i, j \text{ 的收益相关系数} & \text{if 相关系数} \geq 0.5 \text{ 且是最大的前 10 个} \\ 0 & \text{else.} \end{cases}$$

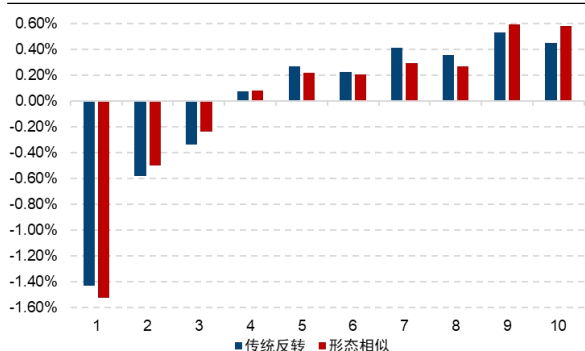
$$w_{ij} = w'_{ij} / \sum_{j=1}^N w'_{ij}$$

即对股票加权重归一化来计算每只股票均值回复的基准。当没有找到任何形态相似的股票时，我们沿用传统一个月反转因子的构造方式，以全市场均值作为股票的均值回复基准。

因子收益表现

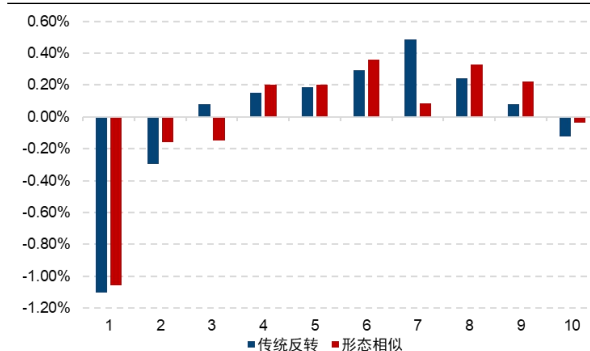
下图展示了形态相似股票下的反转因子在 2010-2018 年及 2019 年以来两段时间的月度十组分档超额收益，并且对比传统反转因子的收益表现。可以看到，在 2019 年之前，形态相似股票下反转因子的表现优于传统反转因子，并且 2019 年之后因子的分组收益单调性也得到了一定程度的改善。

图 34: 形态相似股票反转因子的月度超额 (2010-2018)



资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

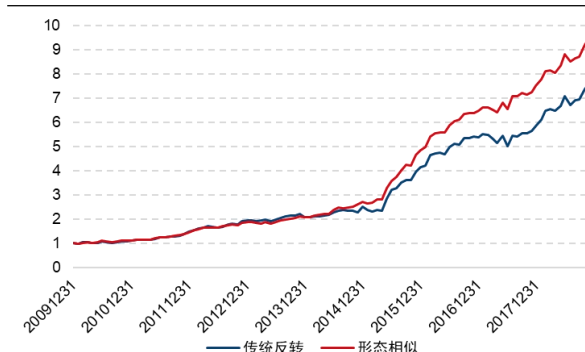
图 35: 形态相似股票反转因子的月度超额 (2019-2022.4)



资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

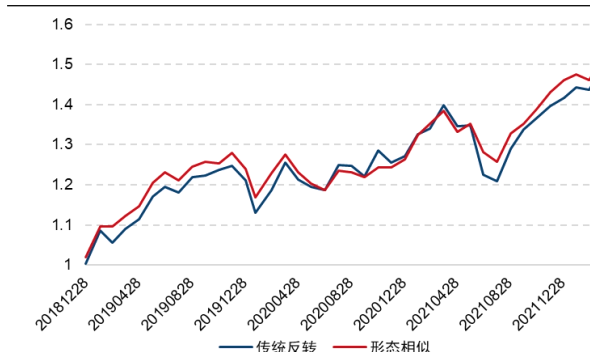
从因子月度 IC 来看，2019 年之前 IC 均值 0.066，年化 ICIR 为 2.98，月度胜率 84%，而传统反转因子 IC 均值 0.069，年化 ICIR 为 2.32，月度胜率 75%。2019 年以来因子月度 IC 均值 0.042，ICIR 为 2.32，月度胜率 75%，而传统反转因子 IC 均值 0.046，ICIR 为 1.90，月度胜率 68%。

图 36: 形态相似股票反转因子的多空收益 (2010-2018)



资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

图 37: 形态相似股票反转因子的多空收益 (2019-2022.4)



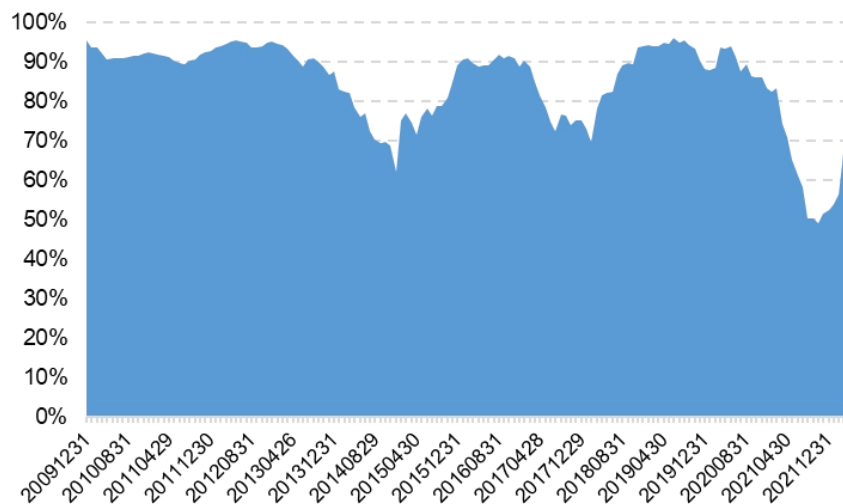
资料来源: Wind, 国信证券经济研究所整理

上图展示了形态相似股票下的反转因子在 2010-2018 年及 2019 年以来两段时间的多空收益，并对比传统反转因子的表现。可以看到，在 2019 年之前和 2019 年之后，因子多空收益表现均略好于传统反转因子。2019 年以来多空收益和传统反

转因子表现较为接近，但多空收益的稳定性优于传统反转因子。

下图展示了每期截面上能够寻找到形态相似股票基准的股票的覆盖度情况。可以看到，形态相似股票反转因子能够寻找到基准的股票在全市场的占比长期维持在90%左右，在全面牛市或结构性牛市行情中其覆盖度会有一定下滑。

图38：形态相似股票反转因子基准的覆盖度



资料来源：Wind，国信证券经济研究所整理

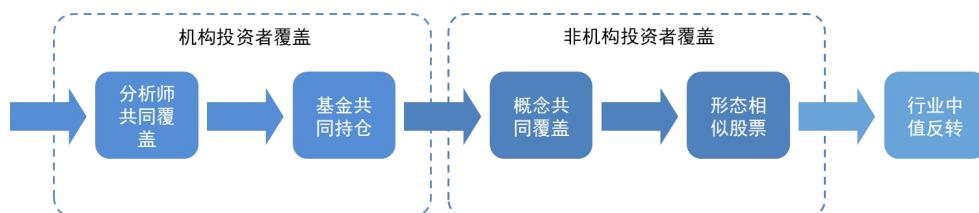
结构化反转因子

结构化反转因子的构建及表现

前文中我们从四个不同维度为股票寻找均值回复的基准，每个维度构造的反转因子相对于传统反转因子都有不同程度的改善，尤其是在 2019 年之后传统反转因子表现低迷的时期。但是每个维度能够寻找到股票基准的覆盖程度不一，为了最大化提高因子的覆盖程度，本节我们尝试将多个维度进行融合。

专业机构投资者通常倾向于投资有基本面支撑的股票，其对于股票的估值、盈利、质量等多维度有综合考量，因此我们优先以分析师共同覆盖和基金共同持仓两个维度来寻找股票均值回复的基准，对于没有机构覆盖基准的股票，优先以概念共同覆盖的维度来寻找其基准，对于无法从基本面维度出发寻找到均值回复基准的股票，我们以股价形态相似维度来寻找其均值回复的基准，最终构造**结构化反转因子**。

图 39：结构化反转因子的构建过程



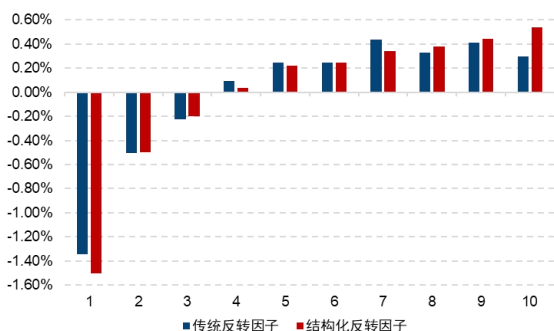
资料来源：Wind，朝阳永续，国信证券经济研究所整理

我们以如上图所示的顺序来构建结构化反转因子：

- 首先取分析师共同覆盖基准下的反转因子；
- 对于剩余没有找到基准的股票，取基金共同持仓覆盖基准下的反转因子；
- 对于剩余没有找到基准的股票，取有概念共同覆盖基准下的反转因子；
- 对于剩余没有找到基准的股票，取有形态相似股票基准下的反转因子；
- 最后剩余没有找到基准的股票，取行业中位数为基准构造反转因子。

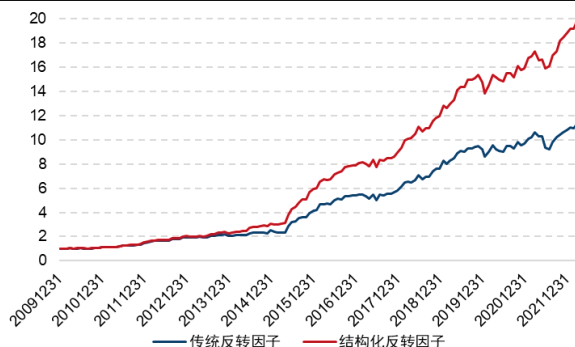
下图展示了结构化反转因子在 2010-2022.4 月期间的月度十组分档超额收益和多空收益，并且对比传统反转因子的收益表现。可以看到，全样本下结构化反转因子分组收益单调性更加显著，多头月均超额从传统反转因子的 0.3% 提升到 0.54%，提升效果显著。从多空收益来看，结构化反转因子的多空收益显著好于传统反转因子，尤其是从 2019 年以来，显著提升了多空收益的稳健性。传统反转因子全样本月度 IC 均值为 0.063，年化 ICIR 为 2.21，IC 月度胜率 73%，而结构化反转因子全样本的月度 IC 均值为 0.065，年化 ICIR 为 2.67，IC 月度胜率 80%。

图40: 结构化反转因子的月度超额 (2010-2022.4)



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

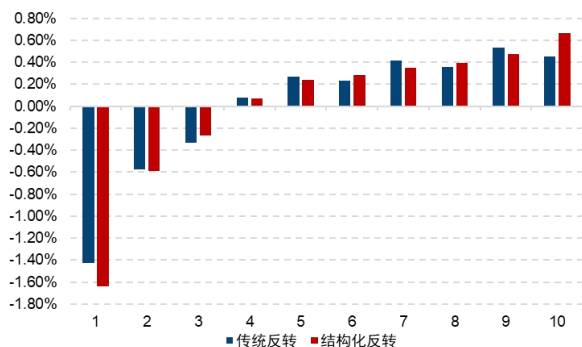
图41: 结构化反转因子的多空收益 (2010-2022.4)



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

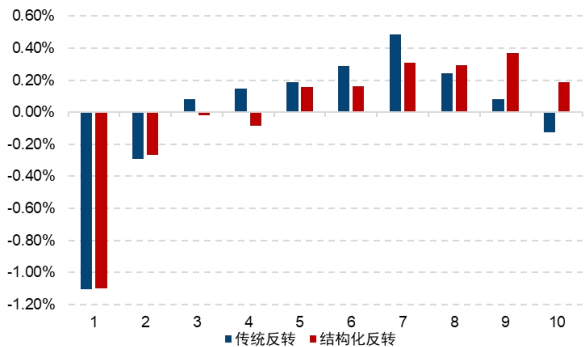
下图展示了结构化反转因子在 2010-2018 年及 2019 年以来两段时间的月度十组分档超额收益, 并且对比传统反转因子的收益表现。可以看到, 在 2019 年之前, 结构化反转因子的表现明显好于传统反转因子, 多头组合每月超额收益从 0.45% 提升到 0.66%, 2019 年之后因子的分组收益得到更明显改善, 多头组合每月超额收益从-0.12%提升到 0.19%, 提升效果显著。

图42: 结构化反转因子的月度超额 (2010-2018)



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

图43: 结构化反转因子的月度超额 (2019-2022.4)

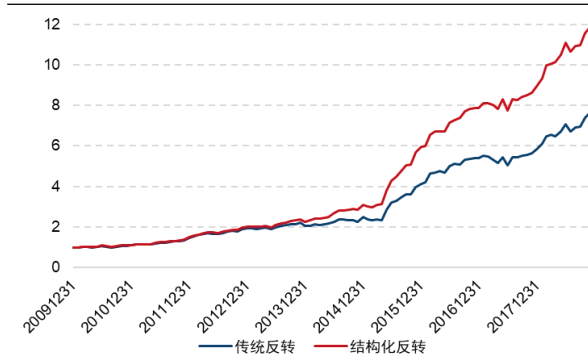


资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

从因子月度 IC 来看, 2019 年之前 IC 均值 0.071, 年化 ICIR 为 2.75, 月度胜率 82%, 2019 年以来因子月度 IC 均值 0.049, ICIR 为 2.46, 月度胜率 75%。而传统反转因子 2019 年之前 IC 均值 0.069, 年化 ICIR 为 2.32, 月度胜率 75%, 2019 年以来因子月度 IC 均值 0.046, ICIR 为 1.90, 月度胜率 68%。可见结构化反转因子的表现显著好于传统反转因子。

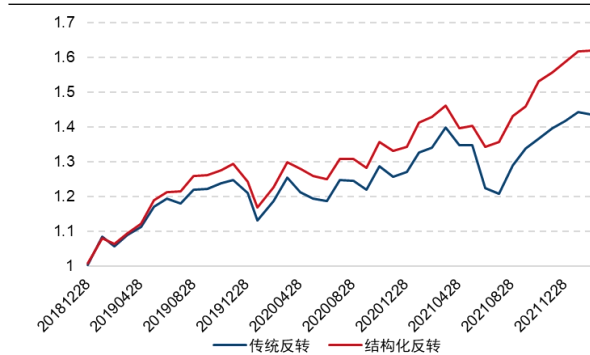
下图展示了结构化反转因子在 2010-2018 年及 2019 年以来两段时间的多空收益, 并对比传统反转因子的表现。可以看到, 在 2019 年之前因子多空收益显著好于传统反转因子, 2019 年以来多空收益同样明显好于传统反转因子。

图44: 结构化反转因子的多空收益 (2010-2018)



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

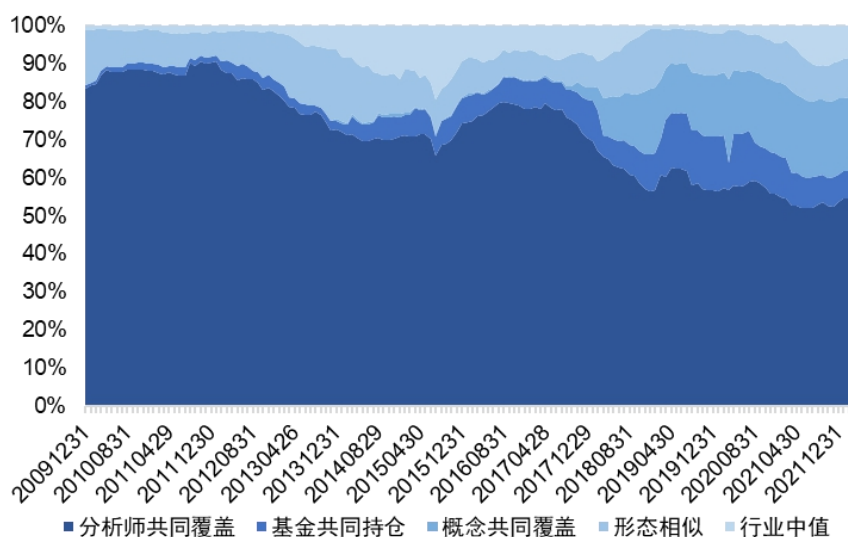
图45: 结构化反转因子的多空收益 (2019-2022.4)



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

下图展示了每期截面上各不同基准下反转因子的覆盖度情况。可以看到, 当前分析师共同覆盖基准下的占比 55%左右, 基金共同持仓基准下占比 10%左右, 概念共同覆盖基准下占比 20%左右, 形态相似基准下占比 10%左右。

图46: 结构化反转因子各基准的覆盖度



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

结构化反转因子在不同选股空间中的表现

我们进一步对比结构化反转因子与传统反转因子在不同选股空间中的表现。从下表可以看到, 在沪深 300、中证 500、中证 1000 股票池内, 结构化反转因子的选股能力都要明显好于传统反转因子。

表2: 反转因子在宽基指数中的选股能力对比 (2010-2022.4)

	因子	IC 均值	年化 ICIR	IC 胜率	月均多头超额	月均多空收益
沪深 300	传统反转	0.034	0.95	64%	0.37%	0.97%
	结构化反转	0.040	1.18	65%	0.48%	1.29%
中证 500	传统反转	0.045	1.32	61%	0.27%	0.90%
	结构化反转	0.048	1.60	64%	0.34%	1.02%
中证 1000	传统反转	0.058	1.79	67%	0.20%	1.80%
	结构化反转	0.061	2.22	72%	0.28%	1.87%

资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

结构化反转因子的增量信息

从我们构建的结构化反转因子检验来看确实表现优于传统的反转因子，这里我们更严格地检验其是否相对于传统反转因子提供了增量信息。

下表展示了结构化反转因子与传统反转因子及它们互相剥离后的因子表现。可以看到，结构化反转因子剔除传统反转因子后仍然显著，IC 均值 0.033，年化 ICIR 为 2.65，IC 胜率 78%，而传统反转因子剔除结构化反转因子后的 IC 均值几乎为 0，这表明结构化反转因子几乎包含了传统反转因子的选股能力，并且还有显著的信息增量。

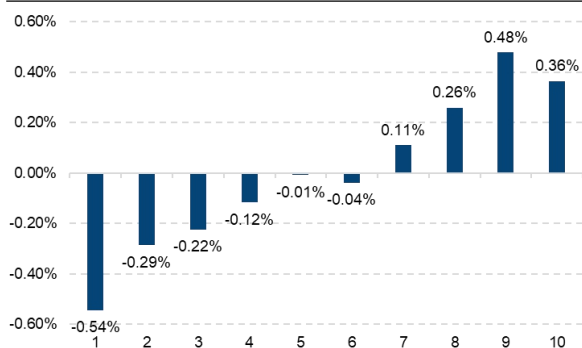
表 3: 结构化反转因子相对于传统反转因子的信息含量 (2010-2022.4)

	IC 均值	年化 ICIR	IC 胜率
传统反转因子	0.063	2.21	72.97%
结构化反转因子	0.065	2.67	80.41%
传统反转因子剥离结构化反转因子	-0.006	-0.27	47.30%
结构化反转因子剥离传统反转因子	0.033	2.65	78.38%

资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

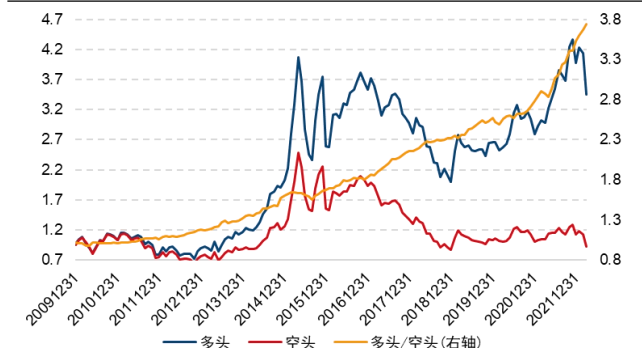
我们将结构化反转因子对传统反转因子进行剥离，取回归的残差作为结构化反转残差因子，并检验其收益表现。下图展示了结构化反转残差因子在 2010-2022.4 期间的月度十组分档超额收益和多空收益表现。可以看到，残差因子的十组分档总体仍然较为单调，多头组合每月超额均值 0.36%，从多空收益来看，多头能够稳定跑赢空头组合，且 2020 年下半年以来多空收益比历史上更为显著。

图 47: 结构化反转残差因子的月度超额均值



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

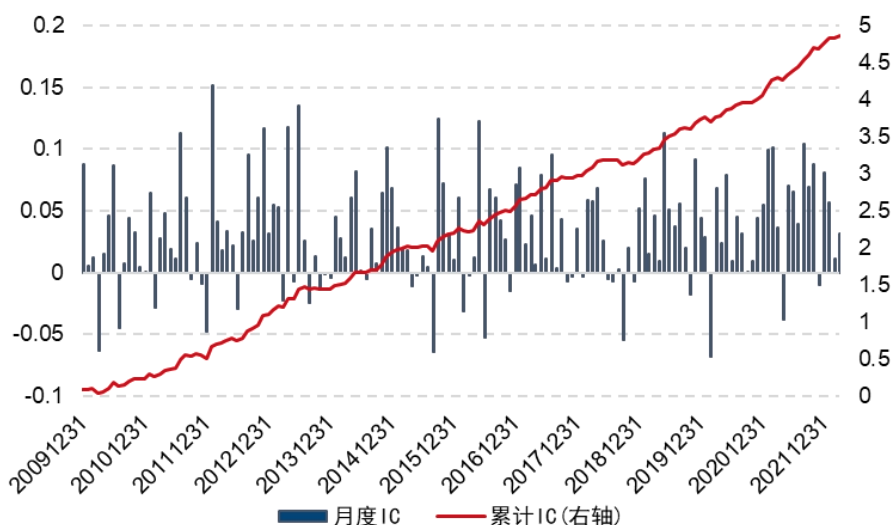
图 48: 结构化反转残差因子的多空收益



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

下图展示了因子的月度 IC 及累计 IC。从因子月度 IC 来看，结构化反转残差因子的月度 IC 均值仍然有 0.033，年化 ICIR 为 2.65，月度 IC 胜率 78%，并且 2019 年以来月度 IC 均值 0.043，年化 ICIR 3.81，月度 IC 胜率 90%，比历史平均水平更显著。从累计 IC 走势来看，因子的选股效果持续稳健。

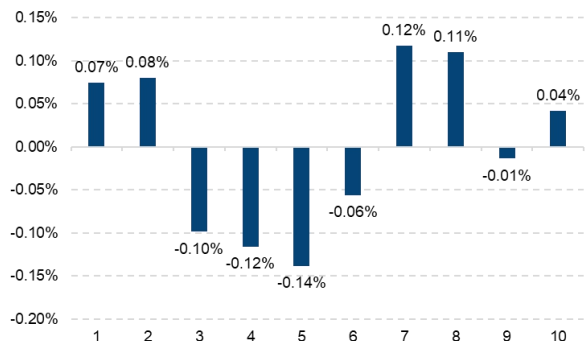
图49: 结构化反转残差因子的月度 IC 和累计 IC



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

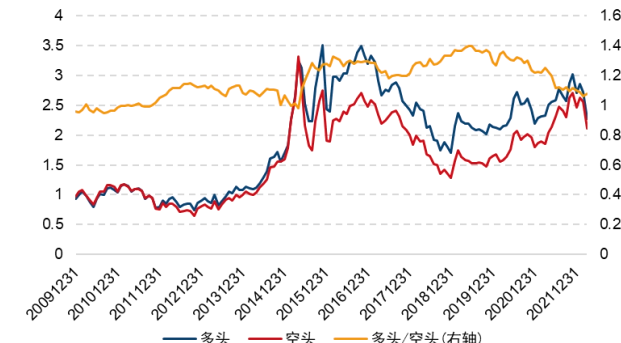
相反, 当我们将传统一个月反转因子剥离结构化反转因子, 得到残差作为反转剩余残差因子, 因子的十组分档收益和多空收益如下图所示。十组分档收益并不单调, 多空收益也没有稳健的选股能力。从因子 IC 看, 月均 IC 均值为-0.006, 年化 ICIR 为-0.27, 说明传统反转因子剥离结构化反转因子后不再具有选股能力。

图50: 反转剩余残差因子的月度超额均值



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

图51: 反转剩余残差因子的多空收益



资料来源: Wind, 朝阳永续, 国信证券经济研究所整理

结构化反转因子的应用

其他反转类因子的应用

从上文可见，本文提出的反转因子改进框架确实改进了传统的一个月反转因子的选股能力。从框架的结构出发，我们自然会思考这套框架是否能够用于改进其他反转类的因子。因此下文中我们对三个月反转、一个月日内反转这两个常见的短期均值回复类因子复用此框架来改进其表现，以检验这套框架对于反转类因子改进的普适性。

三个月反转因子

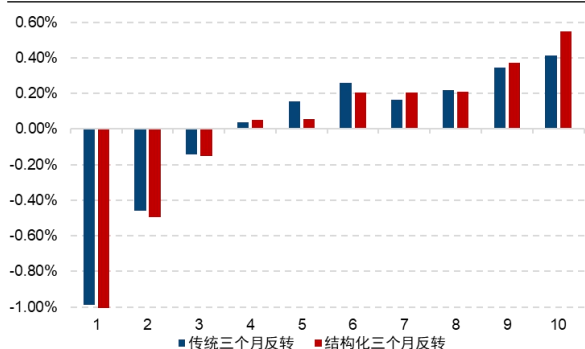
类似于一个月反转因子的构造，我们可以简单取股票过去三个月的收益来构建三个月反转因子。下图展示了三个月反转因子在 2010-2022.4 期间的月度十组分档超额收益和多空收益表现。可以看到，三个月反转因子十组分档收益较为单调，多头组合每月超额均值 0.43%，从多空收益来看，2018 年之前多头能较为稳健跑赢空头，而 2019 年以来多空收益大部分时候处于震荡行情中。该因子的月度 IC 均值 0.055，年化 ICIR 为 1.88，月度胜率 73%，2019 年以来月度 IC 均值 0.035，年化 ICIR 为 1.35，月度胜率 73%。

我们将前文中公式(1)中的一个反转替换为三个月反转，即可构建改进后的结构化三个月反转因子：

$$Reverse_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} \cdot Ret_{j,60} - Ret_{i,60}, \quad \sum_{j=1}^N w_{ij} = 1$$

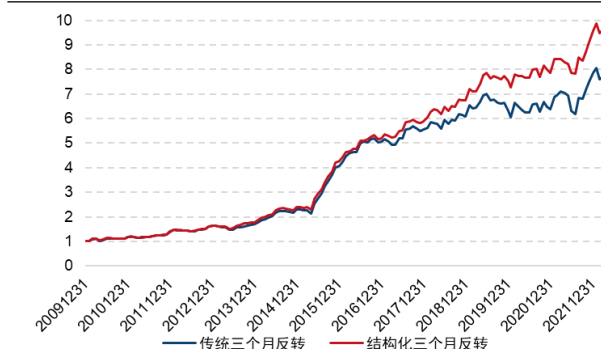
其中 $Ret_{i,60}$ 为股票 i 过去三个月收益率。我们同样以分析师共同覆盖、基金共同持仓、概念公共覆盖、形态相似股票的顺序来构建均值回复基准，得到结构化三个月反转因子。

图 52：三个月反转因子改进前后月度超额均值



资料来源：Wind，朝阳永续，国信证券经济研究所整理

图 53：三个月反转因子改进前后的多空收益



资料来源：Wind，朝阳永续，国信证券经济研究所整理

上图同时也展示了结构化三个月反转因子在 2010-2022.4 期间的月度十组分档超额收益和多空收益表现。可以看到，结构化三个月反转因子十组分档收益非常单调，多头组合每月超额均值从原始的 0.41% 提高到 0.55%，从多空收益来看，多头能较为稳健跑赢空头，并且 2019 年以来多空收益走势也明显比原始因子更稳健。该因子的月度 IC 均值 0.056，年化 ICIR 2.2，月度胜率 75%，2019 年以来月度 IC 均值 0.04，年化 ICIR 1.89，月度胜率 73%，显著好于原始三个月反转因子。

日内反转因子

股票的日度收益可以拆分为隔夜收益和日内收益，并且股票的日内收益也呈现出较强的反转效应，这里我们定义股票*i*的一个月日内反转因子如下：

$$Intra_reverse_i = \sum_{t=1}^{20} \ln(close_{i,t}/open_{i,t})$$

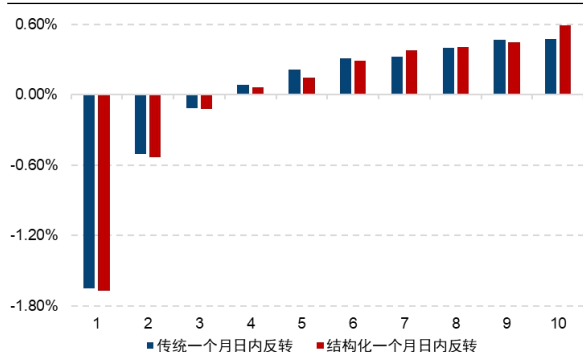
下图展示了一个月日内反转因子在 2010-2022.4 期间的月度十组分档超额收益和多空收益表现。可以看到，一个月日内反转因子十组分档收益较为单调，多头组合每月超额均值 0.48%，从多空收益来看，2018 年之前多头能较为稳健跑赢空头，而 2019 年以来多空收益的波动比历史上有所放大。该因子的月度 IC 均值 0.072，年化 ICIR2.77，月度胜率 80%，2019 年以来月度 IC 均值 0.058，年化 ICIR2.62，月度胜率 75%。

我们将前文中公式(1)中的一个反转替换为一个日内反转，即可构建改进后的结构化一个月日内反转因子：

$$Reverse_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} \cdot Intra_reverse_{j,20} - Intra_reverse_{i,20}, \quad \sum_{j=1}^N w_{ij} = 1$$

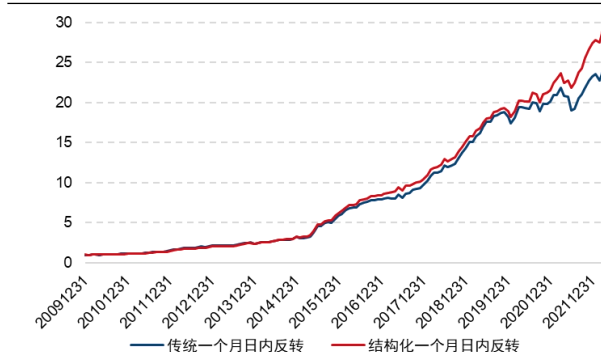
其中， $Intra_reverse_{i,20}$ 为股票 *i* 的一个月日内反转因子取值。我们同样以分析师共同覆盖、基金共同持仓、概念公共覆盖、形态相似股票的顺序来构建均值回复基准，得到结构化一个月日内反转因子。

图 54：一个月日内反转因子改进前后的月度超额均值



资料来源：Wind，国信证券经济研究所整理

图 55：一个月日内反转因子改进前后的多空收益



资料来源：Wind，国信证券经济研究所整理

上图也展示了结构化一个月日内反转因子在 2010-2022.4 期间的月度十组分档超额收益和多空收益表现。可以看到，结构化一个月日内反转因子十组分档收益非常单调，多头组合每月超额均值从原始因子的 0.48% 提高到 0.59%，从多空收益来看，多头能较为稳健跑赢空头，并且 2019 年以来多空收益走势也明显比原始因子更稳健。该因子的月度 IC 均值 0.072，年化 ICIR3.19，月度胜率 83%，2019 年以来月度 IC 均值 0.06，年化 ICIR3.24，月度胜率 85%，显著好于原始因子。

指数增强组合中的应用

在前文中我们验证了改进后的结构化反转因子的选股能力，这里我们进一步检验其在选股组合中是否能贡献额外的超额收益。我们在中证 500 指数和中证 1000 指数增强组合中验证其效果。

首先我们构建中证 500 指数增强组合，组合具体的构建方式可见我们于 2021 年

10月20日发表的研报《基于风险预算的中证500指数增强策略》。在该指数增强组合中，我们的因子库包含传统的一个月反转因子、三个月反转因子，我们将这两个因子替换为结构化一个月反转因子和结构化三个月反转因子，对比组合的超额收益表现。

我们以中证500指数为基准构造指数增强模型，模型构建的参数如下：

- 回测时间：2010年-2022年4月；
- 基准指数：中证500；
- 交易成本：买入0.1%，卖出0.2%；
- 调仓频率：月频；
- 股票池：剔除上市半年以内的新股、ST股票、ST摘帽不满3个月、退市前1个月的股票，调仓时非停牌、涨跌停的股票，过去20个交易日日均成交额高于1000万；
- 行业及风格约束：中信一级行业、市值风格相对于基准的暴露为0；
- 个股权重约束：相对于成分股权重偏离上限1%。

由于A股停牌、涨跌停经常出现，考虑调仓时股票的可交易性，如遇到上期持仓股票停牌、涨跌停时，我们继续持有该股票，即保持该股票本期权重不变。

表4：中证500指数增强组合历史收益表现

年份	原始中证500增强组合收益表现					新中证500增强组合收益表现				
	绝对收益	超额收益	相对最大回撤	信息比	月度胜率	绝对收益	超额收益	相对最大回撤	信息比	月度胜率
2010	39.77%	29.70%	1.55%	5.85	91.67%	38.86%	28.80%	1.45%	5.79	91.67%
2011	-20.60%	13.22%	0.95%	5.16	91.67%	-21.01%	12.81%	0.93%	5.20	91.67%
2012	32.04%	31.76%	1.22%	7.23	100.00%	31.99%	31.71%	0.96%	7.35	100.00%
2013	46.49%	29.60%	2.79%	4.63	100.00%	46.76%	29.87%	2.74%	4.78	100.00%
2014	50.40%	11.39%	3.20%	1.69	75.00%	53.66%	14.65%	2.27%	2.12	75.00%
2015	106.93%	63.82%	4.16%	4.40	83.33%	108.53%	65.42%	3.23%	4.67	100.00%
2016	3.46%	21.24%	1.34%	5.69	91.67%	6.05%	23.83%	1.29%	6.11	100.00%
2017	17.39%	17.60%	2.56%	4.23	91.67%	17.44%	17.64%	2.25%	4.29	91.67%
2018	-15.51%	17.81%	1.66%	5.31	100.00%	-16.71%	16.61%	1.18%	5.06	100.00%
2019	46.37%	19.99%	4.37%	2.93	75.00%	48.19%	21.80%	3.24%	3.22	75.00%
2020	41.40%	20.53%	2.55%	2.83	83.33%	42.39%	21.52%	2.52%	3.04	91.67%
2021	31.56%	15.98%	3.75%	2.35	66.67%	34.20%	18.62%	2.66%	2.77	75.00%
20220429	-17.43%	6.10%	0.95%	4.96	100.00%	-17.20%	6.32%	1.15%	5.30	100.00%
全样本期	25.66%	23.75%	4.37%	4.09	87.84%	26.41%	24.50%	3.24%	4.29	91.22%

资料来源：Wind，朝阳永续、国信证券经济研究所整理

上表展示了原始中证500增强组合和新中证500增强组合的历史收益表现。原始组合年化超额收益23.75%，信息比4.09，月度胜率87.84%，而替换了两个反转因子后的新增强组合年化超额收益从原始组合的23.75%提升到24.50%，信息比从4.09提升到4.29，最大相对回撤从4.37%下降到3.24%，月度胜率从87.84%提升到91.22%，并且大部分年份的超额收益都有提升。

下面我们构建中证 1000 指数增强组合，组合具体的构建方式和中证 500 指数增强的构建方式一致。模型构建的参数如下：

- 回测时间：2015 年-2022 年 4 月；
- 基准指数：中证 1000；
- 交易成本：买入 0.1%，卖出 0.2%；
- 调仓频率：月频；
- 股票池：剔除上市半年以内的新股、ST 股票、ST 摘帽不满 3 个月、退市前 1 个月的股票，调仓时非停牌、涨跌停的股票，过去 20 个交易日日均成交额高于 1000 万；
- 行业及风格约束：中信一级行业、市值风格相对于基准的暴露为 0；
- 个股权重约束：相对于成分股权重偏离上限 1%。

下表展示了原始中证 1000 指数增强组合和新中证 1000 指数增强组合的历史收益表现。原始组合年化超额收益 28.14%，信息比 3.57，最大相对回撤 7.68%，月度胜率 84.09%，而新增强组合年化超额收益从原始组合的 28.14% 提升到 29.96%，信息比从 3.57 提升到 3.92，最大相对回撤从 7.68% 降低到 5.14%，并且大部分年份的超额收益都有提升。

表5：中证 1000 指数增强组合历史收益表现

年份	原始中证 1000 增强组合收益表现					新中证 1000 增强组合收益表现				
	绝对收益	超额收益	相对最大回撤	信息比	月度胜率	绝对收益	超额收益	相对最大回撤	信息比	月度胜率
2015	147.18%	71.08%	5.22%	3.05	91.67%	151.26%	75.16%	4.44%	3.38	83.33%
2016	10.04%	30.04%	2.00%	6.29	100.00%	11.09%	31.09%	1.58%	6.39	100.00%
2017	6.17%	23.53%	1.88%	5.92	91.67%	4.67%	22.03%	2.02%	5.58	91.67%
2018	-13.59%	23.28%	1.33%	6.35	100.00%	-14.89%	21.98%	1.38%	6.13	100.00%
2019	49.36%	23.69%	5.13%	3.21	75.00%	54.60%	28.93%	3.92%	3.89	75.00%
2020	47.24%	27.85%	4.29%	3.27	75.00%	47.27%	27.88%	3.33%	3.31	83.33%
2021	27.92%	7.40%	7.68%	0.73	50.00%	35.69%	15.17%	5.14%	1.65	58.33%
20220429	-19.78%	8.63%	1.40%	5.32	100.00%	-18.88%	9.53%	1.37%	5.69	100.00%
全样本期	27.44%	28.14%	7.68%	3.57	84.09%	29.27%	29.96%	5.14%	3.92	85.23%

资料来源：Wind，朝阳永续、国信证券经济研究所整理

从中证 500、中证 1000 指数增强组合的前后对比来看，我们改进的结构化反转因子确实也能贡献增量的超额收益。

总结

反转因子的统一框架

A股市场具有显著的反转效应，反转因子长期有效但是2019年以来呈现出阶段性的失效。我们从反转因子的均值回复本质入手建立了反转因子的统一框架，并尝试为每只股票寻找其更精准合理的均值回复基准。我们从分析师共同覆盖、基金共同持仓、概念共同覆盖、形态相似股票四种不同的维度为不同类型股票构建了均值回复的基准，从而构建了改进的反转因子：

- 分析师共同覆盖：共同覆盖两只股票的分析师越多，两只股票可能越相似，因此可以分析师共同覆盖的股票来构建股票的均值回复基准。
- 基金共同持仓：共同买两只股票的基金越多，股票的基本面可能越相似，因此可以通过基金共同持仓的股票来构建股票的均值回复基准。
- 概念共同覆盖：共同覆盖两只股票的概念板块越多，两只股票可能越相似，因此可以概念共同覆盖的股票来构建股票的均值回复基准。
- 形态相似股票：股票的长期价格走势越接近，两只股票可能越相似，因此可以形态相似的股票来构建股票的均值回复基准。

在四种基准下构建的反转因子的选股能力都得到了显著提高，并且2019年以来的选股能力也都得到了明显提升。

结构化反转因子

我们以分析师共同覆盖、基金共同持仓、概念公共覆盖、形态相似股票的顺序来构建股票的均值回复基准从而得到结构化反转因子，因子月度IC均值0.065，年化ICIR为2.67，在2019年之前及2019年之后反转因子阶段性失效期间因子的表现均显著好于传统反转因子。将结构化反转因子对传统反转因子剥离得到的残差因子仍然具有显著的选股能力，月度IC均值0.033，年化ICIR为2.65，而将传统反转因子对结构化反转因子剥离后因子不再显著，这说明我们构建的结构化反转因子确实提供了额外的选股能力。

其他反转类因子的应用

我们复用同该框架来改进三个月反转、一个月日内反转等其他反转类因子，两个因子的IC均值、ICIR、多空收益都得到了显著改善，说明我们的因子构建框架能够用来改进其他反转类因子。

增强组合中的应用

我们进一步检验改进的结构化反转因子能否在指数增强组合中贡献增量超额收益。我们将中证500、中证1000指数增强组合中的反转类因子替换为改进后的结构化反转因子：

- 中证500增强组合的年化超额收益从23.75%提升到24.50%、最大相对回撤从4.37%降低到3.24%、信息比从4.09提升到4.29。
- 中证1000增强组合的年化超额收益从28.14%提升到29.96%、最大相对回撤从7.68%降低到5.14%、信息比从3.57提升到3.92。

参考文献

Kahneman, D., 1973. Attention and Effort. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.

Shiller, Robert J., Stanley Fischer, and Benjamin M. Friedman. "Stock prices and social dynamics." *Brookings papers on economic activity* 1984.2 (1984): 457-510.

De Bondt, Werner FM, and Richard Thaler. "Does the stock market overreact?." *The Journal of finance* 40.3 (1985): 793-805.

Black, Fischer. "Noise." *The journal of finance* 41.3 (1986): 528-543.

Stiglitz, Joseph E. "Using tax policy to curb speculative short-term trading." *Journal of Financial Services Research* 3.2 (1989): 101-115.

Summers, Lawrence H., and Victoria P. Summers. "When financial markets work too well: A cautious case for a securities transactions tax." *Journal of financial services research* 3.2 (1989): 261-286.

Jegadeesh, Narasimhan. "Evidence of predictable behavior of security returns." *The Journal of finance* 45.3 (1990): 881-898.

Lehmann, Bruce N. "Fads, martingales, and market efficiency." *The Quarterly Journal of Economics* 105.1 (1990): 1-28.

Jegadeesh, Narasimhan, and Sheridan Titman. "Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency." *The Journal of finance* 48.1 (1993): 65-91.

Cooper, Michael J., Orlin Dimitrov, and P. Raghavendra Rau. "A rose. com by any other name." *The journal of Finance* 56.6 (2001): 2371-2388.

Subrahmanyam, Avanidhar. "Distinguishing between rationales for short - horizon predictability of stock returns." *Financial Review* 40.1 (2005): 11-35.

Peng, Lin, and Wei Xiong. "Investor attention, overconfidence and category learning." *Journal of Financial Economics* 80.3 (2006): 563-602.

Tsinaslanidis, Prodromos E., and Dimitris Kugiumtzis. "A prediction scheme using perceptually important points and dynamic time warping." *Expert Systems with Applications* 41.15 (2014): 6848-6860.

Yao, Xinxin, and Hua-Liang Wei. "Short-term stock price forecasting based on similar historical patterns extraction." *2017 23rd International Conference on Automation and Computing (ICAC)*. IEEE, 2017.

Ali, Usman, and David Hirshleifer. "Shared analyst coverage: Unifying momentum spillover effects." *Journal of Financial Economics* 136.3 (2020): 649-675.

Qianqian Du, Dawei Liang, Zilin Chen, Jun Tu. "Concept Links and Return Momentum." *Journal of Banking and Finance*, Vol.134(2022):106329.

攀登, 施东晖, and 曹敏. "中国个人投资者采用股价趋势交易策略的经验研究." *世界经济* 26.11(2003):7.

免责声明

分析师声明

作者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，力求独立、客观、公正，结论不受任何第三方的授意或影响；作者在过去、现在或未来未就其研究报告所提供的具体建议或所表述的意见直接或间接收取任何报酬，特此声明。

国信证券投资评级

类别	级别	说明
股票 投资评级	买入	股价表现优于市场指数 20%以上
	增持	股价表现优于市场指数 10%-20%之间
	中性	股价表现介于市场指数 $\pm 10\%$ 之间
	卖出	股价表现弱于市场指数 10%以上
行业 投资评级	超配	行业指数表现优于市场指数 10%以上
	中性	行业指数表现介于市场指数 $\pm 10\%$ 之间
	低配	行业指数表现弱于市场指数 10%以上

重要声明

本报告由国信证券股份有限公司（已具备中国证监会许可的证券投资咨询业务资格）制作；报告版权归国信证券股份有限公司（以下简称“我公司”）所有。本报告仅供我公司客户使用，本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式使用、复制或传播。任何有关本报告的摘要或节选都不代表本报告正式完整的观点，一切须以我公司向客户发布的本报告完整版本为准。

本报告基于已公开的资料或信息撰写，但我公司不保证该资料及信息的完整性、准确性。本报告所载的信息、资料、建议及推测仅反映我公司于本报告公开发布当日的判断，在不同时期，我公司可能撰写并发布与本报告所载资料、建议及推测不一致的报告。我公司不保证本报告所含信息及资料处于最新状态；我公司可能随时补充、更新和修订有关信息及资料，投资者应当自行关注相关更新和修订内容。我公司或关联机构可能会持有本报告中所提到的公司所发行的证券并进行交易，还可能为这些公司提供或争取提供投资银行、财务顾问或金融产品等相关服务。本公司的资产管理部门、自营部门以及其他投资业务部门可能独立做出与本报告中所提及的意见或建议不一致的投资决策。

本报告仅供参考之用，不构成出售或购买证券或其他投资标的的要约或邀请。在任何情况下，本报告中的信息和意见均不构成对任何个人的投资建议。任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。投资者应结合自己的投资目标和财务状况自行判断是否采用本报告所载内容和信息并自行承担风险，我公司及雇员对投资者使用本报告及其内容而造成的一切后果不承担任何法律责任。

证券投资咨询业务的说明

本公司具备中国证监会核准的证券投资咨询业务资格。证券投资咨询，是指从事证券投资咨询业务的机构及其投资咨询人员以下列形式为证券投资人或者客户提供证券投资分析、预测或者建议等直接或者间接有偿咨询服务的活动：接受投资人或者客户委托，提供证券投资咨询服务；举办有关证券投资咨询的讲座、报告会、分析会等；在报刊上发表证券投资咨询的文章、评论、报告，以及通过电台、电视台等公众传播媒体提供证券投资咨询服务；通过电话、传真、电脑网络等电信设备系统，提供证券投资咨询服务；中国证监会认定的其他形式。

发布证券研究报告是证券投资咨询业务的一种基本形式，指证券公司、证券投资咨询机构对证券及证券相关产品的价值、市场走势或者相关影响因素进行分析，形成证券估值、投资评级等投资分析意见，制作证券研究报告，并向客户发布的行为。

国信证券经济研究所

深圳

深圳市福田区福华一路 125 号国信金融大厦 36 层

邮编：518046 总机：0755-82130833

上海

上海浦东民生路 1199 弄证大五道口广场 1 号楼 12 层

邮编：200135

北京

北京西城区金融大街兴盛街 6 号国信证券 9 层

邮编：100032